

Analyse spectrale locale de l'image par transformation de Wigner-Ville

Local Spatial-Frequency Analysis of Images Using Wigner-Ville Distribution

Yue Min ZHU, Françoise PEYRIN, Robert GOUTTE, Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons, Bât. 502 — INSA, 69621 Villeurbanne Cedex, URA CNRS 1216 et GDR 134 Traitement du Signal et Images.

Michel AMIEL, URA CNRS 1216, Laboratoire de Radiologie Expérimentale, Hôpital Cardiologique de Lyon, BP Lyon Montchat, 69394 Lyon Cedex 03.

Résumé

L'analyse spectrale locale est une méthode intéressante pour obtenir des caractéristiques pertinentes d'une image. Cet article propose une nouvelle méthode d'analyse spectrale locale permettant de caractériser de manière précise les propriétés fréquentielles locales d'une image. Cette méthode est basée sur la transformation de Wigner-Ville bidimensionnelle (TWV 2D), qui permet de contrôler, de façon souple, séparément les résolutions spatiale et fréquentielle. L'application de cette technique à la caractérisa-

tion d'images de textures est illustrée, et une comparaison de sa performance par rapport à la méthode classique de spectrogramme 2D est également montrée.

Mots clés

Transformation de Wigner-Ville, analyse spectrale, analyse spectrale locale, représentation espace/fréquence spatiale, analyse d'images, analyse de textures.

Summary

Local spectrum analysis is an interesting method to extract pertinent features of an image. This paper proposes a new local spectrum analysis method allowing to accurately characterize the local spatial-frequency content of an image. It is based on the use of the two-dimensional Wigner-Ville distribution (2D WVD), which permits to separately control spatial and frequential analysis resolutions. The application of this method to texture feature

extraction and discrimination is illustrated, and a comparison with the classical 2D spectrogram method is also given.

Key words

Wigner-Ville distribution, spectrum analysis, local spatial-frequency analysis, space/spatial-frequency representation, image analysis, texture analysis.

1. Introduction

Dans la dernière décennie, les méthodes d'analyse temps-fréquence ont subi un développement prodigieux dans le domaine de traitement du signal, et leur usage est de plus en plus répandu dans de nombreux domaines d'applications. Dans ce domaine, la transformation de Wigner-Ville (TWV) a joué un rôle central et fondamental. La TWV a

été proposée pour la première fois par E. P. Wigner en mécanique quantique [1], puis a été introduite par J. Ville dans la théorie du signal [2]. Initialement, cette transformation a été développée pour analyser des signaux non stationnaires monodimensionnels (1D) dans un plan temps-fréquence ([3] à [12]). Depuis quelques années, elle suscite un intérêt croissant chez les chercheurs dans le domaine du traitement d'image ([13] à [19]). En fait, pour ces derniers comme pour les traiteurs de signaux, pouvoir

suivre l'évolution des propriétés fréquentielles locales est un problème d'intérêt considérable dans l'extraction d'informations caractéristiques.

L'idée d'appliquer la TWV aux images bidimensionnelles (2D) a été d'abord avancée par L. Jacobson et H. Wechsler [13]. L'extension de cette transformation aux images, bien que conceptuellement direct, soulève de nouveaux problèmes théoriques et pratiques. Certains de ces aspects ont été largement étudiés dans les références [20] à [22]. L'objectif ici est d'utiliser la TWV comme une nouvelle méthode spectrale permettant d'analyser les images de manière locale. Le plan de l'article est organisé de la façon suivante : dans la deuxième section, nous rappelons brièvement les méthodes d'analyse spectrale locale, en mettant l'accent sur le spectrogramme en 2D. Ensuite, dans la troisième section, nous décrivons le principe de la méthode basée sur la TWV, en soulignant quelques unes de ses propriétés particulièrement liées à son application aux images. La quatrième section est consacrée à la présentation des opérations de lissage nécessaires dans l'utilisation pratique de la TWV. Enfin, dans la cinquième section, nous présentons des exemples d'application de la TWV en 2D à la caractérisation des images de textures, et une comparaison de la méthode avec le spectrogramme.

2. Méthodes d'analyse spectrale locale

Une image est un support physique de l'information. Analyser une image, c'est essayer d'isoler chaque composante pertinente contenue dans l'image, afin de mieux comprendre le phénomène auquel elle est associée.

Il existe un grand nombre de méthodes d'analyse d'images. On peut distinguer trois grandes classes de méthodes : méthodes spatiales, méthodes spectrales et méthodes spectrales locales. Chaque classe permet de mieux exploiter un certain type d'information. L'analyse spatiale est souvent la première technique que l'on emploie pour analyser une image. Cette méthode opère directement dans le domaine spatial, et se montre efficace pour décrire certains types d'objets, de formes géométriques simples, par exemple. Elle s'avère par contre inadaptée pour l'analyse d'images complexes. Dans ce dernier cas, on recourt souvent à des méthodes spectrales. L'utilisation de la transformation de Fourier bidimensionnelle (TF 2D) permet parfois de mieux décrire l'image en mettant en évidence de manière simple ses composantes caractéristiques de fréquence.

Une simple analyse spatiale ou spectrale apparaît suffisante pour une large classe d'images. Mais dans certains types d'applications, une description qui exprime explicitement le spectre de fréquence en fonction de la position spatiale dans l'image peut s'avérer nécessaire. C'est le cas par exemple lorsque l'on veut segmenter les régions d'une image. Dans ce dernier cas, on est naturellement conduit à utiliser, de façon implicite ou explicite, le concept d'analyse spectrale locale qui consiste à restreindre l'opération d'analyse spectrale sur des blocs de l'image.

Un exemple classique d'analyse spectrale locale est le spectrogramme en 2D. Il est défini par :

$$(1) \quad S_f(x, y, u, v) = \left| \int_{\mathbb{R}^2} f(x', y') w(x - x', y - y') \times \exp \{-2j\pi(x'u + y'v)\} dx' dy' \right|^2$$

où $f(x, y)$ représente l'image à analyser, et $w(x, y)$ une fenêtre glissante.

La valeur du spectrogramme au point (x, y) de l'image est obtenue en prélevant une zone de l'image à l'aide d'une fenêtre glissante bidimensionnelle, centrée sur le point considéré, puis en en prenant la TF 2D. Le module carré de la transformée de Fourier donne le spectre (de puissance) local de l'image à ce point. La répétition de cette procédure pour tous les points de l'image donne le spectrogramme 2D. Ainsi, le spectrogramme 2D n'est autre qu'une série de transformées de Fourier 2D des zones de l'image, chacune d'entre elles étant centrée sur un point de l'image.

Le spectrogramme est de nos jours utilisé en routine dans beaucoup d'applications 1D (Parole, Sonar, Séismologie, ...). En revanche, dans le domaine du traitement d'image, cette technique ne semble pas encore très répandue. Ceci est peut-être dû au fait qu'avec cette technique, on obtient des résultats acceptables seulement lorsque la taille de la région analysée de l'image est suffisamment grande, ce qui n'est pas toujours le cas.

En fait, le spectrogramme présente, par nature, un compromis incontournable entre les résolutions spatiale et fréquentielle. Ce problème peut par contre être résolu de façon optimale par une toute autre méthode d'analyse spectrale locale fondée sur la TWV en 2D qui permet de contrôler, de manière séparable, les résolutions spatiale et fréquentielle.

3. TWV des images 2D

3.1. DÉFINITION ET PROPRIÉTÉS

La TWV bidimensionnelle (TWV 2D) d'une image $f(x, y)$ (réelle ou complexe) est définie par :

$$(2) \quad W_f(x, y, u, v) = \int_{\mathbb{R}^2} f\left(x + \frac{\alpha}{2}, y + \frac{\beta}{2}\right) f^*\left(x - \frac{\alpha}{2}, y - \frac{\beta}{2}\right) \times \exp \{-2j\pi(u\alpha + v\beta)\} d\alpha d\beta$$

ou de façon équivalente par :

$$(3) \quad W_f(x, y, u, v) = \int_{\mathbb{R}^2} F\left(u + \frac{\eta}{2}, v + \frac{\xi}{2}\right) F^*\left(u - \frac{\eta}{2}, v - \frac{\xi}{2}\right) \times \exp \{-2j\pi(x\eta + y\xi)\} d\eta d\xi$$

où $F(u, v)$ est la TF 2D de $f(x, y)$.

La TWV d'une image 2D est donc une fonction de quatre variables x, y, u, v qui fournit une représentation conjointe espace/fréquence spatiale de cette image. Pour chaque couple fixé de variables spatiales (x, y) , cette fonction 4D se réduit à une fonction 2D de variables fréquentielles u et v . Ainsi, par la représentation espace/fréquence spatiale on associe à chaque point de l'image un spectre local bidimensionnel. Une telle représentation permet donc de localiser de manière précise, les changements spatiaux de l'image dans le domaine des fréquences spatiales.

La TWV possède beaucoup de propriétés intéressantes pour son application au traitement des images. La plupart de ces propriétés peuvent facilement être déduites de la TWV de signaux monodimensionnels. Une liste complète de ces propriétés peut être trouvée dans [13] et [17]. Nous soulignons simplement ici que bien que réelle, la TWV 2D garde implicitement toujours l'information de phase. Ainsi, le spectre spatial local de l'image, fourni par la TWV 2D, contient des informations à la fois d'amplitude et de phase. D'autre part, la TWV 2D peut être considérée comme une distribution de l'énergie de l'image dans l'espace espace/fréquence spatiale. Mais une telle interprétation doit être faite avec précaution car, de même qu'en 1D, la TWV peut prendre des valeurs négatives ([23], [24]).

Notons enfin que la TWV 2D est une transformation bilinéaire. Cette propriété de bilinéarité signifie que la TWV de la somme de deux images n'est pas simplement égale à la somme des deux TWVs de chaque image, mais contient un terme croisé fonction des deux images.

3.2. RELATION ENTRE LA TWV 2D ET LE SPECTROGRAMME 2D

Dans le cas des signaux monodimensionnels, il a été démontré qu'un membre quelconque de la classe de Cohen des représentations temps-fréquence bilinéaires peut être considéré comme une version convoluée de la TWV. Ceci peut être facilement étendu au cas des images bidimensionnelles.

Suivant la propriété marginale et la propriété de multiplication de la TWV 2D, on peut aisément montrer que le spectrogramme 2D, qui est, lui aussi, une transformation bilinéaire, est lié à la TWV 2D par une simple convolution à quatre dimensions par rapport aux variables x, y, u, v :

$$(4) \quad S_f(x, y, u, v) = \int_{\mathbb{R}^4} W_f(x', y', u', v') W_w(x - x', y - y', u - u', v - v') \times dx' dy' du' dv'$$

où W_w représente la TWV 2D de la fenêtre $w(x, y)$ (réelle et paire).

Ainsi, la TWV 2D présente une résolution spatiale et fréquentielle toujours supérieure ou égale à celle du spectrogramme 2D.

3.3. ILLUSTRATION DES SPECTRES SPATIAUX LOCAUX

Nous illustrons dans ce paragraphe quelques exemples de spectres spatiaux locaux obtenus en utilisant la TWV 2D et le spectrogramme 2D. Afin d'illustrer, de manière plus explicite, la notion d'analyse locale, la TWV 2D et le spectrogramme 2D seront appliqués à un point non central de l'image. Dans cette condition, il est évident que l'on ne prend pas en compte, par la nature des méthodes utilisées, la totalité de l'image. Soulignons cependant que dans ce genre de méthode, la notion « local » est surtout liée à la position à laquelle l'analyse est faite. Dans le cas particulier où l'on applique le spectrogramme 2D au point central de l'image avec une fenêtre rectangulaire de taille égale à celle de l'image, le spectre local ainsi obtenu correspond en fait au module carré d'une simple TF 2D de l'image entière. Ainsi dans ce sens, la notion « global » habituelle n'est qu'un cas particulier de la notion « local ». Afin de mieux visualiser les faibles amplitudes situées aux hautes fréquences, un recadrage logarithmique a été effectué selon la formule $\log_{10}(1 + |W_f(x_0, y_0, u, v)|^2)$ dans le cas de la TWV 2D, et selon la formule $\log_{10}(1 + S_f(x_0, y_0, u, v))$ dans le cas du spectrogramme 2D. $W_f(x_0, y_0, u, v)$ (resp. $S_f(x_0, y_0, u, v)$) représente le spectre spatial local correspondant au point (x_0, y_0) de l'image.

La figure 1 montre quatre images de synthèse (de taille 128×128) de formes géométriques simples. Elles représentent respectivement, de haut en bas et de gauche à droite, une image rectangulaire, une image circulaire, une image gaussienne et une image cosinus. Leurs spectres spatiaux

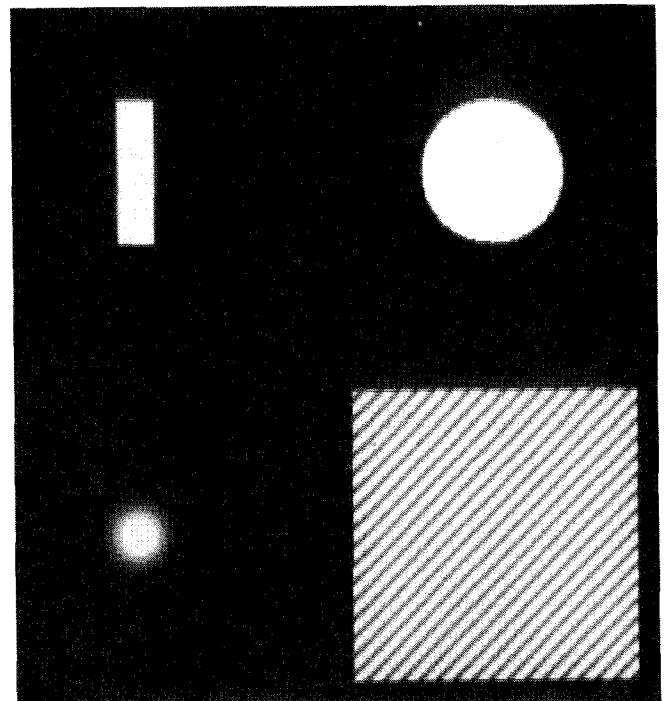


Figure 1. — Images de synthèse.

locaux correspondant au point (58, 58) des images et obtenus en utilisant la TWV 2D et le spectrogramme 2D sont illustrés respectivement dans la figure 2 et la figure 3. A première vue, ces spectres locaux apparaissent assez

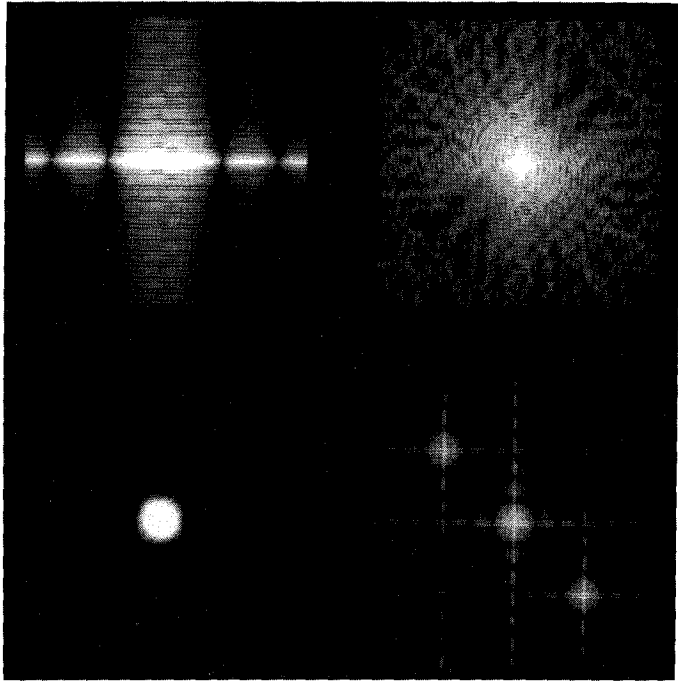


Figure 2. — Spectres spatiaux locaux des images illustrées dans figure 1, obtenus en utilisant la TWV 2D.

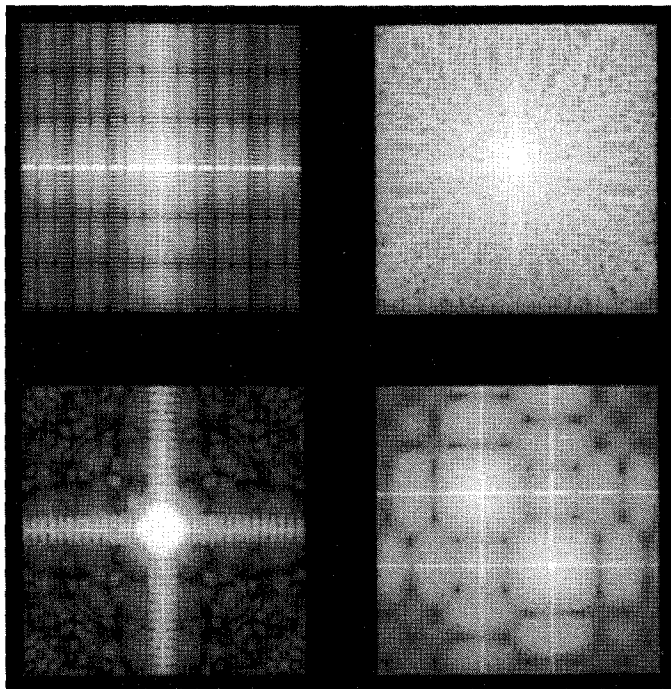


Figure 3. — Spectres spatiaux locaux des images illustrées dans figure 1, obtenus en utilisant le spectrogramme 2D.

différents dans leur forme, sauf dans le cas de l'image circulaire. En effet dans ce cas, l'allure générale des spectres locaux obtenus avec ces deux méthodes se ressemblent beaucoup, mais le spectre obtenu avec la TWV 2D paraît beaucoup plus concentré autour de l'origine du plan fréquentiel que celui obtenu avec le spectrogramme 2D. Cet aspect de concentration peut également être observé dans le cas des trois autres images. Par l'effet d'amplification des faibles amplitudes dû au recadrage logarithmique, la dispersion des coefficients ayant des amplitudes non négligeables dans les spectres locaux fournis par le spectrogramme 2D apparaît si significative qu'ils semblent n'avoir aucun rapport avec leurs simples spectres de Fourier (modules) habituels (i.e., les spectres locaux évalués au point central de l'image avec une fenêtre rectangulaire de taille égale à celle de l'image). Ceci est particulièrement marquant dans le cas de l'image cosinus, dans lequel on s'attendait plutôt à quelque chose comme la présence de deux points blancs représentant respectivement les deux composantes spectrales symétriques par rapport à l'origine du plan fréquentiel. Notons également, dans le cas des spectres obtenus avec la TWV 2D, que l'interprétation de la structure précise des spectres doit être faite avec précaution à cause de la présence éventuelle des termes d'interférence entre les fréquences spatiales positives et négatives.

Un autre exemple sur des images naturelles de taille 256×256 (fig. 4) est illustré dans la figure 5 et figure 6. Notons que les spectres locaux obtenus (correspondant au point (112, 112) de l'image) aussi bien avec la TWV 2D (fig. 5) qu'avec le spectrogramme 2D (fig. 6) ont bien traduit les directions ou structures privilégiées existant dans les images, et qu'il y a une forte ressemblance de forme entre les spectres obtenus avec ces deux approches.

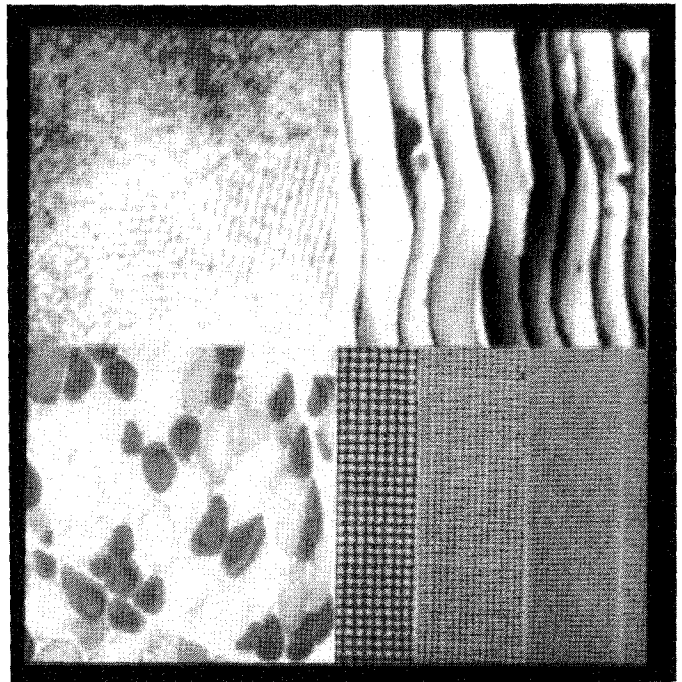


Figure 4. — Images naturelles.

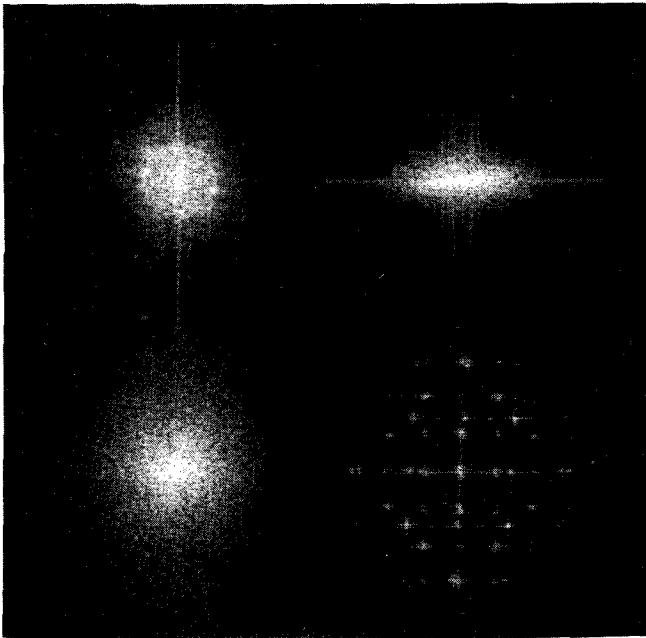


Figure 5. — Spectres spatiaux locaux des images illustrées dans figure 4, obtenus en utilisant la TWV 2D.

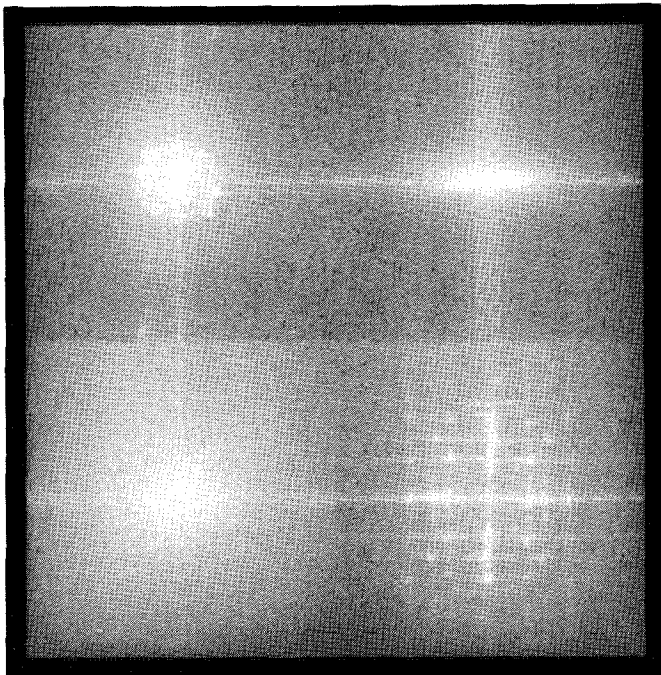


Figure 6. — Spectres spatiaux locaux des images illustrées dans figure 4, obtenus en utilisant le spectrogramme 2D.

Mais une analyse plus attentive fait apparaître leurs différences. Par exemple, on peut remarquer que les coefficients ayant des valeurs relativement importantes sont nettement plus concentrés autour de l'origine dans le cas de la TWV 2D que dans celui du spectrogramme 2D.

En tous cas, toute tentative de comparer les spectres locaux obtenus avec la TWV 2D et le spectrogramme 2D doit être faite avec précaution car, la TWV 2D a été appliquée ici directement aux images réelles, comme on peut d'ailleurs le constater en remarquant la symétrie des spectres locaux par rapport à l'origine du plan (u, v) . Les spectres locaux ainsi obtenus contiennent, comme on l'a indiqué plus haut, des termes additifs croisés que nous détaillons dans la section suivante.

4. Lissage de la TWD 2D

Comme on l'a indiqué plus haut, la TW 2D est une transformation bilinéaire. Une telle bilinéarité crée dans l'espace espace/fréquence spatiale les deux types d'interférence suivants :

- interférence entre les fréquences spatiales positives et négatives du spectre d'une image réelle,
- interférence entre les composantes distinctes de l'image dans l'espace espace/fréquence spatiale.

Ces termes additifs peuvent brouiller l'interprétation des résultats dans beaucoup de cas. En général, ces deux types de termes interférentiels sont indépendants, la suppression (quand c'est possible) de l'un n'entraînant pas forcément la disparition systématique de l'autre. Dans la plupart des cas, on a toujours intérêt d'abord à supprimer les termes d'interaction entre les fréquences spatiales positives et négatives, en utilisant la notion d'image analytique ([20] à [22]). L'utilisation de cette dernière présente en plus l'avantage de réduire la redondance spectrale, et d'éviter dans une certaine mesure le suréchantillonnage de l'image réelle de départ [17]. Notons que dans le cas d'images séparables, l'interaction a lieu séparément entre les fréquences horizontales u positives et négatives, et entre les fréquences verticales v positives et négatives. Les termes d'interférences entre les fréquences horizontales et verticales sont donc indépendants. Dans ce cas très particulier, il existe une autre méthode permettant de supprimer ce genre d'interférence ([17]). Après ce stade, un lissage fréquentiel, et spatial dans certains cas, de la TWV 2D est généralement nécessaire s'il s'agit d'une image à plusieurs composantes.

Un lissage fréquentiel de la TWV 2D correspond à la formule suivante :

$$(5) \quad PW_f(x, y, u, v) = 4 \int_{\mathbb{R}^2} |w(\alpha, \beta)|^2 f\left(x + \frac{\alpha}{2}, y + \frac{\beta}{2}\right) \times f^*\left(x - \frac{\alpha}{2}, y - \frac{\beta}{2}\right) \exp\{-2j\pi(u\alpha + v\beta)\} d\alpha d\beta$$

où $w(x, y)$ représente la fonction de lissage.

Le terme dans le membre de droite de l'équation (5) définit ce qu'on appelle la transformation de pseudo-Wigner-Ville (TPWV). Notons que la TPWV présente en général une résolution fréquentielle dégradée par rapport à la TWV 2D simple définie par la relation (2), mais garde

toujours la même résolution spatiale. Ceci est un avantage considérable de la méthode d'analyse par TWV 2D dans les applications pratiques.

Un lissage à la fois en fréquence spatiale et en espace peut se réaliser aisément en lissant la TPWV 2D définie par la relation (5) dans le domaine spatial. Mathématiquement, cela correspond à la formule suivante :

$$(6) \quad \text{PWL}_f(x, y, u, v) = \int_{\mathbb{R}^2} h(x', y') \text{PW}(x - x', y - y', u, v) dx' dy'$$

où $\text{PWL}_f(x, y, u, v)$ désigne la transformation de pseudo-Wigner-Ville lissée (TPWVL), et $h(x, y)$ représente la fonction de lissage spatial.

Pour illustrer l'intérêt des lissages décrits ci-dessus dans la réduction des termes d'interférence, et par voie de conséquence dans le rehaussement des informations utiles, nous présentons dans la figure 7 un exemple sur une image synthétique de taille 128×128 . Cette image étant composée de deux composantes, dans son spectre spatial on devrait retrouver, dans le cas idéal, deux points blancs représentant respectivement ces deux composantes fréquentielles. La figure 7 b montre le spectre local correspondant au point (96, 96) de l'image, obtenu en appliquant la TWV 2D à l'image réelle originale. Comme on peut le prévoir, le spectre local présente une structure de symétrie par rapport à l'origine du plan (u, v) , autour de laquelle sont présents également des termes oscillants ayant une forme d'anneau qui sont dus à l'interaction entre les fréquences spatiales positives et négatives. Ces termes d'interférence ainsi que les informations redondantes dues à la symétrie ont complètement disparu dans le spectre local correspondant au même point (fig. 7 c), obtenu en appliquant la TWV 2D à l'image analytique associée à l'image réelle. A ce stade, le spectre local ainsi obtenu semble beaucoup plus lisible, mais il demeure encore quelques ondulations parasites en forme d'anneau entre les deux taches blanches représentant respectivement les deux composantes fréquentielles désirées. Ces parasites, qui sont dus à l'interaction entre les deux composantes de l'image, sont largement réduits dans la TPWV 2D par un lissage fréquentiel réalisé à l'aide d'une fenêtre rectangulaire de taille 64×64 , comme le montre la figure 7 d. On remarque que les deux taches blanches dans la figure 7 d sont plus grandes que celles dans la figure 7 c à cause du lissage fréquentiel introduit par la fenêtre rectangulaire. Signalons cependant que cette dégradation fréquentielle n'a aucune influence sur la résolution spatiale de la TPWV 2D qui reste la même que celle offerte par la TWV 2D. La visibilité des deux composantes utiles est encore renforcée par un lissage spatial (en utilisant une fenêtre rectangulaire de taille 5×5) supplémentaire réalisé à l'aide de la TPWV, comme on peut le constater sur la figure 7 e.

Bien que l'influence des lissages fréquentiels et spatiaux sur les termes d'interférence ait été illustrée ici pour un point de l'image, la conclusion reste générale pour tous les points de l'image. Ceci peut par exemple se voir à travers les exemples d'application de la TWV 2D à la caractérisa-

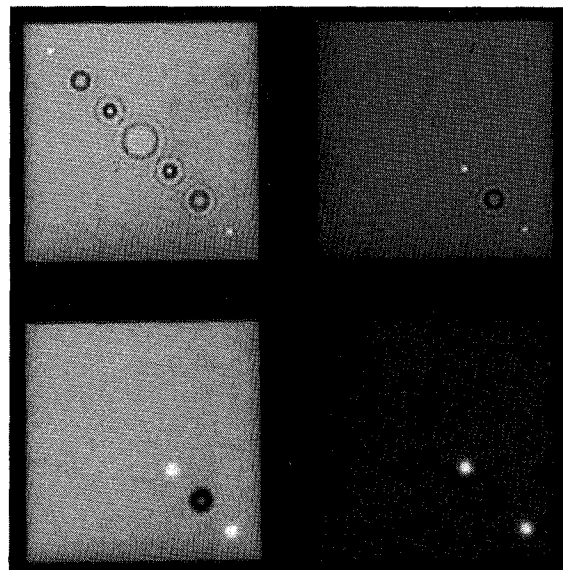
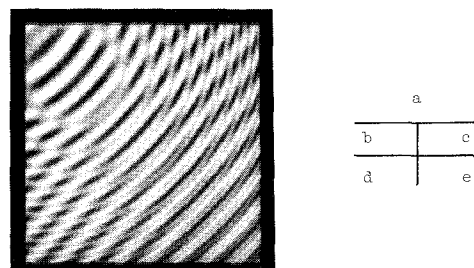


Figure 7. — Illustration des effets de lissage sur la réduction des termes d'interférence. (a) image originale. (b) spectre local obtenu en appliquant la TWV 2D au point (96, 96) de l'image réelle originale. (c) spectre local correspondant au même point que dans la figure 7 b, mais obtenu en appliquant la TWV 2D sur l'image analytique associée à l'image réelle. (d) résultat obtenu après un lissage fréquentiel sur le spectre illustré dans la figure 7 c, en utilisant une fenêtre Hamming de taille 64×64 . (e) résultat obtenu en effectuant un lissage spatial supplémentaire sur le spectre illustré dans la figure 7 d, à l'aide d'une fenêtre rectangulaire de taille 5×5 .

tion de textures que nous présentons dans la section suivante.

5. Exemples d'application à la caractérisation de textures

La texture est une caractéristique importante de la surface et/ou de la structure interne d'un objet. L'analyse de textures joue un rôle essentiel dans l'interprétation automatique des scènes. Dans ce domaine, une tâche primordiale est la caractérisation des textures. Cette étape a pour objectif principal de fournir les meilleurs indicateurs possibles permettant d'identifier les propriétés pertinentes d'une région de l'image. Par région, on entend ici un ensemble de points possédant certaines caractéristiques d'homogénéité. En pratique, ces indicateurs peuvent être

de différentes natures, en particulier ils peuvent provenir d'une analyse spectrale ([25], [26]).

Dans la méthode classique d'analyse de Fourier, il est déjà bien connu qu'un motif spatial dans une image correspond à des fréquences spatiales caractéristiques dans le domaine transformé. Afin d'illustrer ceci dans le cas de la méthode par TWV 2D, nous travaillons tout d'abord sur une image de synthèse dont les caractéristiques spatiales et fréquentielles sont a priori parfaitement connues. Une telle image (de taille 128×128) est présentée sur la figure 8 a. Elle est composée de deux textures différentes seulement en orientation. Pour analyser ces textures, nous avons choisi de caractériser leurs propriétés d'orientation et de granularité. La méthode consiste d'abord à calculer le spectre local correspondant à chaque point de l'image en utilisant la TWV 2D, et à partir de ce spectre local à évaluer ensuite l'orientation et la distance (par rapport à l'origine du plan fréquentiel) de la composante dominante de fréquences. Plus précisément, soit $d_f(x, y)$ et $\theta_f(x, y)$ ces deux paramètres de distance et d'orientation évaluée à partir d'un spectre local correspondant au point (x, y) de l'image $f(x, y)$. Ils sont calculés respectivement selon les deux formules suivantes :

$$(7) \quad d_f(x, y) = \sqrt{u_0^2(x, y) + v_0^2(x, y)}$$

et

$$(8) \quad \theta_f(x, y) = \text{tg}^{-1} \frac{v_0(x, y)}{u_0(x, y)}$$

où $u_0(x, y)$ et $v_0(x, y)$ sont des coordonnées fréquentielles définies telles que :

$$(9) \quad \max_{(u, v)} (W_f(x, y, u, v)) = W_f(x, y, u_0(x, y), v_0(x, y))$$

L'orientation et la distance ainsi obtenues sont considérées comme deux caractéristiques de texture qui serviront à la segmentation. Pour réaliser cette dernière opération, nous remplaçons le point courant de l'image par la valeur du paramètre d'orientation (ou de distance). A l'issue de cette étape, on obtient une image dit « paramétrique » ayant la même taille que l'image originale. Après avoir effectué un recadrage linéaire entre 0 et 255, on obtient alors une image plus ou moins présegmentée. Notons d'autre part qu'il est possible d'utiliser d'autres paramètres adaptés au type d'image et au contexte d'application.

Les figures 8 b à 8 d montrent les résultats de segmentation obtenus en utilisant la caractéristique « orientation », la TWV ayant été appliquée sur des zones de taille 8×8 de l'image. Les trois images (fig. 8 b à 8 d) correspondent respectivement aux cas où on utilise la TWV 2D de l'image réelle de départ, celle de l'image analytique associée et la TWV de la même image analytique mais en employant une fenêtre de Hamming. On constate que l'utilisation de l'image analytique permet d'obtenir un meilleur résultat de segmentation. Par contre, en utilisant la fenêtre rectangulaire (fig. 8 c) ou la fenêtre Hamming (fig. 8 d), les résultats obtenus sont assez proches.

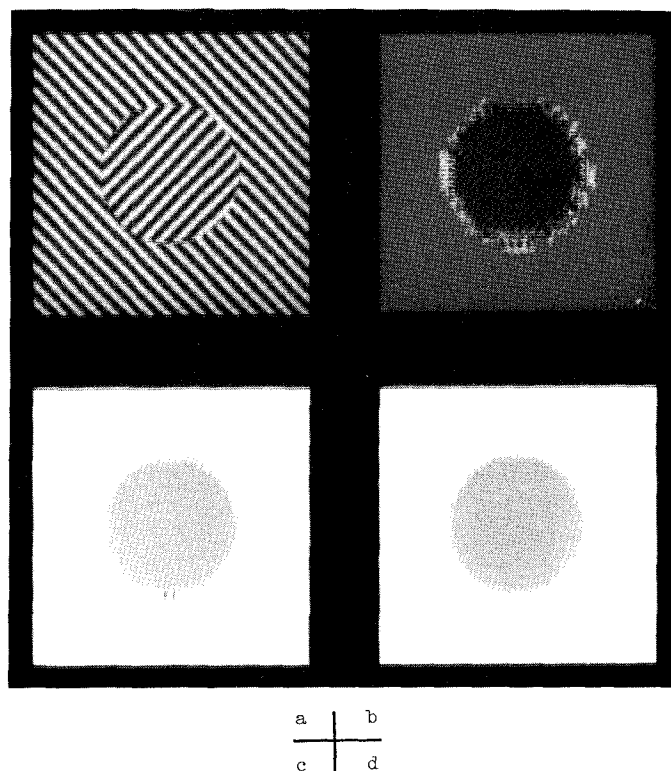


Figure 8. — Illustration des résultats de segmentation d'image obtenus en utilisant la caractéristique « orientation ». (a) image originale. Résultats de segmentation obtenus en utilisant respectivement (b) la TPWV 2D de l'image réelle de départ, (c) la TPWV 2D de l'image analytique associée et (d) la TPWV 2D de la même image analytique associée, mais en employant une fenêtre Hamming.

La figure 9 illustre les résultats de segmentation obtenus sur l'image originale utilisée dans la figure 8, mais en utilisant le descripteur de distance. Les deux images (de gauche à droite) correspondent respectivement au cas où on a appliqué la TWV à l'image réelle à l'aide d'une fenêtre rectangulaire de taille 8×8 et à l'image analytique associée à l'aide d'une fenêtre Hamming de la même taille. En comparant ces deux images, on constate que la frontière entre les deux textures est bien mise en évidence dans les deux cas, mais que la TWV 2D de l'image

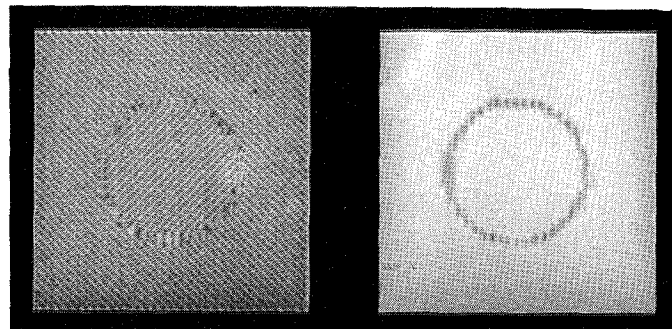


Figure 9. — Résultats de segmentation de la même image illustrée dans figure 8, obtenus en utilisant la caractéristique « distance ». Les deux images correspondent respectivement aux cas où on utilise la TWV 2D de l'image réelle et la TWV 2D de l'image analytique.

analytique donne un meilleur résultat (une bonne homogénéité des zones segmentées ainsi qu'une bonne visibilité de la frontière) que la TWV 2D de l'image réelle.

La figure 10 illustre un exemple de comparaison entre la TWV 2D et le spectrogramme 2D classique. L'image en question (fig. 10 a) est de taille 128×128 et présente grossièrement deux textures naturelles, entre elles il n'y a pas une frontière évidente et facile à déterminer. Cette image n'étant pas une image monocomposante, nous avons effectué, outre l'utilisation de l'image analytique, un lissage à la fois fréquentiel (en utilisant une fenêtre Hamming de taille 32×32) et spatial (en faisant, selon la formule (6), un moyennage des 25 spectres locaux appartenant à un voisinage carré de 5×5), afin de réduire l'influence des interférences indiqués plus haut. Les deux images figure 10 b et 10 c obtenues avec le spectro-

gramme 2D (ou fig. 10 d et 10 e obtenus avec la TWV 2D) correspondent aux résultats de segmentation obtenus en utilisant respectivement les caractéristiques « orientation » et « distance ». On constate que la TWV 2D conduit à une meilleure séparation des zones texturées de l'image ainsi qu'à une meilleure homogénéité des zones segmentées.

Un autre exemple de segmentation sur une image mosaïque (de taille 128×128) de textures naturelles (fig. 11 a) est illustré dans la figure 11. Le descripteur utilisé est de type « orientation ». La TWV 2D a été appliquée d'abord à l'image analytique associée à l'image réelle de départ, puis un lissage à la fois fréquentiel (en utilisant une fenêtre Hamming de taille 16×16) et spatial (en utilisant une fenêtre rectangulaire de taille 5×5) a été effectué sur la TWV 2D. On constate que les deux textures ont été segmentées aussi bien par le spectrogramme 2D (fig. 11 b) que par la TWV 2D (fig. 11 c), mais que cette dernière donne un meilleur résultat de segmentation. Ceci se voit en particulier par le grand degré d'homogénéité de la région centrale de l'image segmentée et la traduction précise de la forme de la frontière entre les deux textures.

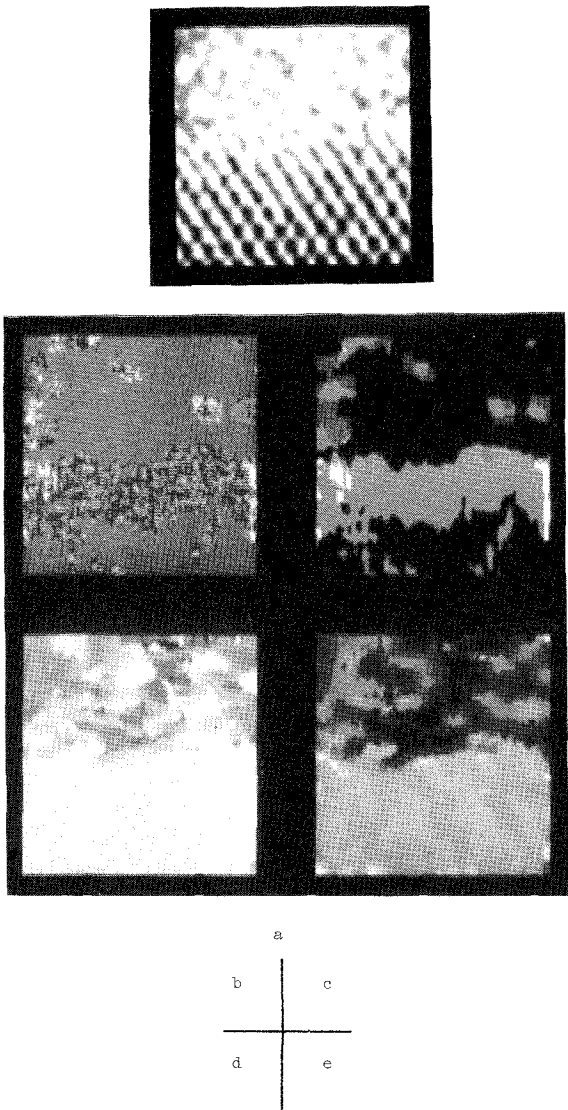


Figure 10. — Comparaison des résultats de segmentation d'une image naturelle obtenus en utilisant respectivement le spectrogramme 2D (fig. 10 b et 10 c) et la TWV 2D (fig. 10 d et 10 e). Les deux images figures 10 b et 10 c (ou fig. 10 d et 10 e) correspondent respectivement aux cas où on utilise les caractéristiques « orientation » et « distance ».

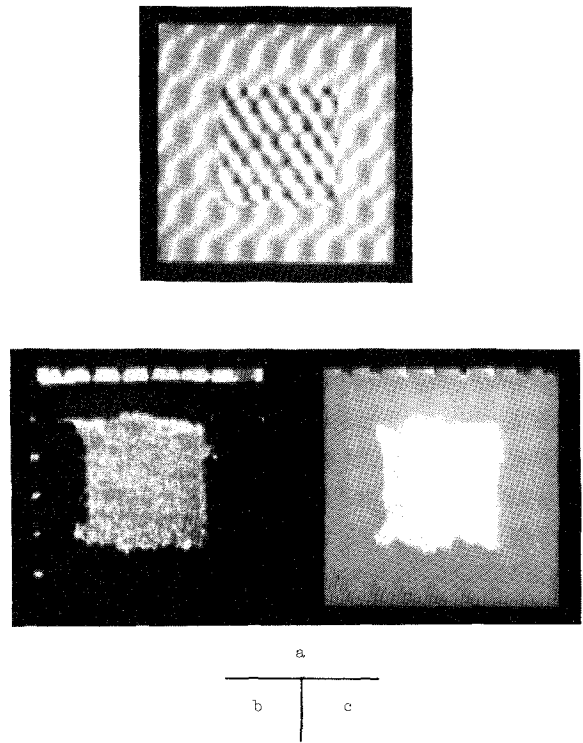


Figure 11. — Exemple de segmentation sur une image mosaïque de textures naturelles (fig. 11 a), en utilisant la caractéristique « orientation ». Les deux images correspondent respectivement aux cas où on utilise le spectrogramme 2D (fig. 11 b) et la TWV 2D (fig. 11 c).

6. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle méthode spectrale pour analyser les images de façon locale, fondée essentiellement sur l'exploitation des pro-

priétés fréquentielles locales de l'image, obtenues grâce à la TWV 2D. L'application de cette méthode à la caractérisation des images aussi bien artificielles que naturelles montrent son efficacité et sa simplicité. La comparaison de sa performance avec le spectrogramme 2D classique illustre la perspective très prometteuse de cette nouvelle approche.

Manuscrit reçu le 9 juillet 1991.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] E. P. WIGNER, On the quantum correction for thermodynamic equilibrium, *Phys. Rev.*, vol. 40, 1932, pp. 749-759.
- [2] J. VILLE, Théorie et applications de la notion de signal analytique, *Câbles et Transmission*, 1, 1948, pp. 61-74.
- [3] B. ESCUDIÉ, Représentation en temps et fréquence des signaux d'énergie finie : analyse et observation des signaux, *Ann. Télécomm.*, vol. 34, n° 3-4, 1979, pp. 101-111.
- [4] P. FLANDRIN et B. ESCUDIÉ, Time and Frequency representation of finite energy signals : a physical property as a result of an Hilbertian condition, *Signal Processing*, 1980, vol. 2, 2, pp. 93-100.
- [5] T. A. C. M. CLAASEN et W. F. G. MECKLENBRAUKER, The Wigner distribution — A tool for time-frequency signal analysis, *Philips J. Res.*, 1980, vol. 35, pp. 217-250, pp. 276-300, pp. 372-383.
- [6] B. BOUACHACHE, Représentation temps-fréquence. Application à la mesure de l'absorption du sous-sol, Thèse D. I., INPG, Grenoble, 1982.
- [7] C. P. JANSE, A. J. M. KAISER, Time-frequency distributions of loudspeakers : the application of the Wigner distribution, *J. Audio. Eng. Soc.*, 1983, 31, 4, pp. 198-223.
- [8] P. FLANDRIN, Some features of time-frequency representations of multicomponent signals, *IEEE, ICASSP*, San Diego, USA, 1984, pp. 41B4.1-B4.4.
- [9] P. FLANDRIN et B. ESCUDIÉ, Analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-Ville, *Traitement du signal*, vol. 2, n° 2, 1985, pp. 144-151.
- [10] W. MARTIN et P. FLANDRIN, Wigner-Ville spectral analysis of nonstationary processes, *IEEE Trans. on ASSP*, ASSP-33, 1985, pp. 1461-1470.
- [11] G. F. BOUDREAU-BARTELS et T. W. PARKS, Time-varying filtering and signal estimation using Wigner distribution synthesis techniques, *IEEE Trans. on ASSP*, vol. ASSP-34, June 1986, pp. 442-451.
- [12] P. FLANDRIN, Représentation temps-fréquence des signaux non stationnaires, Thèse Doct.-État, INPG, Grenoble, 1987.
- [13] L. JACOBSON et H. WECHSLER, A paradigm for invariant object recognition of brightness, optical flow and binocular disparity images, *Pattern recognition Letters*, vol. 1, Oct. 1982, pp. 61-68.
- [14] L. JACOBSON et H. WECHSLER, A theory for invariant object recognition in the frontoparallel plane, *IEEE Trans. on PAMI*, vol. PAMI-6, 3, May 1984, pp. 325-331.
- [15] Y. M. ZHU, F. PEYRIN et R. GOUTTE, Utilisation de la Transformation de Wigner-Ville pour le traitement numérique des signaux et des images : Mise en œuvre et interprétation, *Pro. 11^e colloque GRETSI*, 1-5 juin 1987, Nice, pp. 21-24.
- [16] Y. M. ZHU, F. PEYRIN et R. GOUTTE, Transformation de Wigner-Ville : description d'un nouvel outil de traitement du signal et des images, *Ann. Télécom.*, 1987, vol. 42, n° 3-4, pp. 105-118.
- [17] Y. M. ZHU, Transformation de Wigner-Ville des signaux et des images, Thèse Doctorat, INSA, Lyon, France, 1988.
- [18] T. REED et H. WECHSLER, Tracking of nonstationarities for texture fields, *Signal processing*, vol. 14, 1988, pp. 95-102.
- [19] T. REED et H. WECHSLER, Segmentation of textured images and Gestalt organization using spatial/spatial-frequency representations, *IEEE Trans. on PAMI*, vol. PAMI-12, 1, Jan. 1990, pp. 325-331.
- [20] Y. M. ZHU, F. PEYRIN et R. GOUTTE, Equivalence between the two-dimensional real and analytic signal Wigner distributions, *IEEE Trans. on ASSP*, vol. ASSP-37, Oct. 1989, pp. 1631-1634.
- [21] Y. M. ZHU, F. PEYRIN et R. GOUTTE, The use of a two-dimensional Hilbert transform for Wigner analysis of 2-D real signals, *Signal Processing*, vol. 19, Mar. 1990, pp. 205-220.
- [22] Y. M. ZHU, R. GOUTTE et F. PEYRIN, On the use of 2-D analytic Signals for Wigner analysis of 2-D real signals, *IEEE, ICASSP*, Albuquerque, New Mexico, U.S.A., Apr. 1990, pp. 1989-1992.
- [23] T.A.C.M. CLAASEN et W. F. G. MECKLENBRAUKER, On the time-frequency discrimination of energy distributions : can they look sharper than Heisenberg ?, *IEEE, ICASSP*, San Diego, 1984, pp. 41B7.1-1-41B7.4.
- [24] A. J. E. M. JANSSEN et T. A. C. M. CLAASEN, On positivity of time-frequency distributions, *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 33, 1985, pp. 1029-1032.
- [25] R. BAJCSY et L. LIEBERMAN, Texture gradient as a depth cue, *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 5, 1976, pp. 52-67.
- [26] S. S. LIU et M. E. JERNIGAN, Texture analysis and discrimination in additive noise, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 49, 1990, pp. 52-67.