



HAL
open science

Application des ondelettes à l'analyse de texture et à l'inspection de surface industrielle

D. Wolf, R. Husson

► **To cite this version:**

D. Wolf, R. Husson. Application des ondelettes à l'analyse de texture et à l'inspection de surface industrielle. Journal de Physique III, 1993, 3 (11), pp.2133-2148. 10.1051/jp3:1993266 . jpa-00249072

HAL Id: jpa-00249072

<https://hal.science/jpa-00249072>

Submitted on 4 Feb 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Classification

Physics Abstracts

06.70 — 06.90 — 07.60D — 87.32S

Application des ondelettes à l'analyse de texture et à l'inspection de surface industrielle

D. Wolf et R. Husson

Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CNRS URA 821), 2 av. de la Forêt de Haye, 54500 Vandœuvre, France

(Reçu le 7 janvier 1993, révisé le 26 mai 1993, accepté le 30 août 1993)

Résumé. — Nous présentons une méthode d'analyse de texture fondée sur l'analyse multirésolution par ondelettes. Nous discutons du problème du choix théorique et expérimental de l'ondelette. Le problème de la modélisation statistique des images d'ondelettes est traité et aboutit à considérer la distribution statistique comme une loi de Gauss généralisée. Un algorithme de classification de texture est construit à l'aide de la variance des différentes images d'ondelettes. Enfin, une application industrielle de cet algorithme illustre ses qualités et démontre son aptitude à l'automatisation de certaines tâches de contrôle industriel.

Abstract. — This paper presents a method of texture analysis based on multiresolution wavelets analysis. We discuss the problem of theoretical and experimental choice of the wavelet. Statistical modelling of wavelet images is treated and it results in considering statistical distribution to be a generalized Gaussian law. An algorithm for texture classification is developed with respect of the variances of different wavelet images. An industrial application of this algorithm illustrates its quality and proves its aptitude for automation of certain tasks in industrial control.

1. Introduction.

1.1 OBJECTIFS. — L'analyse de texture est un thème de recherche très étudié depuis deux décennies. De nombreux progrès ont été réalisés sur le plan de la qualité des algorithmes d'analyse et notamment, sur les techniques de segmentation d'images par la texture.

La médecine, la métallurgie, l'industrie en général, sont des secteurs où la caractérisation des états de surface (maladie de peau, rugosité des états de surface de pièces mécaniques, aspect de surface du bois) fait appel à la vision artificielle et plus particulièrement à l'analyse de texture.

Dans ces secteurs, les diagnostics issus de l'analyse de la texture d'une surface restent encore, dans bien des cas, sous le contrôle du regard d'un opérateur humain qui souvent est qualifié d'expert. On utilise ici la grande capacité de l'homme à caractériser, identifier et apprécier extrêmement rapidement des nuances d'aspect sur des surfaces.

Dans un contexte industriel, la construction d'un dispositif automatique d'inspection d'état de surface fondé sur l'analyse de texture requière un certain nombre de qualités pour être opérationnel. Le système doit généralement être rapide, souvent temps réel et économiquement rentable. L'algorithme d'analyse doit être capable de caractériser la texture de manière formelle, mais aussi de fournir des résultats avec des niveaux de performances proches de ceux que fournirait l'expert.

Les résultats de recherche présentés dans cet article décrivent une méthode d'analyse de texture fondée sur l'étude de la répartition statistique des coefficients d'ondelettes de l'image. C'est une méthode qui fait partie des méthodes espace-fréquence et qui rassemble les qualités évoquées plus haut, à savoir : la simplicité de mise en œuvre, donc la rapidité d'exécution pour un coût matériel raisonnable et l'aptitude sur certains points à imiter les performances du système visuel de l'homme. Cette méthode a été testée dans le contrôle de qualité du fini de surface des tôles laminées à froid.

1.2 REVUE DES PRINCIPALES MÉTHODES D'ANALYSE DE TEXTURE. — Les travaux relatés dans cet article concernent l'inspection automatique de surfaces non structurées qui présentent un aspect chaotique mais néanmoins régulier de type microtextures (Fig. 2).

Pour ce type de surface, les techniques d'analyse de texture fondées sur les méthodes structurelles sont inefficaces. Bien que saisissant quelques aspects du fonctionnement du système visuel humain, elles demeurent inopérantes en présence de texture peu structurée [1].

Les méthodes issues de la morphologie mathématique (granulométrie [2]) peuvent dans ce domaine être plus performantes.

Les méthodes statistiques fournissent la caractérisation la plus fine et la plus efficace pour la description d'une texture [3]. Les modèles de type matrices de cooccurrences sont les plus performants, malheureusement ils sont aussi les plus lourds à mettre en œuvre. C'est pourquoi on préfère souvent utiliser des modèles moins généraux mais qui dans le cadre d'applications ciblées sont aussi performants pour une charge de calcul réduite.

La technique des matrices de longueurs de plages (LDP) est une approche plus intuitive qui autorise des temps de calculs plus faibles que l'approche statistique. Cette méthode est fondée sur l'étude de la répartition des plages de niveaux de gris constant dans une série de directions données dans l'image [4].

Les algorithmes de segmentation d'images par les contours peuvent être étendus à l'analyse de texture : il ne s'agit plus de définir le contour d'une région mais plutôt d'étudier la densité de contours ou d'extrêmes (maxima et minima) présents dans l'image. Cette technique apporte, dans certains cas, des solutions simples à des problèmes d'inspection de surfaces [5].

La dernière grande classe de méthodes concerne l'étude de la représentation espace-fréquence de la texture où les techniques employées se distinguent par les résolutions jointes en espace-fréquence. Une des premières approches qui a été développée se fonde sur la transformée de Fourier à court terme. Pentland [6] propose l'estimation de la dimension fractale d'une texture à structure fractale, à partir du spectre d'énergie de la transformée de Fourier à court terme. La transformée de Vigner est exploitée par Wechsler [7] pour segmenter la texture. Le filtrage, à l'aide des filtres de Gabor bidimensionnels, introduit par Bovik [8] permet d'analyser des textures qui ont une énergie fréquentielle localisée. Laws [9] met au point des transformées linéaires locales permettant la construction de bancs de filtres qui mettent en évidence les transitions, les impulsions et les plats dans une image. La mesure de l'énergie à la sortie de ces filtres conduit à la description de la texture.

La notion d'échelle est introduite par Marr [10] qui souligne la relative indépendance du comportement des textures à différentes échelles. Cette idée est reprise par Burt [11] sous la forme d'une analyse à structure pyramidale. Par itération d'opérations de filtrage sur l'image, il construit une pyramide multirésolution qui permet l'étude de la texture à différentes échelles.

Les filtres sont obtenus à partir de la différence de deux filtres gaussiens : c'est la représentation DOG (Difference of Gaussians) ou la généralisation de cette technique c'est-à-dire la différence de deux filtres passe-bas, on parle alors de la représentation DOLP (Difference of low-pass) [12].

La méthode d'analyse que nous présentons dans la suite fait partie des techniques espace-fréquence. Comme la méthode DOLP ou DOG elle est fondée sur le filtrage et l'analyse multirésolution. La différence essentielle provient de la construction des filtres qui sont obtenus à partir des ondelettes.

2. Ondelettes et texture.

2.1 APPORT DES ONDELETTES DANS L'ANALYSE DE TEXTURE. — La méthode que nous proposons a été conçue pour répondre à des opérations de contrôle industriel. Il s'agit de décharger les opérateurs humains des tâches d'expertises et de qualification d'états de surface de produits manufacturiers. Les nuances de textures à apprécier sur ces surfaces sont souvent difficiles à distinguer pour un opérateur non entraîné. De plus, l'examen est souvent réalisé en temps limité. Dans l'industrie automobile, quelques secondes suffisent à un expert pour qualifier quelques mètres carrés de tôle automobile plane. L'examen se déroule généralement en deux phases : en premier lieu l'opérateur regarde l'aspect général de la surface, en second lieu il examine, à l'aide d'une optique grossissante, des endroits particuliers pris *apparemment* au hasard.

A l'évidence dans ce type d'expertise la notion d'échelle intervient fortement. Les conclusions de l'expertise relèvent beaucoup plus de la notion de réflexes conditionnés que d'une analyse cognitive. Ce sont ces remarques qui nous ont conduit à rechercher des méthodes d'analyse de bas niveau, capables : d'avoir des similitudes avec le système visuel humain, de réaliser une analyse multirésolution et d'être implantable industriellement. Les méthodes structurelles et statistiques sont inexploitable dans ce cadre (les temps de calcul sont prohibitifs). Les méthodes fréquentielles et en particulier celles fondées sur le filtrage, par exemple à l'aide des filtres de Gabor et/ou sur l'analyse multirésolution, sont plus appropriées.

Le filtrage des images à l'aide des filtres de Gabor en vue de l'analyse ou de la construction d'une pyramide multirésolution permet une analyse avec des orientations spatiales, des bandes passantes et des fréquences centrales réglables. La résolution spatio-fréquentielle est dans ce cas optimale (meilleure résolution fréquentielle et spatiale à la fois). La discrimination ou la segmentation de la texture s'effectue par la mesure de l'énergie de sortie des bancs de filtres. Ces méthodes sont à recommander pour analyser des textures dont l'énergie est concentrée dans des bandes de fréquences et des directions particulières (tissus, laine).

En présence de texture à large bande de fréquence, le filtrage à l'aide de filtres de type Gabor ne convient plus. La transformée en ondelettes apporte alors une alternative intéressante, notamment par le biais de l'analyse multirésolution. Ainsi, on peut étudier une texture selon la procédure utilisée par l'homme, c'est-à-dire par analyse hiérarchique en allant de l'essentiel vers le détail. La grande différence entre le filtrage de Gabor et les ondelettes est que ces dernières autorisent une résolution spatio-fréquentielle variable en fonction de la taille des détails à observer. L'utilisation de bases orthogonales d'ondelettes conduit à la construction d'une pyramide multirésolution, sans augmentation du nombre total de pixels de l'image, avec une assez bonne décorrélation [13] entre les différents niveaux de résolution et les différentes directions de filtrage (les bandes passantes des filtres sont presque disjointes). Ces deux qualités font la différence fondamentale entre la pyramide classique, par exemple de Burt [11] et la pyramide construite à partir des ondelettes.

Des études physiologiques ont montré que le système visuel humain est sensible à

l'orientation [14] et à la nature fréquentielle [15] d'une image [16]. Il est notamment souligné que la sensibilité est variable avec l'orientation des signaux image. De même les travaux expérimentaux menés sur le cortex semblent démontrer que l'information optique subit un filtrage fréquentiel passe bande dont les largeurs de bandes des différents filtres sont sensiblement équirépartis sur une échelle logarithmique, pour les fréquences les plus élevées. Comme on le verra plus loin, il y a des points communs entre l'algorithme de décomposition multirésolution obtenu par les ondelettes et le modèle du système visuel humain.

2.2 DÉFINITION DES ONDELETTES. — A l'origine, les ondelettes ont été introduites dans le cas monodimensionnel par Morlet. Elles sont obtenues par dilatation et translation d'une seule fonction g selon [17] :

$$g_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} g \left[\frac{t-b}{a} \right] \quad a > 0, \quad b \in \mathbb{R}. \quad (1)$$

Le facteur a représente le paramètre d'échelle (la dilatation) tandis que le paramètre b fournit la translation. L'ondelette g ainsi que sa transformée de Fourier doivent être bien localisées. De plus l'ondelette doit être oscillante et répondre à la condition :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dx = 0. \quad (2)$$

L'objectif de la transformée en ondelettes est de représenter une fonction f d'énergie finie comme la résultante de superposition d'ondelettes. Les différentes combinaisons des facteurs b et a traduisent respectivement la position et la fréquence moyenne des ondelettes entrant dans la construction de la fonction f . Les coefficients d'ondelettes de la fonction f sont donnés par :

$$C_f(a, b) = (f, g_{a,b}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{g}_{a,b}(t) dt. \quad (3)$$

Quand on désire évaluer numériquement les coefficients $C_f(a, b)$ on se restreint à un ensemble fini de valeurs a et b . Par exemple

$$a_m = \alpha^m \quad \text{et} \quad b_n = n\beta \alpha^m \quad \alpha > 1; \quad \beta > 0 \quad \text{et} \quad n, m \in \mathbb{Z}$$

$$g_{a_m b_n}(t) = \alpha^{-\frac{m}{2}} g(\alpha^{-m} t - n\beta). \quad (4)$$

Meyer [18] a montré que pour les valeurs particulières $\alpha = 2$; $\beta = 1$, soit $a = 2^j$ et $b = k2^j$, les $g_{2^j, k2^j}(t)$ forment une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$ qu'il est d'usage de noter $\psi_{j,k}$. On peut alors décomposer le signal f en une série double :

$$f(t) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}(t). \quad (5)$$

La relation (5) qui a été étudiée en détail par Meyer et Mallat a débouché sur le concept d'analyse multirésolution dont Mallat a été un des principaux artisans [19]. L'analyse multirésolution permet un calcul aisé et rapide de la transformée en ondelettes, en introduisant une fonction supplémentaire dite « d'échelle » notée φ . La décomposition en ondelettes d'une image numérique est présentée sous la forme d'un filtrage par des bancs de filtres rejoignant ainsi le schéma de codage en sous-bande introduit par Esteban et Galand [20]. Ce schéma d'analyse conduit à une interprétation des images en termes d'échelle et produit 3 images

d'ondelettes par résolution dans les directions horizontale, verticale et oblique. La figure 1 illustre l'algorithme numérique de décomposition multirésolution d'une image. On part d'une image à la résolution $j + 1$ et on calcule quatre sous-images de taille quatre fois plus petite. L'image $A_2^d f$ est l'image de résolution inférieure, les trois autres images correspondent aux coefficients d'ondelettes dans les trois directions principales. Ces quatre images sont obtenues par filtrage numérique puis sous-échantillonnage. Les filtres h et g sont construits à partir d'ondelettes bidimensionnelles obtenues par produit tensoriel d'ondelettes monodimensionnelles [19].

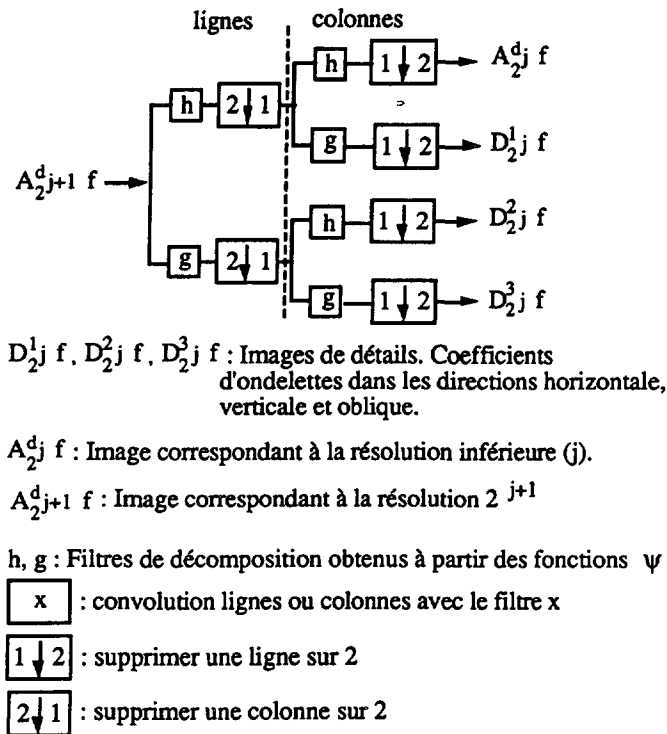


Fig. 1. — Schéma de principe d'un étage de l'analyse multirésolution par ondelettes.

[Principle of one step of multiresolution analysis by wavelets.]

Le schéma d'analyse multirésolution ainsi construit est à rapprocher du modèle du système visuel humain construit par les psychophysiciens. En effet, on peut noter une similitude entre ces deux systèmes, mais aussi des différences importantes en particulier la non-séparabilité en horizontal et vertical du système visuel humain. Ce dernier point pouvant par ailleurs être reconsidéré dans le cadre de l'analyse multirésolution non séparable [21]. Bien que le modèle des psychophysiciens et l'analyse multirésolution ne coïncide pas parfaitement, l'analyse multirésolution séparable est une approche intéressante pour tenter d'automatiser des contrôles visuels humains. La figure 2 montre un exemple de décomposition multirésolution sur une image.

Ce type de décomposition par filtrage directionnel est aussi parfaitement bien adapté au contrôle de produits manufacturiers texturés qui ont eux aussi souvent des directions privilégiées (bois, tôle laminée, etc.).

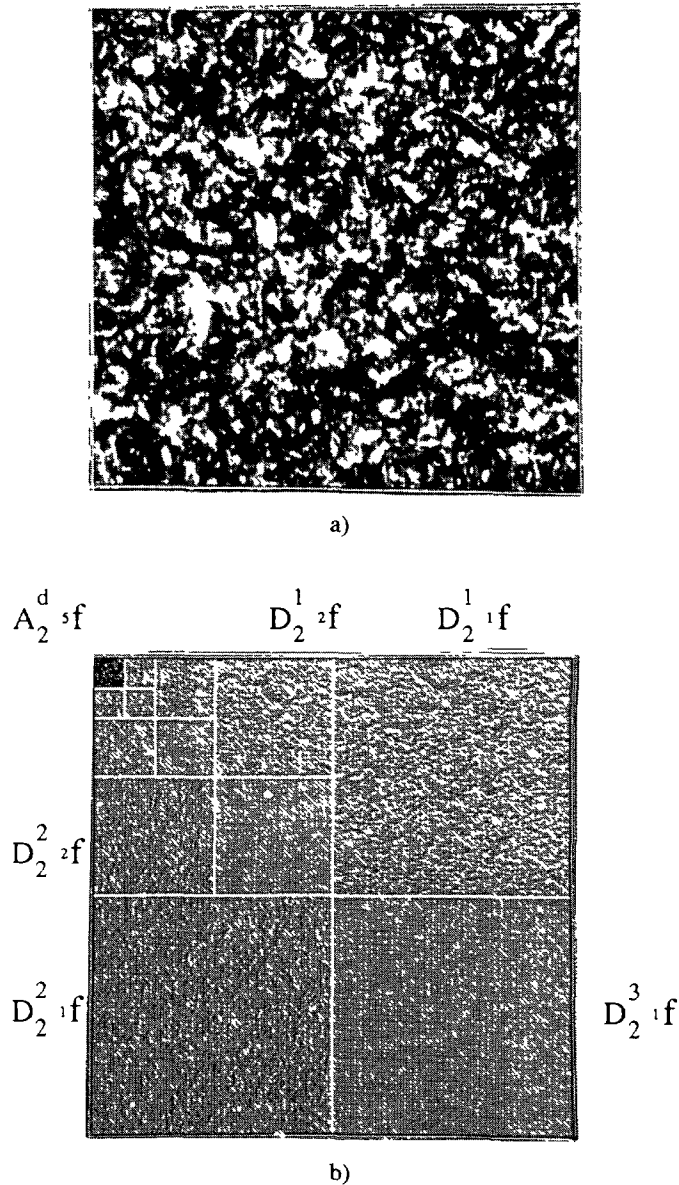


Fig. 2. — Exemple de décomposition multirésolution. (a) Représente l'image originale, c'est une image de texture de tôle de 1 mm^2 de 512×512 pixels. (b) Représentation multirésolution de l'image (a).

[Example of multiresolution decomposition. (a) Represents the original image, it is a 512×512 pixels image of a 1 mm^2 sheet metal texture. (b) Multiresolution representation of image (a).]

Le résultat de la décomposition en ondelettes ainsi définie va donc être conditionné par le choix des filtres h et g qui découlent du choix des fonctions φ et ψ de l'analyse multirésolution.

2.3 CRITÈRES DE CHOIX DES ONDELETTES. — Ils sont liés aux propriétés suivantes : possibilité de localisation spatiale de φ et ψ , nombre d'oscillations, régularité, utilisation de filtres

numériques à faible nombre de coefficients (RIF) et de filtres symétriques ou antisymétriques, aptitude à la reconstruction exacte, et enfin orthogonalité.

La localisation spatiale des ondelettes est une propriété importante en traitement d'images, elle permet l'analyse de phénomènes locaux comme les singularités ou les contours par exemple.

Les oscillations plus ou moins nombreuses des ondelettes traduisent le nombre de moments nuls M_n de celles-ci.

$$M_n = \int_{-\infty}^{\infty} t^n \psi(t) dt = 0, \quad 0 \leq n < N. \quad (6)$$

Plus le nombre N de moments nuls sera important, plus les coefficients d'ondelettes seront faibles dans les régions irrégulières de l'image. En effet on peut localement approcher une région irrégulière par un polynôme de degré N élevé. Les coefficients d'ondelettes de cette région obtenus par projections sur des ondelettes à N moments nuls seront nuls.

La régularité est la propriété duale de la précédente. Lorsque l'on désire reconstruire une image à partir des coefficients d'ondelettes avec une résolution élevée il faut que le processus itératif de reconstruction n'introduise pas d'artefact. Cette qualité sera d'autant plus présente que les ondelettes choisies seront douces et régulières. Mathématiquement on peut caractériser cette propriété par l'appartenance de φ et ψ à l'espace C^α selon :

$$f \in C^\alpha \Leftrightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{f}(\xi)| (1 + |\xi|)^\alpha d\xi < \infty. \quad (7)$$

La réponse impulsionnelle finie et le faible nombre de coefficients numériques (qui s'explique par le nombre important de moments nuls) pour la caractériser sont des données fondamentales en pratique, car elles conditionnent les temps de calcul et donc une implantation temps réel avec des coûts raisonnables.

La symétrie ou l'antisymétrie des filtres est recommandée en traitement d'images afin de respecter la notion d'anticausalité inhérente au signal image.

La reconstruction exacte est surtout utile quand on fait du codage en sous-bande et de la compression d'image où il est souhaitable de pouvoir recalculer l'image initiale.

L'orthogonalité permet une projection non redondante.

Malheureusement toutes ces propriétés ne peuvent pas être réunies en même temps. Il n'existe pas de bases orthogonales d'ondelettes à phase linéaire et à support compact à part la base de Haar qui, elle, souffre d'un manque de régularité. Pour les applications pratiques il faut faire un compromis. Ainsi, certains auteurs abandonnent la condition d'orthogonalité afin de satisfaire les autres et aboutissent à la construction de bases biorthogonales [22]; d'autres tronquent les réponses impulsionnelles. Ces choix dépendent de l'application envisagée, néanmoins les rôles respectifs de chacune des propriétés précédentes ne sont pas clairement établis en pratique.

2.4 CRITÈRES PRATIQUES DE CHOIX D'UNE BASE D'ONDELETTES ; MODÉLISATION DES HISTOGRAMMES. — L'objectif poursuivi est l'analyse de texture au moyen de la transformée en ondelettes. Le principe que nous avons retenu consiste à étudier la répartition statistique des images d'ondelettes en fonction de la résolution. L'idée consiste à modéliser l'histogramme des niveaux de gris de chaque image d'ondelettes. L'observation d'un histogramme d'image d'ondelettes montre que celui-ci est généralement très peu étendu, assez pointu et à moyenne nulle (Fig. 3). Afin de tenir compte de ces trois remarques et comme il est conseillé dans [23], nous proposons une modélisation des histogrammes par une fonction gaussienne généralisée

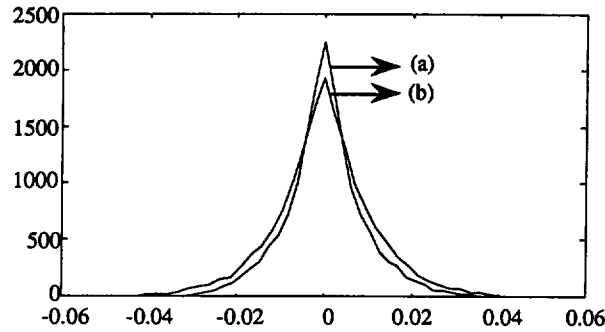


Fig. 3. — Représentation continue de l’histogramme des coefficients d’ondelettes classés en 49 classes obtenus à la seconde résolution dans la direction verticale. (a) Avec l’ondelette spline cubique de régularité C^2 . L’ajustement à une gaussienne généralisée n’est pas accepté, $\alpha = 5\%$, $\chi^2 = 81$, $u = 1,08$, $\sigma = 0,009$. (b) Avec l’ondelette à support compact de Daubechies. Les filtres ont 8 coefficients et sont de régularité $C^{2,41}$. L’ajustement à une gaussienne généralisée est accepté, $\alpha = 5\%$, $\chi^2 = 35$, $u = 1,26$, $\sigma = 0,035$. Les images originales ont une résolution 512×512 pixels et sont normalisées en énergie.

[Continuous histogram representation of the wavelet coefficients which are classed in 49 classes and obtained by the second resolution in vertical direction. (a) With the cubic spline wavelet of regularity C^2 . The adjustment to a generalized Gaussian distribution is not accepted, $\alpha = 5\%$, $\chi^2 = 81$, $u = 1.08$, $\sigma = 0.009$. (b) With the compact support wavelet of Daubechies. The filters have 8 coefficients and regularity $C^{2,41}$. The adjustment to a generalized Gaussian distribution is accepted $\alpha = 5\%$, $\chi^2 = 35$, $u = 1.26$, $\sigma = 0.035$. The original images have a resolution of 512×512 pixels and are normalized in energy.]

selon :

$$P_{\sigma, u}(x) = \alpha e^{-|\beta x|^u} \tag{8}$$

avec :

σ : écart-type,

$$u > 0, \quad \beta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(3/u)}{\Gamma(1/u)}}, \quad \alpha = \frac{\beta u}{2 \Gamma(1/u)}, \quad \Gamma(u) = \int_0^\infty e^{-x} x^{u-1} dx. \tag{9}$$

Le coefficient u permet de régler la décroissance de la densité de probabilité autour de zéro.

L’ajustement statistique est réalisé par un test du khi2 sur les distributions expérimentales où O_i représente l’effectif calculé dans chacune des k classes et T_i l’effectif théorique correspondant.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - T_i)^2}{T_i} < \chi^2_{1-\alpha}(\nu) \quad \nu = k - 1 - r. \tag{10}$$

Le nombre de paramètres estimés de la fonction (8) est $r = 2$ donc $\nu = k - 3$.

α représente le risque d’affirmer que la distribution ne suit pas une loi de Gauss généralisée alors que c’est la vérité.

Afin de déterminer un critère de choix de la base d’ondelettes la mieux adaptée face à un problème particulier de type industriel, nous avons comparé les différents résultats de

modélisation statistique en fonction d'une série de bases d'ondelettes. Les ondelettes choisies sont :

- l'ondelette de Haar ;
- les ondelettes construites à partir de fonctions splines linéaires, cubiques et d'ordre 5 [19] ;
- les ondelettes de Daubechies de régularité $C^{0,5}$, $C^{1,275}$, $C^{1,88}$, $C^{2,415}$ et $C^{2,90}$ [24] ;
- l'ondelette biorthogonale dérivée de la pyramide de Burt [11].

Les calculs ont été menés sur des images de texture de tôle laminée qui constituent notre cadre applicatif. L'optimisation des paramètres consiste à calculer σ et les histogrammes des images puis à minimiser la distance du khi2 en faisant varier u . Nous verrons plus loin les conditions expérimentales et les différents paramètres de prise de vue. La figure 2 montre une image de texture de la tôle étudiée ainsi que sa décomposition multirésolution. La figure 3 montre un exemple d'acceptation et de rejet du test d'appartenance de la distribution à une gaussienne et le tableau I fournit une série de résultats numériques obtenus sur l'image de la figure 2. Les conclusions tirées de cette étude portent sur 30 images de tôles décomposées sur 3 ou 4 niveaux à l'aide de 10 bases d'ondelettes soit environ 3 000 histogrammes.

On peut remarquer (Fig. 3) que visuellement la différence entre la réussite du test et son échec est peu marquée. De ce point de vue, le test du khi2 est sévère.

La moyenne des distributions expérimentales est toujours nulle, ceci est parfaitement conforme à la théorie puisque les coefficients d'ondelettes sont obtenus par filtrage passe-haut.

Les exposants u calculés varient entre 0.6 et 1,5, ce qui démontre que les distributions expérimentales sont plus proches d'une loi de Laplace que d'une loi de Gauss.

L'observation de la valeur des coefficients d'ondelettes en fonction de la régularité de l'ondelette analysante montre que plus la régularité croît plus les coefficients d'ondelettes grandissent entraînant à leur tour une augmentation de u . Ce phénomène peut s'expliquer par le fait que l'augmentation de la régularité de l'ondelette implique une augmentation de la taille de son support et par voie de conséquence, les chances d'obtenir un produit scalaire nul sur une portion d'image donnée sont d'autant plus faibles. Bien sûr ces remarques ne sont valables que sur des images de textures à caractère aléatoire.

En revanche l'augmentation de u avec la régularité engendre une baisse de la valeur du khi2 calculée qui accroît les chances de réussite de l'ajustement statistique. Plus l'ondelette est régulière plus la distribution expérimentale peut être assimilée à une gaussienne généralisée.

L'observation de la relation du coefficient u avec la résolution montre qu'il est d'autant plus grand que la résolution est faible. Il en est d'ailleurs de même pour le coefficient du khi2 qui diminue au fil des résolutions.

Concernant les trois directions d'analyse, la direction diagonale est celle qui a toujours la plus faible énergie (en général 5 fois plus petite que les directions horizontale ou verticale) et le coefficient khi2 le plus faible. Il est difficile de tirer des conclusions générales comparatives entre les directions verticale et horizontale car le comportement des coefficients d'ondelettes dépend largement des images originales. Les variations de comportements entre la direction verticale et horizontale peuvent devenir un élément caractéristique d'une texture. En particulier dans l'étude que nous avons menée, les images proviennent d'une texture de tôle qui est fabriquée par laminage donc par un processus très directionnel. Dans ce cas il est normal de trouver une direction privilégiée.

En conclusion, le choix pratique d'une base d'ondelettes peut être dicté par les critères suivants :

- si on veut pouvoir assimiler la distribution des coefficients d'ondelettes à une loi de Gauss généralisée afin par exemple de faire de la segmentation de texture, il est souhaitable de choisir

Tableau I. — Résultats d'identification des histogrammes par une gaussienne généralisée. Ces valeurs ont été calculées sur l'image de la figure 2a et illustrent la dépendance entre le coefficient u et la résolution.

[Results of histogram identification by a generalized Gaussian distribution. These values have been calculated on the image of figure 2a and illustrate the dependence between the coefficient u and the resolution.]

| Ondelette | J | u | Khi2 | Sigma |
|------------------------|-----|--------|------------|--------|
| *** | *** | *** | 1,0 e + 03 | *** |
| Haar | - 1 | 0,6474 | 3,0508 | 0,0082 |
| Haar | - 2 | 0,8435 | 0,6137 | 0,0113 |
| Haar | - 3 | 1,2036 | 0,0854 | 0,0134 |
| Haar | - 4 | 1,5490 | 0,0513 | 0,0137 |
| Spline cubique | - 1 | 0,7845 | 0,5050 | 0,0054 |
| Spline cubique | - 2 | 1,0833 | 0,0813 | 0,0094 |
| Spline cubique | - 3 | 1,3821 | 0,0485 | 0,0130 |
| Daubechies $C^{0.5}$ | - 1 | 0,7515 | 2,9736 | 0,0132 |
| Daubechies $C^{0.5}$ | - 2 | 1,0736 | 0,5215 | 0,0403 |
| Daubechies $C^{0.5}$ | - 3 | 1,3890 | 0,0896 | 0,1056 |
| Daubechies $C^{0.5}$ | - 4 | 1,7741 | 0,0536 | 0,2196 |
| Daubechies $C^{2.415}$ | - 1 | 0,9119 | 0,9166 | 0,0109 |
| Daubechies $C^{2.415}$ | - 2 | 1,2626 | 0,0469 | 0,0359 |
| Daubechies $C^{2.415}$ | - 3 | 1,4978 | 0,0302 | 0,0968 |
| Daubechies $C^{2.415}$ | - 4 | 1,4930 | 0,0534 | 0,1952 |
| Daubechies $C^{2.90}$ | - 1 | 0,8672 | 0,3956 | 0,0111 |
| Daubechies $C^{2.90}$ | - 2 | 1,2563 | 0,0590 | 0,0380 |
| Daubechies $C^{2.90}$ | - 3 | 1,5448 | 0,0561 | 0,1045 |
| Daubechies $C^{2.90}$ | - 4 | 1,5763 | 0,0419 | 0,2149 |

une ondelette assez régulière ($\alpha > 2$). La contrepartie de ce choix sera un allongement des réponses impulsionnelles donc un allongement des temps de calcul ;

— d'un point de vue pratique il n'y a pas de différence notable entre les bases à support compact (Daubechies) et les autres de régularité semblable (splines RII tronquée) dans la modélisation des histogrammes en vue de la discrimination de texture ;

— le fait que certaines bases génèrent des filtres qui ne sont pas à phase linéaire ne semble pas être un handicap dans le cadre d'une modélisation statistique ;

— en revanche, il ne paraît pas souhaitable de choisir des bases biorthogonales qui engendrent des filtres à phase linéaire mais qui perdent la propriété d'orthogonalité, à part peut-être, la base tirée de la pyramide de Burt qui est « presque » orthogonale.

Après ces constatations on peut estimer qu'une ondelette spline cubique ou de Daubechies de régularité proche de $\alpha = 2$ est un bon compromis en pratique, pour l'analyse de texture fondée sur l'étude de l'histogramme. Ces conclusions ne seraient sans doute pas les mêmes dans le cas d'une détection de contour par ondelettes ou dans le cas où on a des connaissances assez précises sur les images à analyser (si l'image est constituée de rectangles noirs et blancs, il est évident que la base de Haar sera la mieux adaptée à l'analyse). Dans la suite nous avons utilisé indifféremment la base spline cubique et la base de Daubechies de régularité $\alpha = 2,15$.

3. Application des ondelettes à l'analyse de texture.

3.1 QUALIFICATION AUTOMATIQUE DE L'ASPECT DE SURFACE DE LA TÔLE LAMINÉE, POSITION DU PROBLÈME. — Au cours de la fabrication des tôles laminées à froid, de nombreux contrôles de qualité sont effectués à toutes les étapes du processus de fabrication. Beaucoup de ces contrôles sont réalisés par voie mécanique (déplacement d'un palpeur sur un profil) et servent à établir un certain nombre d'indices de qualité (indice de rugosité R_a , nombre de pics par unité de longueur NPPI) traduisant l'aspect de surface du produit. Pour certaines utilisations de ces tôles, en particulier dans l'industrie automobile, les grandeurs issues de ces mesures de rugosité sont insuffisantes pour décrire la texture de la surface et rendre compte de l'interaction avec le processus d'emboutissage. L'expert apporte alors par un examen visuel approfondi un complément de qualification de l'état de la tôle en liaison avec son utilisation future. Dans l'industrie automobile, l'objectif est d'obtenir une tôle suffisamment rugueuse pour que la peinture « accroche » mais aussi suffisamment « lisse » pour que la tôle peinte soit brillante.

L'examen d'une texture de tôle au microscope montre une structure composée de pics et de vallées. Cet état de surface est transféré à la tôle par les cylindres du laminoir. Ceux-ci sont rectifiés puis grenillés à la fabrication afin d'imprimer l'état de surface souhaité. L'usure des cylindres provoque une diminution du nombre et de la taille des pics présents sur la tôle et engendrent donc un élargissement des vallées. Selon les experts, une surface de bonne qualité est composée d'une très forte densité de pics (les pics facilitent un bon accrochage de la peinture). Les vallées ou plaines, toujours pour un fini de bonne qualité, doivent être de taille réduite. La qualité du produit est donc directement fonction de la taille et du nombre de pics présents à la surface du métal.

L'expert examine la tôle à plusieurs échelles. Tout d'abord à l'œil nu il apprécie la brillance de la surface, puis muni d'une loupe binoculaire, il regarde la texture de la tôle. Ses conclusions sont de deux ordres. Premièrement il décide l'indice de qualité à affecter au produit examiné. Deuxièmement il évalue l'état d'usure éventuel de l'outil de production et propose des réglages différents ou un changement des cylindres du laminoir.

Le processus mental mis en œuvre par l'expert est complexe et difficilement appréhendable avec précision. Néanmoins on peut mettre à profit les connaissances pertinentes et tangibles

que l'on a sur le processus de fabrication de la tôle d'une part et sur la vision humaine d'autre part afin de tenter de suppléer au contrôle humain qui dans certains cas devient subjectif (fatigue par exemple).

D'un point de vue traitement du signal, l'image d'un échantillon de tôle de mauvaise qualité devient de moins en moins chaotique, elle s'adoucit, ce qui se traduit mathématiquement par une baisse d'énergie dans les hautes fréquences. Un algorithme de caractérisation de texture fondé sur l'analyse fréquentielle semble donc adapté à ce problème.

L'expert apprécie la qualité par une analyse multiéchelle, il regarde la tôle dans les deux directions afin de tenir compte du sens de laminage et enfin il porte un jugement qui n'est pas le résultat d'une analyse de type déductive mais plutôt d'un processus analogue à la vision préattentive [25].

Les arguments développés précédemment démontrent l'intérêt d'une analyse multirésolution qui fait naturellement la synthèse entre la vision humaine (ressemblances dans les schémas d'analyse) et les caractéristiques objectives que l'on peut tirer du processus de fabrication (analyse fréquentielle directionnelle).

3.2 EXTRACTION ET CHOIX DES ATTRIBUTS DE TEXTURE. — Dans le paragraphe 2.3 nous avons montré qu'une modélisation statistique des coefficients d'ondelettes était envisageable. Il est donc naturel d'essayer de décrire une texture par une série de densités de probabilité de type gaussienne généralisée, chaque niveau de résolution étant alors décrit par six paramètres (la variance et le facteur u dans les trois directions de la décomposition multirésolution). Sur un plan pratique on a intérêt à limiter au maximum le nombre d'attributs et à choisir les plus facilement calculables. Le paramètre u qui modélise la décroissance de l'histogramme autour de zéro est long à calculer car il résulte d'une optimisation itérative (on calcule σ puis on recherche la valeur de u qui minimise la distance du khi2). De plus, dans la description de la texture de tôle ce paramètre ne semble pas varier en fonction de la qualité. Pour ces raisons, nous l'avons écarté de la procédure de classification. Le vecteur attribut sera construit à partir de la variance observée à chaque résolution et dans chaque direction. Afin de mesurer l'information apportée par chaque canal, nous avons établi une procédure de classement des attributs selon leur pouvoir séparateur de deux textures de tôles différentes. Pour ce faire, trente échantillons de tôle de qualité différente ont été prélevés puis numérisés à l'aide d'un microscope et d'un capteur d'images matriciel de résolution 512×512 pixels sur 8 bits. Le grossissement choisi est le même que celui des experts : soit une zone observée de 1×1 mm. Pour chaque image, nous avons effectué une décomposition multirésolution bidimensionnelle sur 3 niveaux et calculé les variances correspondantes. Nous avons :

f_i image de l'échantillon i , $i \in [1, 30]$

F_i l'image f_i normalisée selon :

$$F_i(k, l) = \frac{f_i(k, l) - m_{f_i}}{\sigma_{f_i}} \quad \text{avec } k, l \in [1, 512] \quad (11)$$

et m_{f_i} et σ_{f_i} la moyenne et l'écart-type de l'image f_i .

Soient les différentes images d'ondelettes de résolution j et de direction d : $D_{2^j}^d F_i$.

Ces images sont toujours à moyenne nulle

$$E(D_{2^j}^d F_i) = 0. \quad (12)$$

La variance de chaque image d'ondelettes est fournie par :

$$\sigma_{i,j,d}^2 = \frac{2^{-2j}}{N^2} \sum_{k=1}^{N^j} \sum_{l=1}^{N^j} [D_{2^j}^d F_i(k, l)]^2 \quad \text{avec } N \times N \text{ la taille de l'image } F_i(k, l) \quad (13)$$

et j : résolution, $j \in [-3, -1]$, d : direction, $d \in [1, 3]$.

Le vecteur attribut est constitué des variances en fonction de j et d

$$v_i = (\sigma_{i-1,1}^2, \sigma_{i-1,2}^2, \sigma_{i-1,3}^2, \sigma_{i-2,1}^2, \dots). \quad (14)$$

Pour déterminer le classement des composantes du vecteur attribut selon leur valeur informative, nous avons choisi les deux images les plus différentes possible au sens du jugement des experts.

Le pouvoir séparateur des différentes composantes du vecteur attribut sur ces deux images F1 et F2 peut être mesuré suivant la méthode de reconnaissance de forme « Best Feature » par le critère de performance Q :

$$Q = \sum_{j=-1}^J \sum_{d=1}^3 \frac{[\sigma_{j,d}^2 - \sigma_{j,d}^2]^2}{\sigma_{j,d}^2 \cdot \sigma_{j,d}^2} = \sum_{j=-1}^J \sum_{d=1}^3 \left[\frac{\sigma_{j,d}^2}{\sigma_{j,d}^2} + \frac{\sigma_{j,d}^2}{\sigma_{j,d}^2} - 2 \right]^2 \quad (15)$$

avec J la résolution la plus faible.

Dans l'espace du vecteur attribut, un grand pouvoir de séparation de deux classes se traduit par une concentration des composantes dans deux régions de l'espace, les plus compactes et les plus éloignées possible. Le numérateur du premier terme de la relation (15) mesure la distance entre les composantes des deux vecteurs des images F1 et F2, le dénominateur relativise cette distance par le produit de ces composantes. La maximisation de (15) entraîne donc un pouvoir de discrimination maximum. (L'égalité des variances conduit à un minimum de (15) et à un pouvoir de discrimination nul.) Ainsi le classement des composantes du vecteur attribut selon le critère de séparation (15) peut se faire selon :

$$\frac{\sigma_{j_1, d_1}^2}{\sigma_{j_1, d_1}^2} + \frac{\sigma_{j_2, d_1}^2}{\sigma_{j_2, d_1}^2} > \frac{\sigma_{j_2, d_2}^2}{\sigma_{j_2, d_2}^2} + \frac{\sigma_{j_1, d_2}^2}{\sigma_{j_1, d_2}^2} > \dots > \frac{\sigma_{j_1, d}^2}{\sigma_{j_1, d}^2} + \frac{\sigma_{j_2, d}^2}{\sigma_{j_2, d}^2} > \dots \quad (16)$$

Le paramètre le plus discriminatoire est la variance dans la direction d_1 à la résolution j_1 .

Cette technique de classement des composantes du vecteur attribut permet donc la réduction de la taille du vecteur attribut en supprimant, les paramètres les moins informatifs.

Nous avons utilisé la relation (15) avec l'ondelette spline cubique. Les termes les plus significatifs de (15) sont obtenus pour $j = -2$ et $j = -3$ dans les trois directions. Le critère de performance obtenu à partir de ces paramètres représente 98 % de Q calculé sur l'ensemble des canaux. En conséquence le vecteur attribut a été ramené à six composantes (les six variances des deuxième et troisième résolutions).

3.3 RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX. — Afin de valider le choix du vecteur attribut défini précédemment nous avons essayé de faire une classification à partir de la qualité du produit à contrôler. Pour ce faire nous avons soumis les trente images de texture à trois experts afin qu'ils constituent le classement de référence. Ces experts ont classé ces échantillons selon une relation d'ordre établie à partir de la qualité. Puis nous avons étudié la répartition des réponses des experts à l'aide du test statistique de Kendall qui nous permet de mesurer la convergence du jugement des experts. Dans ce cas précis, nous obtenons une corrélation de rang entre les experts proche de 90 %. Ce résultat confirme une véritable expertise.

Pour comparer les résultats obtenus par une méthode automatique avec les résultats des experts, nous avons considéré le classement moyen des experts comme le classement de référence.

Expérimentalement, on constate que les composantes du vecteur attribut (14) ont tendance à décroître lorsque la tôle a un classement élevé. La figure 4 montre cette décroissance sur notre

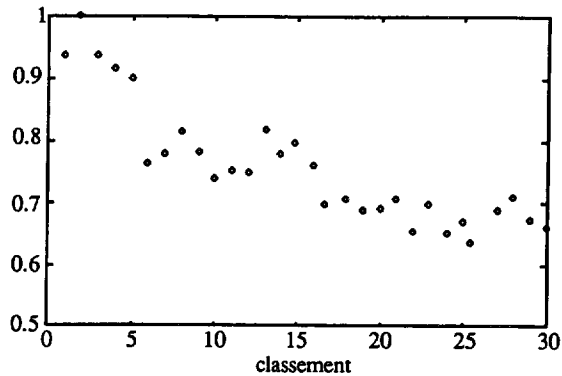


Fig. 4. — Graphe de la variance normalisée par rapport à l'échantillon possédant la plus grande variance. Ce calcul est effectué sur les coefficients d'ondelettes de la direction horizontale pour la troisième résolution. On remarque une décroissance de ce rapport en fonction de la qualité (l'échantillon classé 30 est le plus mauvais).

[Graph of variance normalized with respect to the sample of maximal variance. This calculation is executed on the wavelet coefficients of horizontal direction for the third resolution. Note decrease of this rate in function of the quality (the sample classed 30th is the worst).]

lot d'images de référence. Cette remarque nous permet d'émettre l'hypothèse qu'un bon échantillon possède un vecteur attribut avec de grandes composantes.

Afin de tester la pertinence de cette hypothèse, nous avons classé les différentes images de tôle à partir de la taille des composantes du vecteur attribut. Le critère de qualité retenu est la distance euclidienne dans l'espace du vecteur attribut. Nous avons :

$$D_i^2 = \sum_{j=-3}^{-2} \sum_{d=1}^3 [\sigma_{i,j,d}^2]^2, \quad \text{distance euclidienne.} \quad (17)$$

L'image considérée comme la « meilleure » est celle qui a la distance D_i la plus grande. Un classement automatique est établi par la relation d'ordre sur les distances D_i .

Le critère d'évaluation du classement automatique est fondé sur la comparaison avec le classement moyen des experts. Le tableau II fournit les résultats comparatifs des classements. L'utilisation de la technique de mesure de corrélation de rang de Kendall aboutit à un taux de corrélation de 78 % entre les classements. Dix-huit échantillons ont un écart de rang qui ne dépasse pas 2 unités. Les écarts de rang maximaux enregistrés concernent les échantillons 7, 13 et 27 (les experts eux aussi arrivent à des écarts de rang allant jusqu'à 7). Enfin les écarts de classement de l'ordre de 2 à 5 apparaissent surtout pour les échantillons les plus mauvais (de 20 à 30). Ces résultats qui ont été obtenus à partir d'une image par échantillon de tôle sont significatifs de l'intérêt de la méthode et sont jugés comme suffisants en pratique. Néanmoins dans une version industrielle rien n'empêche de travailler sur plusieurs images afin d'obtenir une fiabilité accrue.

4. Conclusion.

Dans cet article, nous avons décrit une procédure d'analyse de texture fondée sur la répartition énergétique multirésolution de l'image. La représentation multirésolution de la texture est obtenue au moyen d'une décomposition orthogonale en ondelettes. Les avantages sont les

Tableau II. — *Comparaison du classement des experts (colonne EX) avec celui obtenu par l'analyse multirésolution (colonne ML).*

[Comparison of expert classification (column EX) with multiresolution analysis classification (column ML).]

| EX | ML | EX | ML | EX | ML |
|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 2 | 11 | 13 | 21 | 22 |
| 2 | 1 | 12 | 10 | 22 | 28 |
| 3 | 4 | 13 | 6 | 23 | 23 |
| 4 | 5 | 14 | 16 | 24 | 27 |
| 5 | 3 | 15 | 14 | 25 | 30 |
| 6 | 7 | 16 | 11 | 26 | 29 |
| 7 | 15 | 17 | 18 | 27 | 20 |
| 8 | 9 | 18 | 17 | 28 | 25 |
| 9 | 12 | 19 | 19 | 29 | 24 |
| 10 | 8 | 20 | 21 | 30 | 26 |

suivants :

- le schéma d'obtention de la représentation multirésolution a des analogies avec le modèle visuel humain. Ceci permet d'envisager une automatisation de certains contrôles industriels actuellement effectués par des experts ;
- la décomposition en ondelettes orthogonales produit des sous-images assez bien décorréelées (bandes passantes des filtres bien séparées). Ce qui autorise la construction de vecteurs attributs de texture fiables ;
- la répartition statistique des coefficients d'ondelettes peut être assimilée à une loi de Gauss généralisée. Dans une optique de segmentation, ce résultat peut se révéler utile.

D'un point de vue applicatif, la méthode s'est révélée efficace pour automatiser la classification de la tôle laminée selon un critère de qualité. Une série d'essais comparatifs a abouti à une corrélation de rang de 78 % entre un classement humain et le classement par la technique multirésolution.

Enfin la masse de calculs à effectuer est faible. Elle dépend de la taille des réponses impulsionnelles des filtres h et g (de l'ordre d'une dizaine) et du calcul de la variance sur l'image complète. Il est technologiquement possible de construire un dispositif temps réel d'analyse de texture, bâti sur la technique multirésolution, à des coûts industriellement raisonnables.

Les résultats encourageants que nous avons obtenus sur le problème particulier du contrôle d'aspect de la tôle laminée, nous incite à développer encore cette méthode et à essayer de l'utiliser comme moyen de segmentation de texture.

Bibliographie

- [1] Burel G., Catros J. Y., Henocq H., Caractérisation et classification de textures sur images naturelles, *Traitement du signal* **9** (1992) 33-43.
- [2] Gardeux F., Classification automatique du fini de surface des tôles minces laminées à froid, Thèse de Doctorat de L'INPL (10 décembre 1992) Nancy, France.
- [3] Song-De Ma, Modélisation et synthèse de textures. application à l'infographie. Thèse de Doctorat d'état ès sciences mathématiques. Université Pierre et Marie Curie, Paris VI (1986).
- [4] Galloway M., Texture analysis using grey level run length, *CGIP* **4** (1975) 172-199.
- [5] Vilnrotter F. M., Nevatia R., Price K. E., Structural analysis of natural texture, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-8** (1986) 76-89.
- [6] Pentland A. P., Fractal-based description of natural scenes, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-6** (1984) 661-674.
- [7] Reed T. R., Wechsler H., Segmentation of Textured Images and Gestalt Organisation Using Spatial/Spatial-Frequency Representations, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-12** (1990) 1-12.
- [8] Bovik A. C., Clark M., Geisler W. S., Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-12** (1990) 55-73.
- [9] Laws (K. L.), Texture Energy Measures, Proc. of Int. Conf. on Image Understanding Workshop (November 1979) 47-51.
- [10] Maar D., Vision, Freeman (New York, 1982).
- [11] Burt P. J., Adelson E. H., The Laplacian pyramid as a compact image code, *IEEE Trans. Commun.* **Com-31** (1983) 532-540.
- [12] Meer P., Baugher E. S., Rosenfeld A., Frequency Domain Analysis and Synthesis of Image Pyramid Generating Kernels, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-9** (1987) 512-522.
- [13] Mathieu P., Barlaud M., Antonini M., Compression d'images par transformée en ondelettes, GRETSI, Juan-les-Pins (12-16 juin 1989).
- [14] Campbell F., Green D., Orientation selectivity of the human visual system, *J. Physiol.* **197** (1966) 437-4441.
- [15] Beck J., Sutter A., Ivry R., Spatial frequency channel and perceptual grouping in texture segregation, *Graphical Models Image Processing CVGIP-53* (1991) 157-185.
- [16] Georgeson M., Spatial Fourier analysis and human vision, Tutorial Essays in Psychology, A Guide to recent advances. N. Sutherland Ed. (Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum Associates, 1979).
- [17] Rioul O., Vetterli M., Wavelets and Signal Processing, *IEEE SP Magazine* **8** (1991) 14-38.
- [18] Meyer Y., Ondelettes et opérateurs, Tome **1** (Hermann, Editeurs des sciences et des arts, 1990).
- [19] Mallat S., A Theory for Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* **PAMI-11** (1989) 674-693.
- [20] Esteban D., Galand C., Applications of Quadrature Mirror Filters to Split Band Voice Coding Systems, *IEEE ICASSP* (Hartford, USA) (1977) 191-195.
- [21] Feauveau J. C., Analyse multirésolution pour les images avec un facteur de résolution racine de deux, *Traitement du signal* **7** (1990) 117-128.
- [22] Cohen A., Daubechies I., Feauveau J. C., Biorthogonal Bases of Compactly Supported wavelets, to appear in *Comm. in Pure and Appl. Math.* (1990).
- [23] Antonini M., Barlaud M., Mathieu P., Daubechies I., Image Coding using Vector Quantization in the Wavelet Transform Domain, *IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing*, Albuquerque, NM (April 3-6, 1990) 2097-2300.
- [24] Daubechies I., Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets, *Pure Appl. Math.* **XLI** (1988) 909-996.
- [25] Burt P. J., Attention Mechanisms for Vision in a Dynamic World, Proc. of the 9th Int. Conf. on Pattern Recognition, Rome (14-17 November 1988) 977-987.