

Analyse et caractérisation de la texture dans les images de télédétection

Sommaire

2.1 Généralités sur la texture	43
2.1.1 La notion d'échelle	44
2.1.2 La notion d'isotropie	45
2.2 Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture	46
2.2.1 Analyse statistique	46
2.2.2 Analyse fréquentielle	49
2.3 Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS	57

Le chapitre précédent a mis en évidence la difficulté d'analyser les images à THRS au niveau du pixel. Pour ce type de données, une analyse au niveau des objets géographiques paraît plus adaptée. Il est ainsi nécessaire de se doter d'outils de caractérisation de la distribution spatiale de la photométrie à l'intérieur d'un même objet géographique. C'est la notion de texture. Cette partie est consacrée à la description et l'analyse de la texture d'une image. Nous la définissons tout d'abord avant d'effectuer une revue succincte des méthodes d'analyse utilisées en télédétection. Enfin, nous présentons la méthode de description qui sera utilisée dans toutes les étapes de traitement de ce travail.

2.1 Généralités sur la texture

L'analyse de la texture reste un problème ouvert dans le domaine de la vision par ordinateur. Il n'existe pas de définition mathématique exacte de la texture qui résulte plutôt d'une perception cohérente d'une entité observée dans une image. Par exemple, dans [Maitre 2003], la texture est définie de la manière suivante :

« Une texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur. »

Bien que la perception d'une texture donnée soit évidente pour l'observateur, elle reste très difficile à représenter mathématiquement : d'une part, il n'est pas trivial de représenter les liens spatiaux qui existent au sein d'un même objet, et d'autre part, définir des descripteurs qui assurent une invariance par changement d'échelle, d'orientation, d'éclairage, de couleur, etc. (comme c'est le cas pour l'interprétation humaine) est une tâche délicate. En conséquence, un nombre important de définitions et d'approches associées ont été développées pour des applications spécifiques [Tuceryan & Jain 1998]. Nous détaillons quelques-unes de ces méthodes dans la suite de ce chapitre.

2.1.1 La notion d'échelle

En photo-interprétation, certains auteurs distinguent la **texture** de la **structure**. La différence entre ces deux termes correspond à une notion d'échelle. Dans [Provencher & Dubois 2007], la texture correspond à l'arrangement et à la dimension des micro-éléments qui constituent un objet.

La **structure** correspond à l'arrangement des macro-éléments qui constituent un objet ou à l'arrangement des objets entre eux. Les micro-éléments correspondent à des pixels ou petits groupes de pixels qui ne peuvent représenter précisément un objet ou une surface. Au contraire, les macro-éléments formés exclusivement de groupes de pixels représentent parfaitement un objet ou une surface. Dans [Caloz & Collet 2001], la structure se réfère davantage aux lignes de l'image marquant une transition entre deux régions ou deux catégories d'occupation du sol par une forte variation de luminosité. Enfin, les photo-interprètes ont élaboré une base de reconnaissance des textures et structures pour aider à la photo-interprétation. Ces définitions restent néanmoins ambiguës car il n'y a parfois pas de limite franche entre texture et structure. Ces termes peuvent être interprétés différemment en fonction du sujet étudié. Dans [Provencher & Dubois 2007], les photo-interprètes mettent en évidence cette difficulté à partir de la texture grossière d'une forêt. Son effet ponctué peut ainsi être considéré comme une texture ou une structure en fonction de l'échelle d'étude. Il y a ainsi une difficulté à définir lequel de l'arbre ou de la forêt est considéré comme objet élémentaire. En conséquence, la définition de structure est davantage dépendante de la résolution spatiale des images que des objets géographiques.

Dans le cas du traitement d'images numériques, on admet que la **texture** relève particulièrement de l'arrangement spatial des pixels alors que la **structure** relève de l'organisation de groupes de pixels. Si l'on souhaite caractériser un objet géographique, ces notions sont donc très proches.

Dans la suite de ce travail, on considère que l'analyse de la texture regroupe à la fois l'analyse de la texture et de la structure. On définit par **micro-texture** une texture caractérisant les détails les plus fins de l'image et par **macro-texture** une texture représentant les détails les plus grossiers de l'image. Dans les images à THRS, un type d'occupation du sol possède bien souvent sa propre texture (à l'échelle micro ou macro). Ainsi, la micro-texture ne conditionne pas forcément la macro-texture et

réciroquement. Par exemple sur la figure 2.1(c), un champ de céréales est composé à la fois d'une micro-texture isotrope représentant l'organisation des plantes et d'une macro-texture anisotrope représentant les traces de passage des engins agricoles.

2.1.2 La notion d'isotropie

La répartition spatiale des pixels qui composent une texture peut être définie de deux manières :

- Soit on observe une périodicité dans la texture, c'est-à-dire une répétition régulière d'un motif dans une ou plusieurs directions (Figure 2.1(b-c)). La texture est alors dite **anisotrope**, ces propriétés étant dépendantes de la direction.
- Soit la répartition est totalement aléatoire et ne privilégie pas une direction particulière (Figure 2.1(a) et (d)). Dans ce cas, on définit la texture comme **isotrope** (ou encore **homogène**), l'isotropie se caractérisant comme l'invariance des propriétés en fonction de la direction.

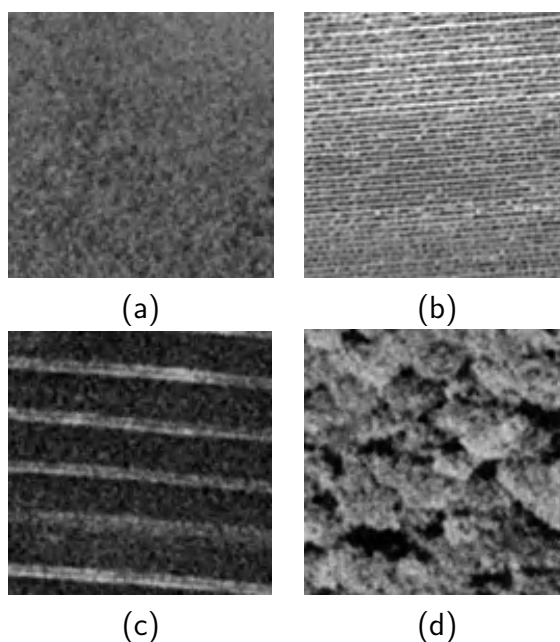


FIGURE 2.1 – Exemples de textures de différents types d'occupation du sol extraits de photographies aériennes (résolution spatiale = 0.5×0.5 cm) : (a) prairie, micro-texture de type isotrope ; (b) vigne, micro-texture de type anisotrope ; (c) céréale, macro-texture de type anisotrope ; (d) forêt, macro-texture de type isotrope

2.2 Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture

Il existe de nombreuses méthodes pour analyser les textures. On regroupe souvent ces méthodes en trois familles : les approches statistiques, les approches fréquentielles, les approches par modèles.

Le lecteur trouvera une présentation de ces différentes méthodes dans [Randen & Husoy 1999, Sonka *et al.* 1993, Tuceryan & Jain 1998]. La section suivante présente de manière plus approfondie les **approches statistiques** et **fréquentielles** qui sont les méthodes les plus utilisées dans le cadre de l'analyse d'images de télédétection car elles ont un champ d'application plus étendu que les approches par modèles, qui se réfèrent bien souvent à une famille de texture particulière. À travers la présentation des propriétés de ces différentes méthodes d'analyse, nous justifierons notre choix d'une approche fréquentielle avec l'utilisation de la transformée d'ondelettes pour l'analyse des images à THRS.

2.2.1 Analyse statistique

2.2.1.1 Les statistiques basées sur les histogrammes

Il est possible de caractériser une texture donnée selon des mesures statistiques calculées à partir de sa distribution de niveaux de gris. Ces mesures statistiques sont généralement d'ordre 1 (moyenne), 2 (variance), 3 (skewness) ou 4 (kurtosis). Bien qu'efficaces, ces mesures statistiques s'avèrent souvent limitées en pratique car elles ne sont pas assez discriminantes.

2.2.1.2 Les statistiques basées sur les couples de pixels : les matrices de cooccurrence

Afin de prendre en considération l'état de deux pixels simultanément, on réalise une **matrice de cooccurrence** C [Haralick *et al.* 1973]. Soit une image de dimension N ayant n niveaux de gris, la matrice de cooccurrence C est de dimension $N \times N$ et chaque élément $p(i, j)$ (équation (2.1)) est défini pour une **distance** d et une **direction** θ par le nombre de couples de valeurs (i, j) séparés par une distance d dans la direction θ présents dans l'image.

$$C = \begin{bmatrix} p(1, 1) & p(1, 2) & p(1, j) & \cdots & p(1, N) \\ p(2, 1) & p(2, 2) & p(2, j) & \cdots & p(2, N) \\ p(i, 1) & p(i, 2) & p(i, j) & \cdots & p(i, N) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ p(N, 1) & p(N, 2) & p(N, j) & \cdots & p(N, N) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

La matrice C est donc liée à la probabilité des combinaisons des couples $p(i, j)$

2.2. Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture

pouvant se produire. En raison du fait que le système visuel humain ne distingue pas deux niveaux de gris trop proches, il est en général préférable de représenter la matrice de cooccurrence sur un nombre limité de valeurs (entre 8 et 64 niveaux par exemple) pour avoir une meilleure représentation de la texture [Maitre 2003].

Les figures 2.2 et 2.3 présentent le calcul d'une matrice de cooccurrence et une application à différents types d'occupation du sol. Les matrices de cooccurrence de la prairie ((d)) et de la céréale ((e)) sont différentes. Il convient de remarquer, du fait de leur différence de luminance, que les fortes cooccurrences ne se situent pas aux mêmes points de la matrice. Dans le cas de la prairie, les cooccurrences sont variées ce qui caractérise la distribution aléatoire des pixels de l'image. À l'inverse dans l'exemple du champ de céréales, les cooccurrences se concentrent en quelques points et mettent en évidence le regroupement des pixels de valeurs proches. Dans le dernier exemple ((f)), la matrice de cooccurrence est la combinaison des deux textures précédentes. Au vu de cette matrice, on peut émettre l'hypothèse qu'elle est représentative de la texture de deux objets distincts, néanmoins elle ne fournit aucun renseignement sur la localisation de ces derniers.

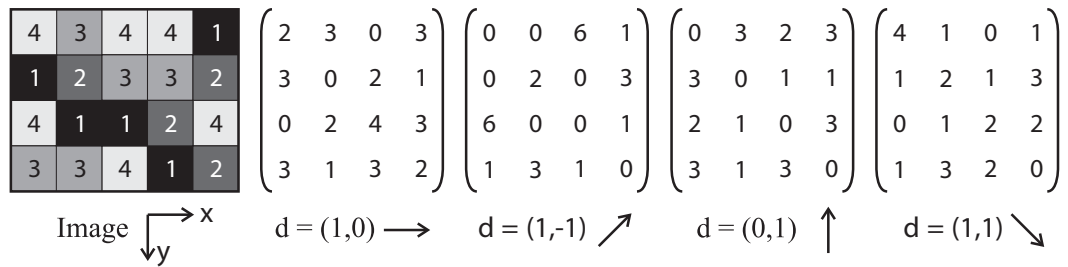


FIGURE 2.2 – Exemple de calcul de matrices de cooccurrence à partir d'une image de dimension 4×5 ayant 4 niveaux de gris (dans [Delenne 2006])

La matrice peut être calculée globalement à partir d'une image ou localement à l'aide d'une **fenêtre d'analyse**. Afin d'interpréter la matrice de cooccurrence, un certain nombre d'**indices** ont été créés tels que l'énergie, le contraste, la corrélation qui peuvent mettre en évidence l'échelle ou l'isotropie d'une texture [Haralick *et al.* 1973]. La caractérisation des textures peut aussi être réalisée par l'étude des distributions des coefficients de chaque matrice de cooccurrence [Karoui *et al.* 2008].

Les matrices de cooccurrence ont l'avantage de discriminer des textures qui ont des histogrammes identiques. Par exemple, les figures 2.4 (a-b) présentent deux textures qui peuvent être discriminées par cette méthode : les textures (a) et (b) ont les mêmes valeurs de luminance, seul l'arrangement spatial de ces valeurs les distingue. Cependant, les matrices de cooccurrence ne peuvent pas caractériser tous les types de texture [Gagalowicz & Tournier Lasserre 1986]. Pour illustrer ceci, la figure 2.5 présente un cas particulier de texture qui ne peut être distinguée par cette approche. Ce motif a été transposé verticalement et ni la direction θ ni la distance d d'analyse ne peuvent les discriminer. Cette approche reste, toutefois, adaptée à la description des textures na-

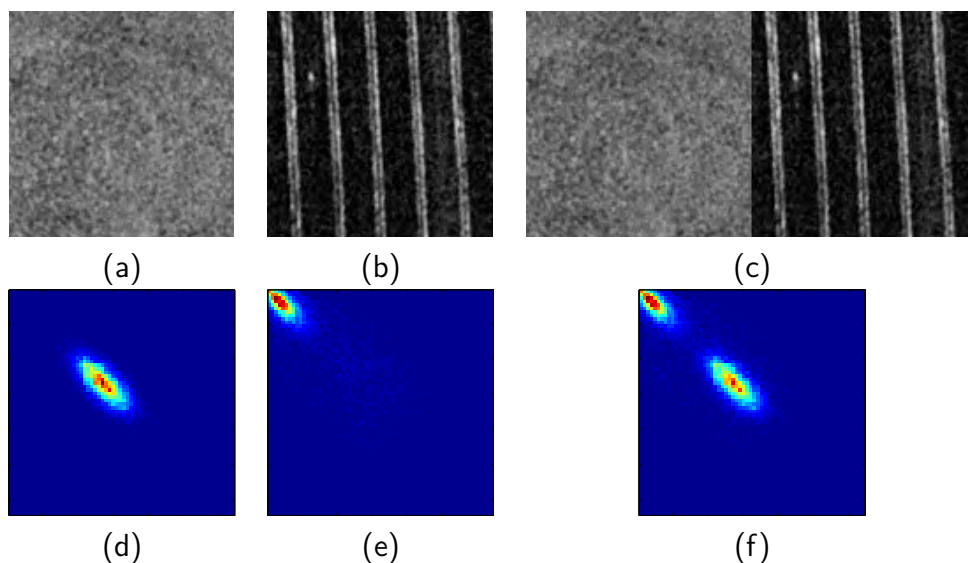


FIGURE 2.3 – **Exemple de matrices de cooccurrence.** (a) : prairie ; (b) : céréale ; (c) : prairie + céréale ; (d, e, f) : représentation de leur matrices de cooccurrence en 32 niveaux de gris pour $\theta = 90^\circ$ et $d = 1$

turelles et compte parmi les méthodes les plus utilisées. Ses applications en télédétection sont nombreuses [Delenne *et al.* 2008, Ferro & Warner 2002, Herold *et al.* 2003, Karoui *et al.* 2008, Maenpaa 2003, Marceau *et al.* 1990, Narasimha Rao *et al.* 2002, Ouma *et al.* 2008, Puissant *et al.* 2005, Yu *et al.* 2006].

L'inconvénient de cette approche réside dans son utilisation peu pratique. Elle nécessite, en effet, la définition de nombreux paramètres : choix des directions d'analyse, des distances séparant les couples, de la taille de la fenêtre d'analyse et des indices pour interpréter la matrice. Enfin, même si les résultats dépendent peu de la taille de la fenêtre d'analyse, il reste difficile de suivre localement l'évolution d'une texture [Germain 1997].

2.2.2 Analyse fréquentielle

2.2.2.1 Notions de signal

Pour faciliter la compréhension des méthodes présentées dans les sections suivantes, on présente des illustrations à partir de signaux à une dimension (1D). L'application aux images repose sur le même principe étendu au cas bidimensionnels (2D).

Considérons un signal numérique 1D obtenu par extraction de la suite de nombres (provenant, par exemple d'une ligne de l'image, le signal évoluant dans ce cas dans l'espace et non dans le temps). La figure 2.6 représente la variation des niveaux de gris de la 60^{ème} ligne d'une image donnée. On remarque que la texture anisotrope se comporte comme un signal plus ou moins périodique où la séparation de deux voies de passage de l'engin agricole correspond à la période du signal.

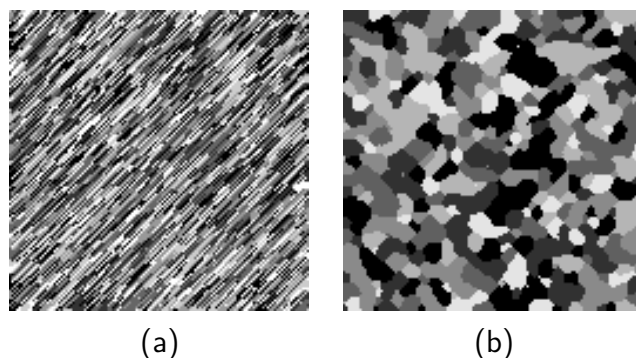


FIGURE 2.4 – Exemple de deux textures dont les distributions de niveaux de gris sont identiques (dans [Germain 1997]). (a) : texture anisotrope; (b) : texture isotrope. Contrairement aux méthodes statistiques basées les histogrammes, les matrices de cooccurrence reposent sur l'arrangement des pixels et peuvent distinguer ces deux exemples.

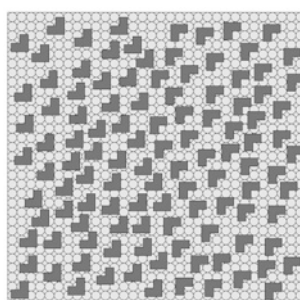


FIGURE 2.5 – Exemple de textures qui ne peuvent pas être distinguées par les matrices de cooccurrence (dans [Maitre 2003]). Le motif a été transposé verticalement et ni la direction θ ni la distance d d'analyse ne peuvent les discriminer

Pour caractériser un signal, il est possible de le décomposer selon différentes méthodes (dans l'espace des fréquences ou dans d'autres bases comme les splines, les ondelettes, ...) où la valeur de chaque composante est plus significative et est directement exploitable en vue de sa caractérisation. Parmi ces méthodes de décomposition, les analyses fréquentielles telles que la transformée de Fourier ou les transformées en ondelettes sont principalement utilisées.

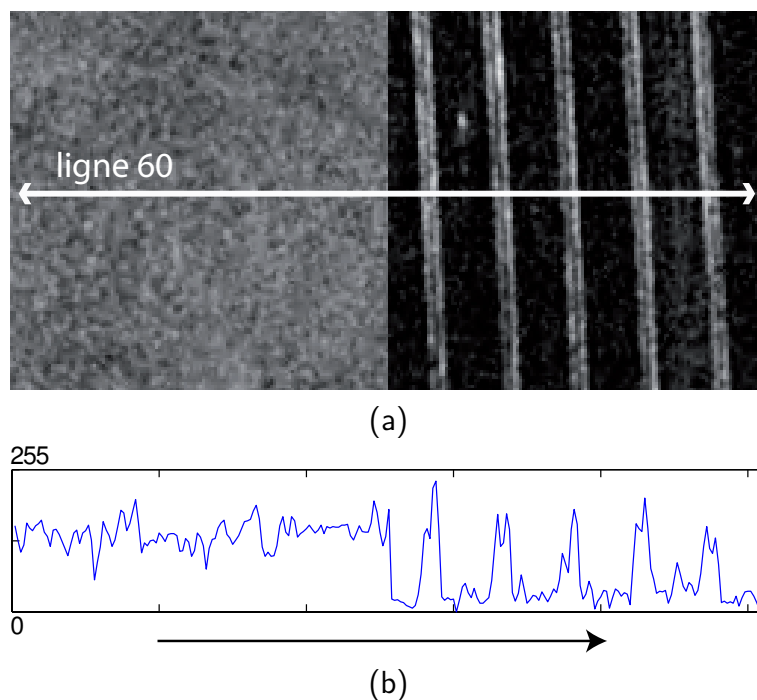


FIGURE 2.6 – Représentation d'une ligne d'une image comme un signal à une dimension

2.2.2.2 Transformée de Fourier

La **transformée de Fourier** représente un signal périodique $f(t)$ en un signal défini dans l'espace des fréquences k par :

$$\hat{f}(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-jkt} dt \quad (2.2)$$

où j est la variable imaginaire pure. La variable k est la variable fréquentielle, elle correspond aux différentes fréquences contenues dans le signal (la valeur $k = 0$ correspondant à sa moyenne).

Cette transformation est donc intéressante car elle permet une **visualisation des différentes fréquences** contenues dans un signal.

La transformée de Fourier est **réversible**. Les coefficients $f(k)$ permettent de reconstruire le signal original $f(t)$ de la manière suivante :

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(k) e^{jkt} dk \quad (2.3)$$

Appliquée à une image numérique $I(x, y)$, la transformée $\hat{I}(k, l)$ et son inverse s'expriment respectivement par :

$$\hat{I}(k, l) = \frac{1}{NM} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} I(x, y) e^{-j2\pi(\frac{xk}{N} + \frac{yl}{M})} \quad (2.4)$$

$$I(x, y) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} \hat{I}(k, l) e^{j2\pi(\frac{xk}{N} + \frac{yl}{M})} \quad (2.5)$$

L'**interprétation d'un signal** à partir de la transformée de Fourier est réalisée à partir de ses coefficients $\hat{f}(k)$ dans le cas 1D et $\hat{I}(x, y)$ dans le cas 2D. Les coefficients sont généralement représentés à partir du **spectre de Fourier** (ou spectrogramme). Celui-ci représente la norme des coefficients au carré, soit $|\hat{f}(k)|^2$ et $|\hat{I}(x, y)|^2$ dans le cas 2D. Le spectre fournit ainsi une valeur d'énergie pour chaque fréquence. La figure 2.7 propose une illustration de la décomposition du signal 1D correspondant à la ligne de l'image présentée à la figure 2.6. Le signal est d'abord décomposé puis reconstruit en n'utilisant que certaines fréquences. Le spectre de Fourier, illustré en (b), représente l'amplitude de chacune de ces fréquences constituant le signal (les fréquences les plus basses se trouvent proches de l'origine et les plus élevées aux extrémités).

Dans le cas d'une application à un signal 2D, le spectre correspondant est une matrice de même dimension que l'image originale. Les coefficients x sont représentés en lignes et les coefficients y en colonnes sur une échelle logarithmique. Le spectre de Fourier a ainsi la particularité de représenter les fréquences de l'image quelle que soit leur direction.

La figure 2.8 présente des exemples de spectres de Fourier pour différents types d'occupation du sol. À chaque texture correspond un spectre spécifique et on peut facilement caractériser l'isotropie d'une texture. Dans le cas d'une texture anisotrope (Figure 2.8 (c) et (d)), les fortes valeurs du spectre forment un axe (représentatif des hautes fréquences dans une direction privilégiée). À l'inverse dans le cas d'une texture isotrope (Figure 2.8 (a) et (b)), les fortes valeurs du spectre sont diffuses. Dans le cas d'une image qui représente deux objets de différente texture ((e) et (f)), il est intéressant de voir que son spectre ne permet pas d'identifier la présence des deux objets mais il indique seulement que toutes les fréquences contenues dans ces objets sont présentes dans l'image. Cet exemple met en évidence l'inconvénient majeur de cette approche. La transformée de Fourier s'applique à la totalité de l'image et son spectre ne permet pas de localiser spatialement les caractéristiques de l'image.

Une solution pour « spatialiser » la transformée de Fourier consiste alors à appliquer un ensemble de transformée de Fourier à partir d'une **fenêtre d'analyse** [Gabor 1946].

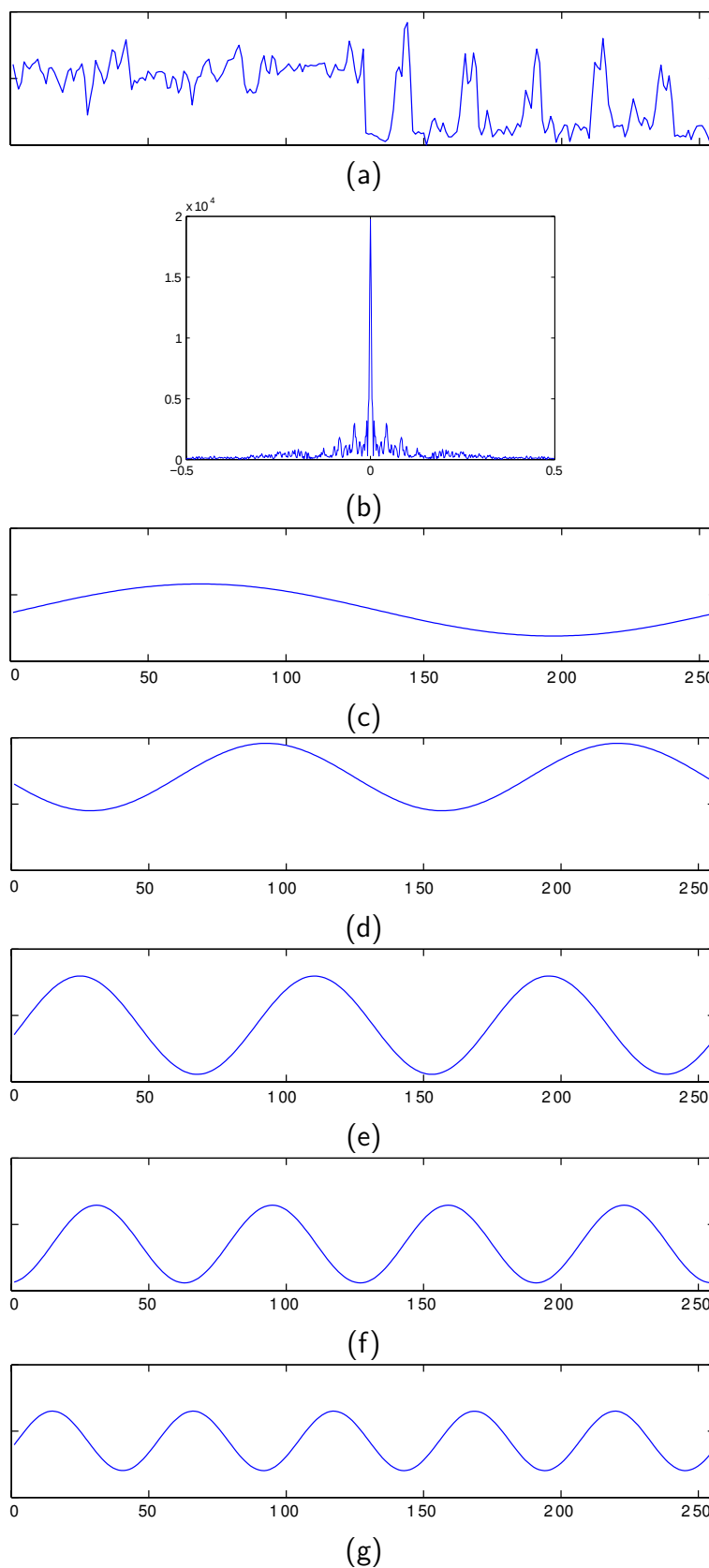


FIGURE 2.7 – **Décomposition d'un signal par la transformée de Fourier** : (a) signal original ; (b) le spectre des fréquences ; (c-g) exemples de la série de Fourier qui composent le signal original

Le choix de la dimension de la fenêtre reste néanmoins un paramètre contraignant. Nous verrons ainsi dans la section suivante comment la transformation en ondelettes répond à ce problème.

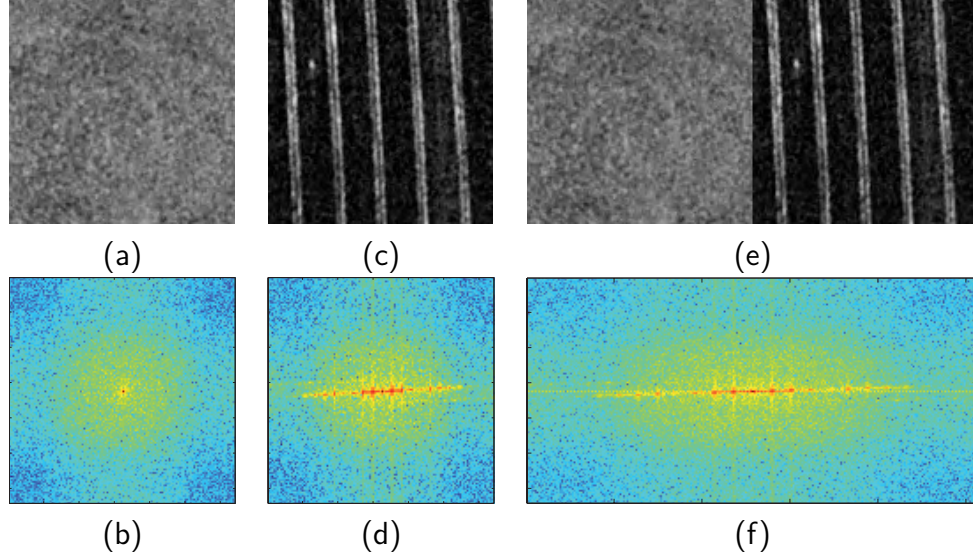


FIGURE 2.8 – **Exemple de spectres de la transformée de Fourier en 2D** : (a-b) prairie ; (c-d) céréale ; (e-f) prairie + céréale

2.2.2.3 Transformée en ondelettes

Principe. La transformée en ondelettes a été développée par Jean Morlet pour l'étude de signaux sismiques. Cette approche a été, par la suite, adaptée au traitement des images, entre autres par Mallat [Mallat 1989b] et Meyer [Meyer 1990]. Contrairement à la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes permet une **représentation dans l'espace** des différentes fréquences contenues dans un signal original. La transformée en ondelettes d'un signal continu $f(t)$ s'écrit :

$$\mathcal{F}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.6)$$

où a est le facteur de dilatation, b le facteur de translation et ϕ^* le complexe conjugué de la **fonction analysante** ϕ .

Plus le facteur de dilatation a est élevé, plus le support de $\phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right)$ est étendu selon l'axe temporel, moins son amplitude est importante selon l'axe des fréquences (Figure 2.9). Par conséquent, la valeur de la transformée en ondelettes $\mathcal{F}(a, b)$ correspond à la projection du signal original sur la fonction d'analyse $\phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right)$ et une ondelette fournit une représentation du signal à toutes les échelles a .

Concernant les ondelettes analysantes, il en existe différents types [Daubechies 1992, Mallat 1998] tels que les ondelettes de Haar, Daubechies ou Chapeau mexicain (Figure 2.10).

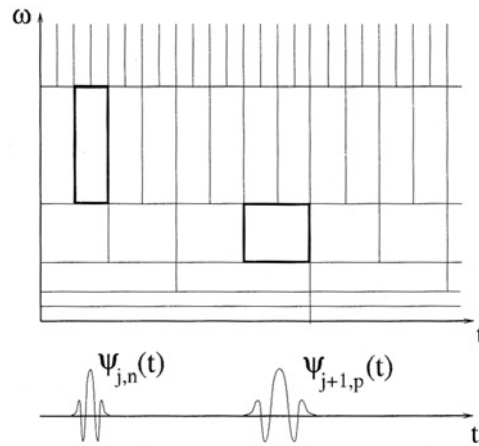


FIGURE 2.9 – Variation du facteur de dilatation de l'ondelette (dans [Mallat 1998]) : plus la fonction analysante est étendue selon l'axe du temps t , moins son amplitude ω est importante selon l'axe des fréquences

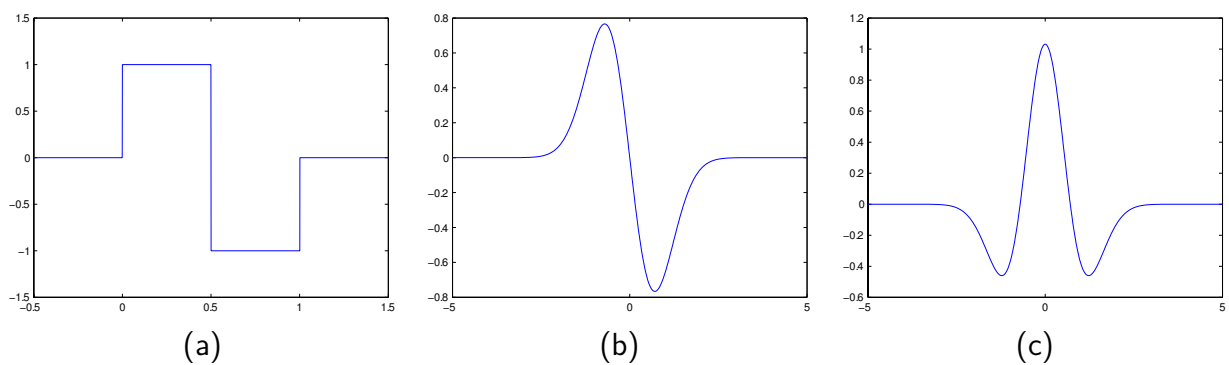


FIGURE 2.10 – Exemples de différents types d'ondelettes : (a) Haar ; (b) Dérivée première d'une gaussienne ; (c) Chapeau mexicain (dérivée seconde d'une gaussienne)

Une approche multi-résolution. Les ondelettes permettent ainsi une représentation multi-résolution du signal analysé. Cependant, si l'on considère toutes les échelles a d'analyse, il est aisé de démontrer que l'information contenue dans les coefficients d'ondelettes est redondante. Lorsque l'on manipule des signaux numériques, on peut montrer que la famille de fonctions $\phi_{j,m}(k) = 2^{-j/2}\phi(2^{-j}k - m)$ constitue une base orthonormale. Elle permet donc une représentation du signal sans redondance. En notant $I_0[k]$ un signal, on peut montrer qu'il s'écrit sur cette nouvelle base par :

$$I[k] = \sum_m I_J[m]\phi_{J,m}[k] + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_m w[j,m]\psi_{j,m}[k] \quad (2.7)$$

$I_{J,m}$ est la **composante dite « continue »** ou « d'approximation » à l'échelle J tandis que $w_{j,m}$ représente les coefficients de « **détails** » (ou encore « hautes fréquences ») liés à l'échelle j . La figure 2.11 illustre ces composantes I_J et $w_{j,m}$ pour le signal présenté à la figure 2.6 à des échelles variant de 1 à 5. Chaque niveau représente la composante basse résolution et de détails à une échelle donnée. Dans le niveau 1, le signal est filtré sur ses hautes fréquences. La composante détaillée est très oscillante pour les deux types d'occupations du sol. Il y a en effet beaucoup de variations du signal de luminance lorsque l'échelle d'analyse est fine. Dans les niveaux d'échelle suivants, les composantes d'approximation font progressivement apparaître la valeur moyenne (localement) du signal tandis que les composantes de détails mettent en évidence les plus hautes fréquences correspondant notamment aux sauts en intensité provoqués par l'ensemencement. Cette structure est caractérisée par une succession de lignes blanches parallèles sur un fond noir. On parvient alors à isoler et à mesurer précisément la périodicité de la structure de l'image.

La transformée en ondelettes en 2D. En pratique, les coefficients I_J et w_j de la relation 2.7 sont calculés par application d'une succession de filtres passe-bas et passe-haut sur le signal original, définis en fonction de l'ondelette analysante [Van de Wouwer *et al.* 1999]. Par exemple, ces filtres peuvent être appliqués sur les lignes et les colonnes de l'image (Figure 2.12). À chaque étape de filtrage, nous obtenons une série de coefficients pour une résolution donnée : $I_{J,n}$ correspond à une image basse résolution et les séries $w_{j,n}$ comportent trois images de détails. Comme les filtres passe-haut et passe-bas sont appliqués horizontalement et verticalement, les séries $w_{j,n}$ contiennent des images de détails dans les directions verticales, horizontales et diagonales. Enfin, l'image basse résolution $I_{J,n}$ peut à son tour être décomposée pour obtenir une nouvelle série de coefficients à plus grande échelle. Les informations de texture correspondant aux variations locales de $I_{J,n}$ seront alors une nouvelle fois captées par les composantes de détails.

La figure 2.13 donne un exemple de décomposition d'une image ainsi que la représentation de l'organisation des composantes qui en résulte. Le premier exemple ((b)) représentant un carré blanc sur fond noir permet de visualiser l'effet des filtres passe-haut et passe bas dans les différentes directions d'analyse. Les composantes des détails

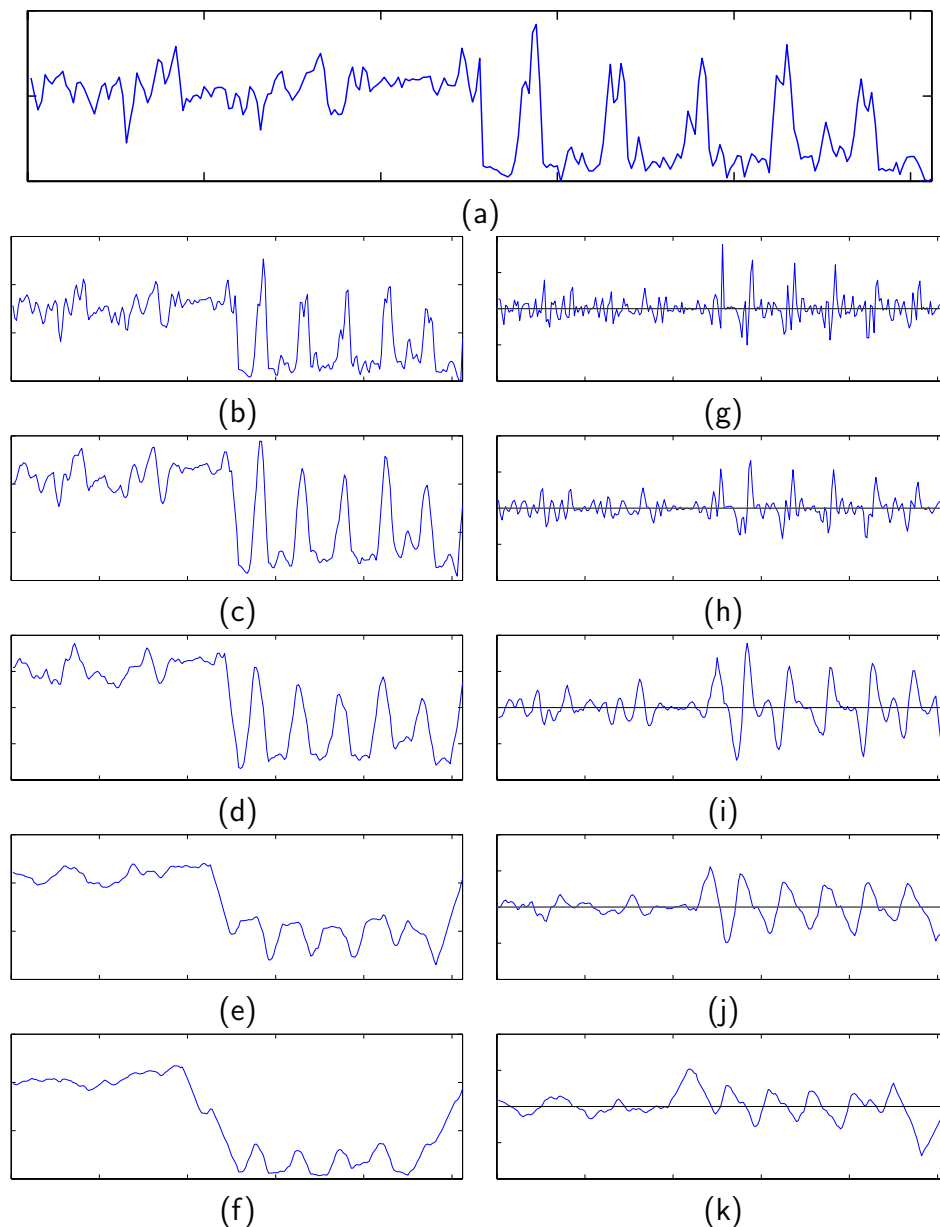


FIGURE 2.11 – **Décomposition d'un signal 1D par transformée d'ondelettes :** de (b) à (f) les composantes « continues » pour les échelles de 1 à 5 ; de (g) à (k) les composantes « hautes fréquences » pour les échelles de 1 à 5. Les composantes « continues » font progressivement apparaître la valeur moyenne (localement) du signal tandis que les composantes « hautes fréquences » mettent en évidence les hautes fréquences de la texture de céréale

2.3. Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

correspondant aux directions horizontales (W_{J+1}^1 pour le premier niveau et W_{J+2}^1 pour le second) et verticales (W_{J+1}^2 et W_{J+2}^2) distinguent respectivement les contours horizontaux et verticaux du carré. Quant aux composantes des détails diagonaux (W_{J+1}^3 et W_{J+2}^3), elles mettent en évidence les quatre coins du carré.

Dans le second exemple, l'information spatialisée des différentes composantes permet de localiser distinctement les deux textures. De plus, la transition entre ces dernières correspondant à une variation de contraste est nette sur les composantes verticales. On visualise aussi la différence d'information entre les deux échelles d'analyse. Lors de la première décomposition, on parvient à extraire les détails les plus fins caractéristiques de la texture de la prairie (côté gauche) alors que dans le second niveau de décomposition, on visualise particulièrement la structure anisotrope propre à la texture de céréale.

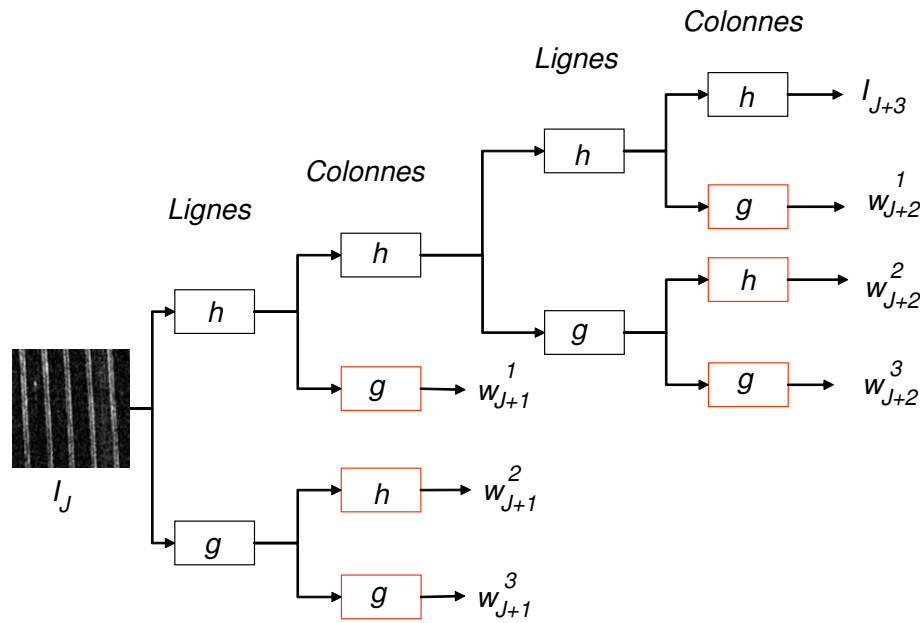


FIGURE 2.12 – Application successive de filtres passe-bas et passe-haut : h est un filtre passe-bas et g est un filtre passe-haut

2.3 Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord défini la texture afin de pouvoir caractériser précisément les objets contenus dans une image à THRS. L'échelle et l'isotropie étant les deux propriétés fondamentales de la texture, le choix de la méthode d'analyse dépend ainsi de sa capacité à caractériser une texture selon ces deux critères.

Nous avons revu les méthodes habituellement utilisées en télédétection pour caractériser ces textures. Les méthodes statistiques basées sur les histogrammes ne sont pas très adaptées car elles ne tiennent pas compte des directions et des échelles des textures. Les méthodes par matrices de cooccurrence permettent de pallier ces lacunes. Cependant, elles ne fournissent qu'une information dans une seule direction et pour une distance donnée. Il est alors nécessaire de calculer une série de matrices dans différentes directions et pour différentes distances afin d'obtenir une analyse complète de la texture. Cela entraîne une manipulation d'une quantité importante d'informations qui peut rapidement s'avérer encombrante. Un autre inconvénient de cette approche est son résultat non spatialisé. Les matrices de cooccurrence ne permettent pas de détecter spatialement la présence d'objets représentés par deux textures différentes. Néanmoins, une alternative consiste à réaliser une analyse à partir d'une fenêtre qui parcourt l'ensemble des pixels.

En ce qui concerne les analyses fréquentielles, la transformée de Fourier présente l'avantage d'extraire les différentes fréquences qui composent une image dans toutes les directions. Elle constitue ainsi une approche adéquate pour l'analyse de l'isotropie des textures. Cependant, à l'instar des matrices de cooccurrence, la transformée de Fourier est une transformation globale qui ne fournit pas une information spatialisée. La réalisation de transformées de Fourier à partir d'une fenêtre d'analyse constitue une alternative afin de mettre en évidence les propriétés locales de l'image.

De manière générale, les études effectuées à partir de fenêtres d'analyse présentent un inconvénient majeur car le choix de la dimension de la fenêtre est toujours difficile. D'un côté, une fenêtre de dimension réduite permet de mettre plus précisément en évidence les transitions entre deux objets aux textures différentes. D'un autre côté, une fenêtre de dimension plus large permet une caractérisation plus robuste de chacune de ces textures. Le choix s'effectue alors systématiquement au détriment de l'un ou l'autre.

Contrairement aux méthodes précédentes, l'analyse en ondelettes a la particularité de fournir une information spatialisée. Tout comme la transformée de Fourier, elle permet de représenter les différentes fréquences d'un signal grâce à sa propriété multi-échelle. Appliquée à un signal 2D, elle permet d'extraire une information de texture dans trois directions. Enfin, elle ne nécessite pas d'approche à partir d'une fenêtre d'analyse et peut donc représenter correctement les transitions d'un objet à un autre.

Dans le cadre des images à THRS, la transformée en ondelettes s'affirme ainsi comme une solution adaptée à la caractérisation des textures. En effet, elle prend en compte la notion d'échelle et d'isotropie propre à la définition de la texture. De plus, sa représentation spatialisée fournit une information adaptée à la caractérisation de plusieurs objets contenus dans une même image.

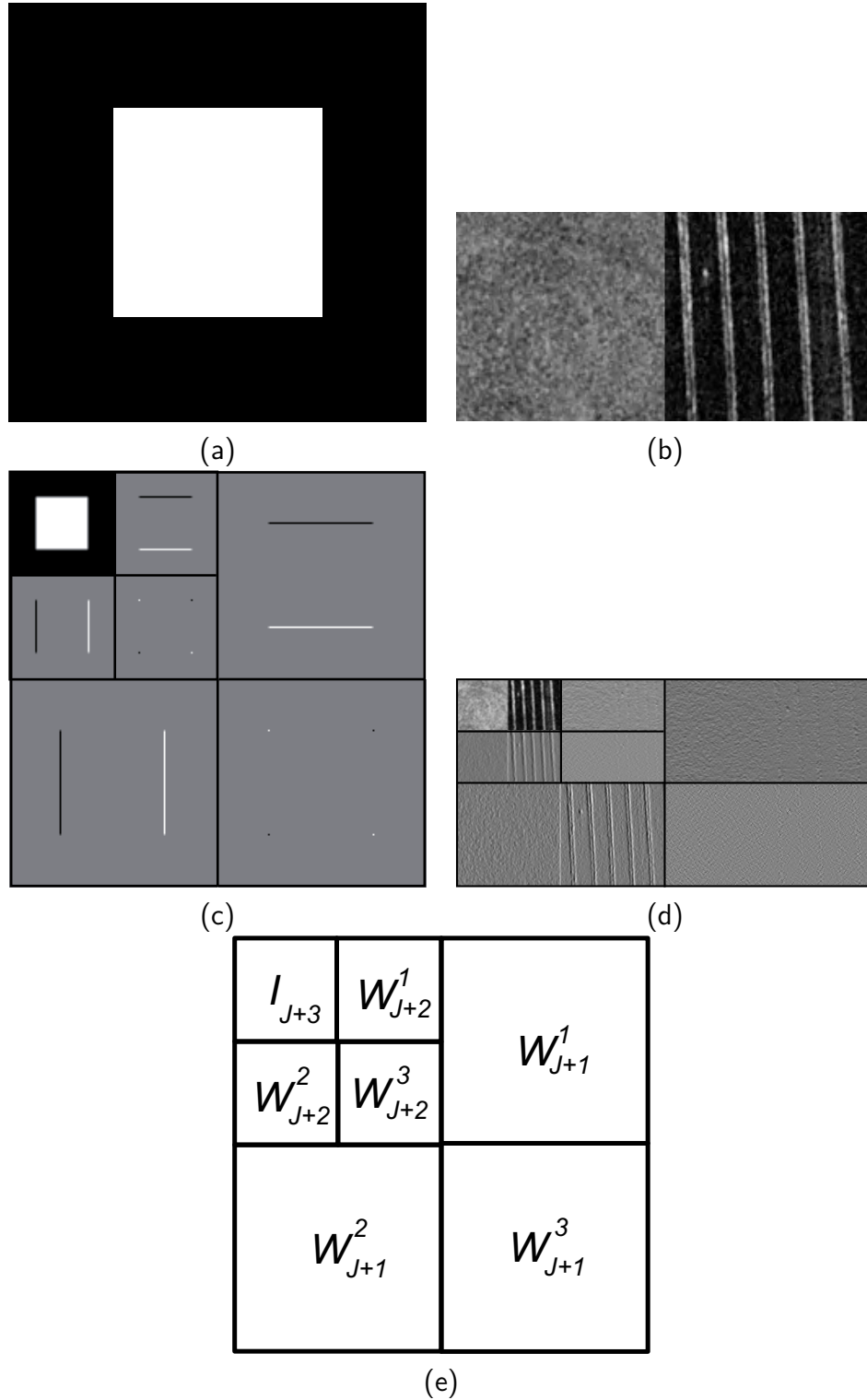


FIGURE 2.13 – Exemples de décomposition en ondelettes d'une image : (a–b) image originale ; (c–d) composantes issues de la transformée ; (e) notations des composantes

CONCLUSION DE LA PREMIÈRE PARTIE

Les conversions d'usage du sol affectant de larges surfaces terrestres, le plus souvent traduites en classes binaires « Changement » ou « Non changement », sont à présent bien identifiées à des échelles globales ou régionales, comme l'illustrent les évaluations effectuées à partir d'images satellitales à basse ou moyenne résolution spatiale sur la déforestation ou sur la fonte des glaciers. *A contrario*, les conversions limitées à de petites surfaces, les modifications liées aux changements d'état de surfaces à l'intérieur d'une classe d'occupation du sol donnée, ou encore l'identification des classes au détriment desquelles l'extension d'un type d'occupation des sols se produit, ont été peu étudiées jusqu'à présent. Or, leurs effets cumulés peuvent influencer les échanges énergétiques globaux, et surtout ils peuvent entraîner des conséquences environnementales ayant un impact majeur à une échelle locale, voire régionale. Ainsi, le suivi des changements d'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain représente un enjeu important dans le contexte d'une croissance urbaine continue et généralisée, en particulier sur le plan environnemental, l'artificialisation des terres ayant un impact notamment sur l'extension et l'état des milieux naturels et le ruissellement de surface au sein des agglomérations.

L'étude des changements d'occupation et d'utilisation des sols par télédétection comprend leur détection, l'identification de leur nature, la mesure des surfaces qu'ils affectent et la caractérisation de leur organisation spatiale. Ainsi, pour interpréter correctement un type de changement, il est nécessaire non seulement de l'identifier, le qualifier, le quantifier mais encore de le localiser et de déterminer l'évolution de son empreinte spatiale. Aujourd'hui la multiplication des capteurs à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) tels que Quickbird, Geoeye, ou Worldview, permet la mise à disposition de données de télédétection acquises à très haute résolution spatiale qui constitue une source d'information importante pour le suivi détaillé des changements d'occupation du sol sur de petites surfaces. Ces données sont particulièrement intéressantes pour les applications dans les milieux urbains et péri-urbains car elles permettent d'appréhender des changements brusques et irréguliers autant que des modifications subtiles et progressives.

Toutefois, l'identification et la caractérisation des changements à partir d'images à THRS sont souvent limitées par l'hétérogénéité des données sources, l'irrégularité des acquisitions, et la méthode utilisée pour les mettre en évidence. L'analyse de photographies aériennes par photo-interprétation est un processus long, fastidieux difficilement reproductible et non objectif. La détection automatique de changements à partir d'images à THRS s'est jusqu'à présent surtout limitée à distinguer les zones où des

changements se sont produits de celles qui n'ont pas été affectées par ces changements. Cependant, cette approche produit peu d'informations sur les types de transition entre une classe d'occupation et d'usage des sols et une autre, et s'avère intéressante seulement si l'on se focalise sur un type de transition donné. Lorsque l'on s'intéresse à des milieux aux dynamiques complexes tels que le milieu péri-urbain, il est nécessaire de privilégier une méthode qui prenne en compte toutes les caractéristiques permettant d'identifier et de caractériser un type de changement donné, et qui ne se focalise pas sur un type de changement particulier, mais considère tous les types de changements.

Il apparaît donc nécessaire de développer une méthode permettant d'identifier et de caractériser automatiquement des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources.

La majorité des méthodes couramment utilisées pour détecter des changements ont été élaborées pour mettre en évidence des changements abrupts d'occupation du sol à partir d'images de télédétection à basse ou moyenne résolution en utilisant quasi exclusivement la réponse spectrale des pixels. Sur les images à THRS, il est possible d'identifier et de caractériser des changements de moins grande amplitude, et touchant des espaces de petite superficie, en exploitant les propriétés de la texture des objets géographiques composant l'image. Néanmoins, ce nouveau type de données nécessite des développements méthodologiques, les méthodes de détection de changement généralement utilisées pour traiter les images à basse et moyenne résolution n'étant pas adaptées aux images issues de capteurs à THRS : d'une part, l'étendue et la résolution spectrale des capteurs à THRS sont souvent inférieures à celles des autres capteurs, la résolution spectrale des capteurs diminuant avec l'augmentation de leur résolution spatiale. Ce manque d'information nécessite la mise en place de méthodes de classification qui ne reposent plus uniquement sur l'information spectrale contenue dans l'image. D'autre part, la variabilité spectrale des pixels définissant les classes d'occupation du sol augmente en fonction de la résolution spatiale, ce qui entraîne une baisse de la séparabilité entre les différentes classes d'occupation du sol et une inefficacité des méthodes de classification spectrale par pixel classiquement utilisées.

Ainsi, il est nécessaire de développer de nouvelles approches de détection de changements qui prennent en compte la texture des images à THRS. En outre, ces approches doivent considérer l'hétérogénéité des données utilisées pour détecter des changements puisqu'elles sont généralement acquises à plusieurs années d'intervalle, à différentes saisons et au moyen de capteurs ayant des propriétés spatiales et spectrales différentes, l'hétérogénéité des données constituant l'une des principales sources d'erreurs dans l'interprétation des changements. Enfin, elles doivent considérer l'évolution de la forme des objets qui est susceptible d'évoluer au cours du temps.

L'analyse critique de l'état de l'art de cette première partie a permis d'orienter