

Détection de changements dans des images à très haute résolution spatiale par analyse de texture : application en milieu urbain

Antoine Lefebvre, Thomas Corpetti, Laurence Hubert Moy

COSTEL UMR 5600 LETG, CNRS/Université de Rennes 2/ IFR 90 CAREN
Place du recteur Henri Le Moal - 35000 Rennes cedex, France
antoine.lefebvre@uhb.fr

MOTS - CLÉS

Télé-détection
Détection de changements
Analyse de texture
Milieu urbain
Milieu périurbain

RÉSUMÉ

L'objectif de cette étude est de développer une méthode capable d'identifier et de caractériser des changements affectant de petites surfaces à partir de données de télé-détection à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. Pour faire face à ces contraintes, l'originalité de la méthode repose sur la comparaison des propriétés de texture des objets observés, afin de ne pas utiliser exclusivement ou essentiellement l'information spectrale de l'image mais de se focaliser davantage sur l'information spatiale qu'elle contient. Dans un premier temps, la méthode proposée extrait les objets à partir d'une segmentation par croissance de région puis les différentes textures contenues dans les objets segmentés sont comparées. L'approche utilisée pour caractériser les textures s'appuie sur une analyse des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des images. Cette méthode a été appliquée dans un milieu périurbain, celui de l'agglomération rennaise. Les espaces périurbains sont très hétérogènes et soumis à des changements brusques et irréguliers dans le temps et dans l'espace. Les changements d'occupation et d'utilisation des sols qui se sont produits entre 1978 et 2003 sont détectés à partir d'une paire d'images constituée d'une photographie aérienne noir et blanc et d'une image panchromatique de l'acquéreur par le capteur Quickbird. Les taux de classifications obtenus, qui varient de 78% à 85%, montrent l'importance que revêt la texture pour la classification des images à THRS. La méthode permet ainsi de détecter des changements de pratiques agricoles dans des parcelles sous pression urbaine.

KEY WORDS

Remote sensing
Change detection
Texture analysis
Urban area
Suburban area

ABSTRACT

Change detection in very high spatial resolution images using texture analysis: application to urban areas

The objective of this study is to develop a method able to detect and qualify changes in small areas from Very High spatial Resolution (VHR) remote sensing data acquired at different dates and from different sources. To cope with these constraints, the originality of the method is based on comparing the textural properties of the objects of interest. As a first step, the proposed method extracts the objects by a region growing segmentation and then, their texture are compared. The texture characterization is based on an analysis of the coefficients coming from a wavelet decomposition. This method has been applied in the suburban environment of city of Rennes. The suburban areas are very heterogeneous and subject to sudden and irregular changes in time and space. Land use and land cover changes that occurred between 1978 and 2003 are detected by a pair of images: a grey scale aerial photograph and a panchromatic Quickbird image. The classification rates ranging from 78% to 85% in overall accuracy show the importance of texture for classification of VHR images. The method allows to detect changes in agricultural practices in parcels that are under urban pressure.

1. Introduction

Dans le domaine du suivi des surfaces continentales, les images satellitales s'avèrent être une source de données précieuse pour suivre les changements d'occupation et d'usage des sols d'origine naturelle ou anthropique et en évaluer les impacts. Ces changements sont caractérisés par des intensités, des rythmes et des formes très variés, allant de mutations brusques ayant une grande emprise spatiale générées par exemple par des catastrophes naturelles à des modifications subtiles et régulières affectant de petites surfaces de quelques dizaines de km², telles que des changements de pratiques sur des parcelles agricoles, en passant par des changements brusques et irréguliers touchant de petites superficies, comme l'étalement urbain (Lambin *et al.*, 2001).

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 (Macleod et Congalton, 1998). 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. Sur des zones géographiques de taille réduite, de l'ordre de quelques dizaines à quelques milliers de km², l'étude des changements s'est jusqu'à présent essentiellement limitée à distinguer, en comparant deux images, les zones où des changements se sont produits de celles qui n'ont pas été affectées par ces changements (Inglada et Mercier, 2007 ; Bruzzone et Prieto, 2000). 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 (Biging, *et al.* 1998 ; Van Oort, 2007). Lorsque l'on s'intéresse à des milieux aux dynamiques complexes tels que le milieu périurbain, 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.

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 (Chan *et al.*, 2001 ; Masek *et al.*, 2000 ;

Ridd et Liu, 1998 ; Coppin *et al.*, 2004 ; Lu *et al.*, 2004). Aujourd'hui avec le développement des capteurs à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) tels que Quickbird, Geoeye, ou Worldview, il devient 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 (Aguejda *et al.*, 2006 ; Puissant *et al.*, 2005). 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 (Carleer et Wolff, 2007 ; Blaschke, 2005) : 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 (Alpin *et al.*, 1999 ; Key *et al.*, 2001). 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 (De Wit et Clevers, 2004 ; Fuller *et al.*, 2003), 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 (Irons *et al.*, 1985).

Ainsi, il est nécessaire de développer de nouvelles approches qui prennent en compte la texture des images à THRS. En outre, ces approches doivent prendre en compte 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 (Lunetta *et al.*, 1991), l'hétérogénéité des données constituant l'une des principales sources d'erreurs dans l'interprétation des changements (Lu *et al.*, 2004). Enfin, elles doivent considérer l'évolution de la forme des objets qui est susceptible d'évoluer au cours du temps.

L'objectif de cette étude est donc de développer une méthode capable d'identifier et de caractériser des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources.

2. Méthode

L'originalité de la méthode proposée est de comparer des propriétés de texture des objets

observés, afin de ne pas utiliser exclusivement ou essentiellement l'information spectrale de l'image mais à se focaliser davantage sur l'information spatiale qu'elle contient. En effet, le contenu des objets composant l'image constitue une texture qui peut être définie comme une région cohérente et homogène, formant un tout pour un observateur. Il est alors possible de décrire une texture selon la distribution de sa fonction de luminance et selon l'échelle associée aux motifs qui la composent (Maître, 2003). Un même objet peut comporter plusieurs distributions en fonction des échelles d'analyse. Par exemple, un champ de céréales observé à partir d'une image à THRS possède à petite échelle une texture homogène qui représente l'organisation du feuillage tandis qu'à grande échelle, on observe une texture orientée qui représente les traces de passage d'engins agricoles et les surfaces cultivées.

La méthode que nous proposons se décompose en quatre phases (figure 1) : Dans une première phase, les images sont segmentées séparément en objets d'intérêt qui sont ensuite intersectés ; Les deux phases suivantes sont consacrées à décrire les différentes textures contenues dans les objets segmentés : la deuxième consiste à caractériser grossièrement les textures contenues dans les objets en déterminant l'orientation globale de ces textures, ce qui permet de réorienter les objets, tandis que la troisième vise à caractériser finement la texture des objets à partir d'une analyse des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des images. Enfin, la cinquième phase est consacrée à la caractérisation du changement à travers l'élaboration d'une mesure des changements qui est suivie d'une classification puis d'une validation des résultats obtenus.

Cette méthode a été appliquée dans un milieu périurbain. Les espaces périurbains sont très hétérogènes et soumis à des changements brusques et irréguliers dans le temps et dans l'espace ; De ce fait, ils constituent un milieu particulièrement intéressant pour notre étude.

L'article est structuré de la manière suivante : l'étape de segmentation est détaillée dans la section 2.1 ; la description des textures, qui comprend la réorientation des objets et l'analyse détaillée des caractéristiques texturales des objets est décrite

dans la section 2.2 ; la définition de la mesure capturant le changement est décrite dans la section 2.3. Enfin, nous présentons dans la section 3 une application de cette méthode pour déterminer et caractériser des changements intervenus sur une période de vingt-cinq ans dans un secteur périurbain de l'agglomération de Rennes.

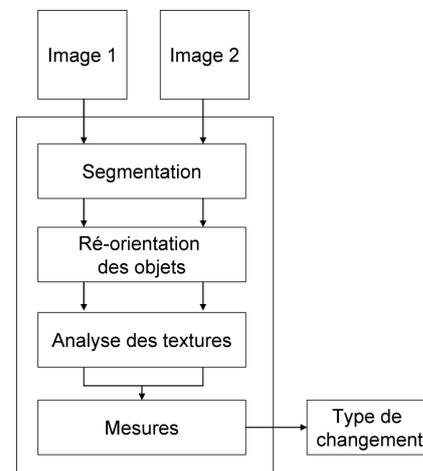


Figure 1. Schéma général de la méthode de détection et de caractérisation du changement

2.1. Segmentation des images

La segmentation des images vise à déterminer des groupements de pixels qui ont des propriétés communes en termes de luminance, texture et forme. De nombreux travaux montrent que la segmentation d'images à THRS par la méthode de croissance de régions produit de bons résultats (Thomas *et al.*, 2003 ; Durieux *et al.*, 2008 ; Carleer *et al.*, 2005 ; Lefebvre *et al.*, 2008). En conséquence, cette méthode a été retenue pour segmenter les images acquises à deux dates T1 et T2.

Dans un premier temps, la segmentation est réalisée indépendamment sur chaque image à partir du logiciel E-cognition. Les paramètres utilisés sont présentés dans le tableau 1. Les résultats de la segmentation ont été validés et corrigés par photo-interprétation, de manière à obtenir un ensemble d'objets dont les contours correspondent au mieux à ceux des objets géographiques considérés (parcelles agricoles, boisements, ensembles de surfaces bâties...).

Année	Image	Échelle	Paramètres de segmentation			
			Réflectance	Forme	Compacité	Texture
1978	Photographie aérienne noir & blanc	200	0,6	0,4	0,9	0,1
2003	Image panchromatique Quickbird	150	0,8	0,2	0,6	0,4

Tableau 1. Paramètres utilisés pour la segmentation des images

Dans un deuxième temps, il est nécessaire de prendre en compte le changement de forme des objets : les objets segmentés en T1 peuvent être toujours présents en T2 mais en ayant changé de forme (érosion, dilation, division, etc.); de nouveaux objets ont pu apparaître en T2 alors que d'autres ont pu disparaître (Blaschke, 2005). Ainsi, les objets issus des deux segmentations en T1 et T2 ne sont pas tous identiques. Comme il n'est pas possible de les comparer directement, il est alors nécessaire de créer de nouveaux objets permettant de détecter les zones de changement. L'identification de ces objets, appelés ici 'objets diachroniques',

est effectuée par l'intersection des objets segmentés en T1 et T2. Ces objets diachroniques permettent de localiser pour un objet donné, la partie de l'objet qui n'a pas été modifiée ainsi que la ou les parties de l'objet qui sont apparues ou disparues entre les deux dates (figure 2). L'analyse de la texture qui est effectuée ultérieurement ne porte pas sur les objets diachroniques, mais sur la totalité des deux objets segmentés en T1 et T2 qui les composent. En effet, certains objets diachroniques ont des surfaces trop petites pour être représentatives de la texture de l'objet dans sa totalité.

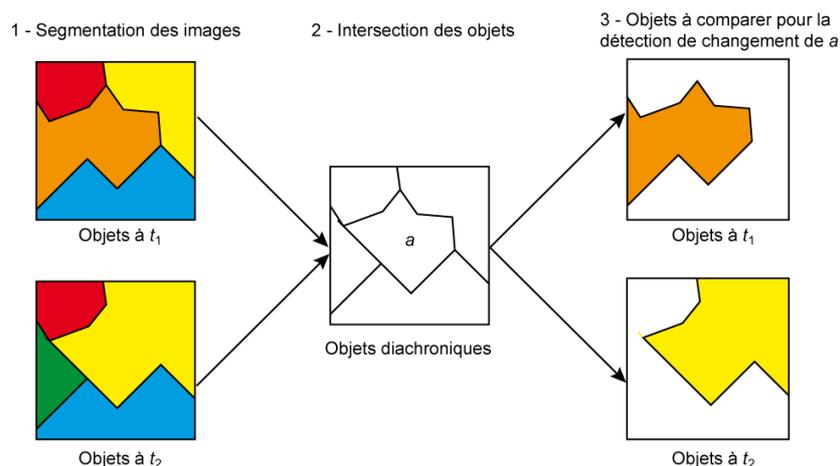


Figure 2. Segmentation en objets diachroniques

2.2. Description des textures

Les différentes textures contenues dans les objets segmentés sont ensuite comparées. Une caractérisation grossière des textures est réalisée à partir d'une analyse en composantes principales de la transformée de Fourier des images. La caractérisation fine des textures est ensuite effectuée à partir d'une décomposition en ondelettes des images. Des indicateurs décrivant les textures sont calculés à partir de mesures de similarité entre les distributions des coefficients d'ondelettes.

2.2.1. Détermination de l'orientation dominante des textures

Le but de cette section est de déterminer l'orientation globale des textures contenues dans les objets segmentés en T1 et T2. Cette opération, qui vise *in fine* à assurer une invariance par rotation, est nécessaire afin de ne pas considérer des changements d'orientation de texture comme des changements d'affectation d'usage des sols (par exemple, un changement de sens de labour d'une parcelle agricole). De nombreux outils performants existent pour déterminer l'orientation de motifs texturés (voir par exemple Haralick, 1979) mais

ceux-ci associent en général un angle à chaque position de l'image. Dans notre cas, nous souhaitons simplement déterminer l'orientation globale des motifs de l'objet. Si un objet se compose d'une texture homogène et de quelques motifs orientés, alors les fréquences correspondantes à l'angle d'orientation dans son spectre de Fourier auront un comportement singulier. Ainsi, similairement à Josso *et al.* (2005), nous cherchons l'angle qui contient le plus d'énergie dans le spectre de Fourier de l'image initiale. La recherche de cet angle s'effectue par une Analyse en Composantes Principales (ACP) sur le spectre de Fourier. Une rotation dans l'espace de Fourier se traduisant par une rotation de même angle dans l'espace image, nous pouvons ainsi recalculer nos objets en entrée afin que leur orientation principale soit identique. Par ailleurs, l'ACP permet de quantifier, en fonction du rapport des valeurs propres associées à chaque direction, un degré d'anisotropie des motifs présents dans l'image : si les deux composantes contiennent sensiblement la même quantité d'information, alors la texture sera homogène et à l'inverse, si une orientation est privilégiée, alors le rapport entre les deux premières valeurs propres sera élevé. Le principe de cette approche est décrit dans le

diagramme de la figure 3. Seuls les points dont l'énergie est significative sont conservés pour effectuer l'ACP afin de réaliser cette étape rapidement. Nous réorientons le spectre afin d'obtenir une orientation principale sur l'abscisse, ce qui correspond à une orientation des motifs dans le sens vertical dans l'espace image.

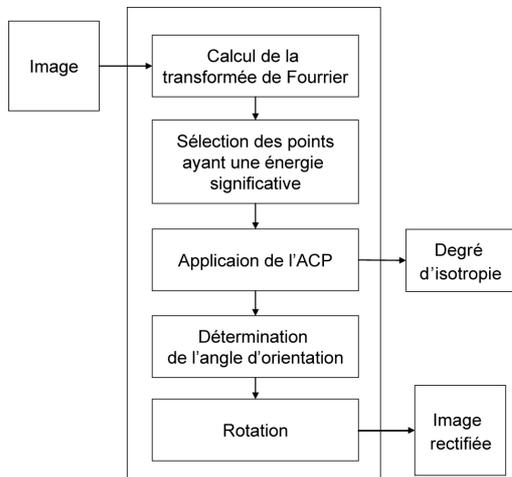


Figure 3. Méthode de réorientation des objets de l'image

Le haut de la figure 4 présente un exemple sur une image réelle où une orientation particulière est privilégiée, le bas correspondant au cas d'une texture non orientée. Nous avons validé cette approche sur une série de 60 textures orientées et 80 textures homogènes (Lefebvre *et al.*, 2009). Cette étape s'est déroulée avec succès puisque l'ensemble des textures orientées a été correctement réarrangé. Par ailleurs, si le rapport entre les valeurs propres est supérieur à un certain seuil (en pratique, nous choisissons 80 % de la variance totale), alors nous considérons qu'une orientation particulière est privilégiée. Lorsque cette étape est réalisée, les objets possèdent tous la même orientation principale. La prochaine étape consiste à représenter les textures contenues dans chaque élément.

2.2.2. Description détaillée des textures

Le but de cette section est de caractériser le contenu textural de chaque objet en T1 et T2. Notons que l'étape précédente fournit une première description grossière : il est en effet possible de déterminer si les éléments analysés sont homogènes ou orientés du point de vue de leur texture. Cette première classification sera utile par la suite pour caractériser les différents types de changements observés. Il existe de nombreuses solutions pour décrire finement des textures en vision par ordinateur. Les descripteurs classiques sont en général issus de modèles statistiques (Cross et Jain, 1983) ou bien

de la théorie de filtrage où l'image est décomposée sur des bancs des filtres. Parmi les nombreuses approches existantes pour caractériser des textures (Haralick, 1979 ; Reed et Du Buf, 1993 ; Tuceyran et Jain, 1998), le filtre de Gabor ou la décomposition en ondelettes, appliquées avec succès pour la description de textures, sont les techniques les plus fréquemment utilisées (Aujol *et al.*, 2003 ; Laine et Fan, 1993 ; Luo *et al.*, 2008 ; Randen et Husoy, 1999 ; Scheunders *et al.*, 1998). Nous nous appuyons ici sur une analyse des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des images, car cette approche s'est révélée fructueuse, en particulier pour la détection de changements à partir d'images satellitales (Bovolo et Bruzzone, 2005 ; Lefebvre *et al.*, 2008 ; Luo *et al.*, 2008). Plus précisément, la technique que nous proposons repose sur des indicateurs issus de mesures de similarité entre les distributions des coefficients d'ondelettes. L'analyse multi-résolution associée à la décomposition en ondelettes est adaptée à notre problématique puisque nos objets se composent de plusieurs éléments associés à différentes échelles spatiales.

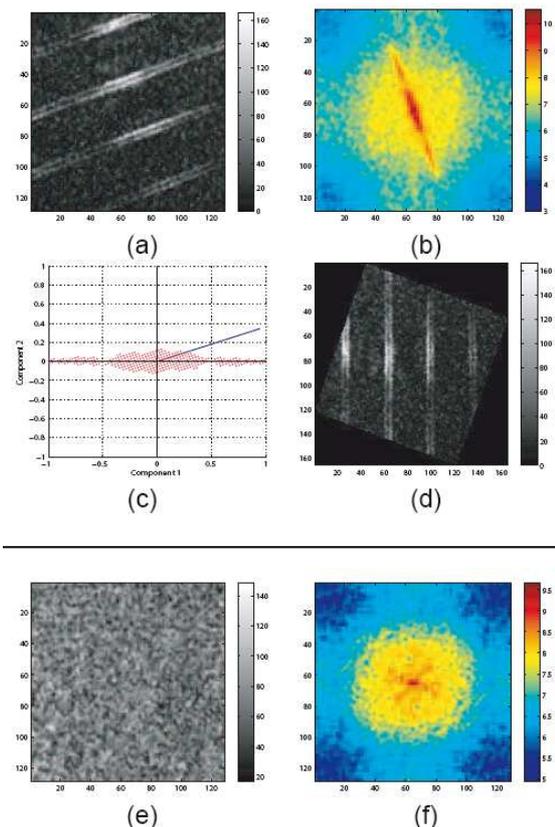


Figure 4. Détermination de l'orientation dominante des objets de l'image.

a. une image texturée orientée ; b. sa transformée de Fourier ; c. les points ayant servi à l'ACP ; d. l'image résultante ; e. une image texturée homogène ; f. sa transformée de Fourier

- Décomposition en ondelettes dyadiques

Le principe de la décomposition en ondelettes est de fournir une représentation multi résolution de l'image initiale à partir une série de coefficients.

En notant I_0 une image, celle-ci peut se décomposer de la manière suivante :

$$I_0 = \sum_n I_{J,n} \phi_{J,n} + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_n w_{j,n} \psi_{j,n}$$

Équation 1

Pour une décomposition en ondelettes d'ordre J où ψ est la fonction analysante issue de l'ondelette mère et ϕ la fonction d'échelle. Une image I_0 peut donc être représentée par la série de coefficients $\{I_{J,n}, w_{j,n}\}, -J \leq j \leq -1$.

Ces coefficients sont calculés par l'application successive de filtres miroir en quadrature sur les rangées et les colonnes de l'image (figure 5). À chaque étape de filtrage, nous obtenons une série de coefficients pour une résolution donnée : $I_{j,n}$ comporte une image basse résolution et les séries $w_{j,n}$ comportent 3 images de détails. Comme les images de détails sont obtenues en appliquant horizontalement et verticalement un filtre passe haut et passe bas, elles contiennent les directions verticales, horizontales et diagonales. Enfin, l'image basse résolution peut à son tour être décomposée pour obtenir une nouvelle série de coefficients à plus grande échelle. La figure 6 donne un exemple de décomposition d'une image suivant le schéma de la figure précédente ainsi qu'une représentation de l'organisation des coefficients qui en résulte.

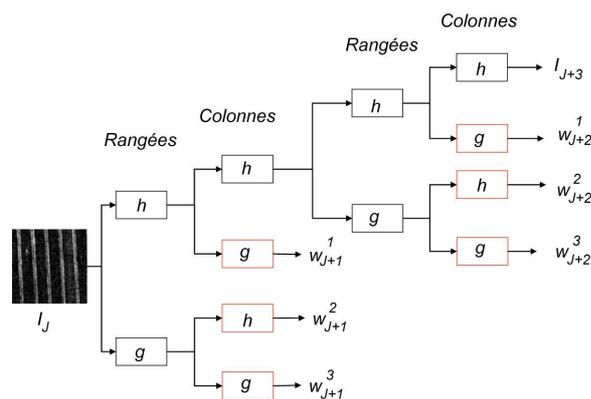


Figure 5. Décomposition d'une image en ondelettes ; 'h' est un filtre passe-bas et 'g' est un filtre passe haut

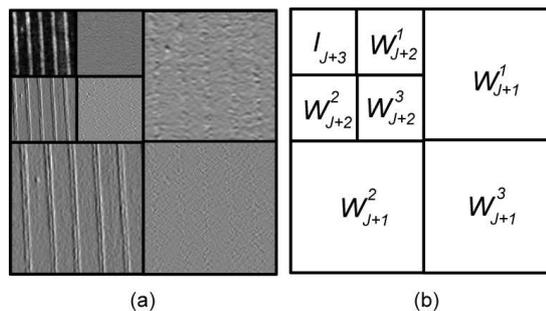


Figure 6. Décomposition en ondelettes a. Image test. b. représentation de ses coefficients

Dans notre étude, étant donné que les images d'entrée sont susceptibles de provenir de capteurs différents et peuvent être acquises à différentes périodes de l'année, nous avons choisi de ne pas tenir compte de l'information d'approximation qui contient uniquement les propriétés de luminance moyenne des structures, cette information étant en général dépendante du type de capteur utilisé. L'information sur la distribution spatiale des structures, et donc sur la texture, est quant à elle contenue dans les séries $w_{j,n}$.

- Description de la texture

Afin de caractériser l'information contenue dans les séries $w_{j,n}$, nous exploitons les constats effectués dans Mallat (1998) et Unser (1995) où les auteurs vérifient que la Densité Gaussienne Généralisée (DGG) est une approximation fiable de distribution des coefficients $w_{j,n}$ dans les différentes sous bandes de la décomposition en ondelettes. La DGG s'exprime par :

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-\left(\frac{|x|}{\alpha}\right)^\beta}$$

Équation 2

Où $\Gamma(t) = \int_0^{+\infty} e^{-z} z^{t-1} dz$ est la fonction « gamma », α est le paramètre d'échelle et β est le paramètre de forme. Ainsi chaque série $w_{j,n}$ peut être représentée uniquement par les deux coefficients (α, β) . Plusieurs méthodes peuvent être employées pour identifier les paramètres (α, β) à partir d'une distribution, comme la technique de moments ou l'estimateur du maximum de vraisemblance. Dans nos expériences, nous avons observé que la première méthode n'a pas donné de bons résultats. Nous avons ainsi préféré utiliser l'estimateur du maximum de vraisemblance.

La fonction de log-vraisemblance est définie par $L(x, \alpha, \beta) = \prod(x_i; \alpha, \beta)$

pour l'ensemble des coefficients $x = (x_1, \dots, x_N)$.

Les paramètres (α, β) sont ainsi obtenus en résolvant les système (Varanasi et Aazhang, 1989) :

$$\frac{\partial L(.)}{\partial \alpha} = \frac{N}{\alpha} + \sum_{i=1}^N \frac{\beta |x_i|^\beta \alpha^{-\beta}}{\alpha} = 0$$

Équation 3

$$\frac{\partial L(.)}{\partial \beta} = \frac{N}{\beta} + \frac{N\Psi(1/\beta)}{\beta^2} - \sum_{i=1}^N \left(\frac{|x_i|}{\alpha} \right)^\beta \log \left(\frac{|x_i|}{\alpha} \right) = 0$$

Équation 4

Où $L(.) = L(x, \alpha, \beta)$ et $\Psi(t) = \Gamma'(t)/\Gamma(t)$ est la fonction digamma. Lorsque β est fixé, l'équation 3 possède une solution unique $\hat{\alpha} = \left(\frac{\beta}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^\beta \right)^{1/\beta}$.

En substituant cette relation dans l'équation 4, $\hat{\beta}$ est la racine de :

$$1 + \frac{\Psi(1/\beta)}{\beta} - \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|^\beta \log |x_i|}{\sum_{i=1}^N |x_i|^\beta} + \frac{\log \left(\frac{\beta}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^\beta \right)}{\beta} = 0$$

Équation 5

Qui est résolue numériquement en utilisant la procédure de Newton-Raphson, comme cela est présenté dans Do et Vetterli (2002). Afin d'accélérer la convergence, l'initialisation du paramètre β_0 est obtenue par la technique des moments. Ainsi, pour chaque objet fourni, une série $(\alpha_{j,z}, \beta_{j,z})$ où $J \leq j \leq -1$ représente l'échelle d'analyse et $Z = (H, V, D)$ représente l'orientation disponible.

La représentation de la distribution des coefficients par la série $(\alpha_{j,z}, \beta_{j,z})$ permet une description compacte de la distribution et permet également d'être plus robuste aux données aberrantes. En pratique, nous utilisons cette représentation seulement pour les deux premiers niveaux de la décomposition en ondelettes. En effet, les valeurs des coefficients $w_{j,n}$ des niveaux supérieurs sont susceptibles de contenir, en plus des informations liées à la texture, des informations liées aux structures des images et cela ne garantit plus un comportement sous forme de DGG. Ces descripteurs de la texture nous servent ensuite à définir un vecteur représentatif du changement observé entre deux objets.

2.3. Vecteur de mesure du changement

2.3.1. Quantification du changement

Pour une décomposition en ondelettes en J niveaux, nous disposons de $3J$ descriptions de la distribution des coefficients $w_{j,n}$ dans les composantes

horizontales, verticales et diagonales. Ces descriptions sont représentées par les paramètres (α, β) d'échelles et de forme de l'équation 2 pour les deux premiers niveaux et directement par les valeurs $w_{j,n}$ pour les niveaux supérieurs. Afin de comparer les histogrammes entre eux et donc de quantifier la nature du changement, nous avons utilisé la distance de Kullback-Liebler définie pour deux distributions p_1 et p_2 par :

$$KL(p_1, p_2) = \int p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} dx$$

Équation 5

Dans le cas de Gaussiennes Généralisées représentées par (α_1, β_1) et (α_2, β_2) , cette distance s'écrit :

$$KL(\alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = \log \left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2)}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)} \right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_1}$$

Équation 6

La distance de Kullback-Leibler est non symétrique et la mesure de similitude que nous avons retenue est : $KLS(p_1, p_2) = KL(p_1, p_2) + KL(p_2, p_1)$.

Équation 8

Cette quantité est nulle pour deux distributions identiques et grandit progressivement quand les distributions diffèrent.

2.3.2. Vecteur de mesure du changement

À partir des distances obtenues à chaque niveau de la décomposition, nous souhaitons discriminer les changements en fonction de leur distribution, échelle et intensité. On admet qu'un changement peut se produire à *petite échelle*, à *grande échelle* ou les deux à la fois. Pour identifier sa nature, on définit comme *changement orienté* le passage d'une texture homogène vers une texture orientée. L'intensité indique la ressemblance moyenne entre les 2 textures, le changement est *subtil* lorsque les similitudes en terme de distribution et/ou d'échelle sont fortes, dans le cas inverse le changement est *abrupt*. Pour cela, nous retenons un vecteur D composé de :

- la moyenne de l'ensemble des KLS (afin de discriminer un changement abrupt d'un changement subtil) ;
- le rapport entre la dissimilarité d'une composante par la somme des dissimilarités des 12 autres (pour mettre en évidence les composantes qui mesurent au mieux les différences entre textures) ;

- l'écart-type des dissimilarités entre les différents niveaux d'échelle pour un même type de direction (horizontal, vertical ou diagonal) afin de détecter les changements se produisant seulement dans certains niveaux d'échelle ;

- l'écart-type des dissimilarités d'un même niveau d'échelle dans les 3 directions pour détecter les changements qui se produisent seulement dans une direction particulière ;

- le degré d'isotropie des textures calculé par le rapport entre les valeurs propres issues de l'ACP de la méthode de la section 2 (afin d'évaluer si la texture à orientation dominante).

Toutes ces mesures permettent d'isoler les différentes configurations de changements que nous sommes susceptibles de rencontrer. Par exemple, un changement abrupt à grande échelle entre deux textures homogènes possédera des erreurs entre détails de même nature qui augmenteront avec l'échelle d'analyse pour la direction diagonale (figure 7).

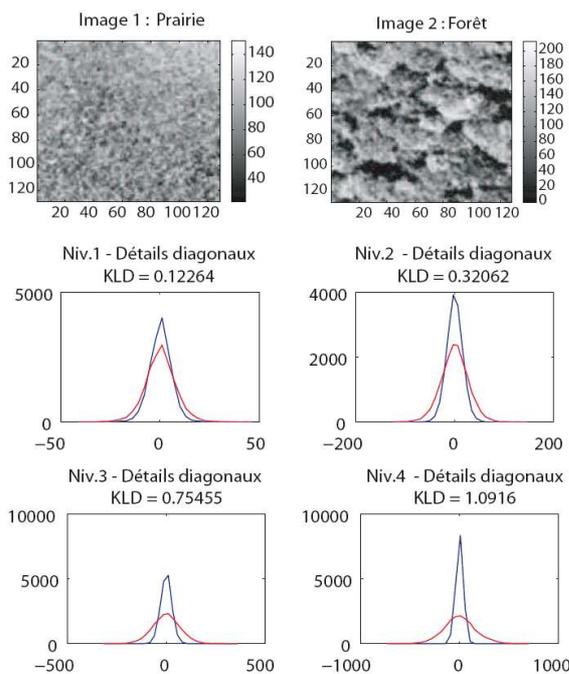


Figure 7. Exemple d'un changement abrupt entre deux textures homogènes (prairie et forêt)

Les différences entre les histogrammes des composantes (diagonales ici) augmentent avec l'amplitude de l'échelle d'analyse

Dans ce cas, les valeurs les plus significatives du vecteur de changement D apparaissent dans l'écart-type des dissimilarités entre les différents niveaux d'échelle d'analyse et dans le rapport des composantes des derniers niveaux. De la même manière, un changement subtil de type orienté (comme le passage d'une prairie naturelle ou

permanente à une prairie semée) fait intervenir des valeurs caractéristiques dans l'écart-type des dissimilarités d'un même niveau d'échelle et dans le rapport de la composante verticale (car les objets sont réorientés selon cet axe) du dernier niveau de décomposition (figure 8). Afin de valider la mesure du changement proposée par le vecteur D, la section suivante présente une application de cette métrique dans une Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) pour effectuer une classification non supervisée des différents types de changements. Le principe est de regrouper des changements similaires en différentes classes selon des critères particuliers du vecteur D

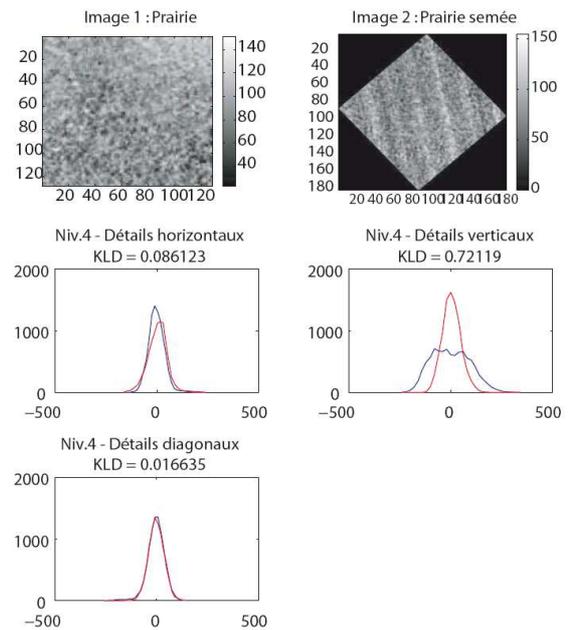


Figure 8. Exemple d'un changement subtil de type orienté à grande échelle (prairie naturelle/permanente et prairie semée)

Histogrammes des composantes des 3 directions dans le quatrième niveau de la décomposition. On voit apparaître un changement dans l'orientation des structures

5. Application en milieu périurbain

5.1. Zone d'étude et données utilisées

La zone d'étude retenue est une agglomération de taille moyenne, Rennes, qui a connu une croissance marquée par un phénomène d'étalement urbain très important depuis une quinzaine d'années. Cette extension du tissu urbain a entraîné de profonds changements dans l'espace périurbain, qui a été affecté par des mutations brusques d'usage des sols (passage de terres cultivées à des surfaces artificialisées), mais aussi par des modifications d'état des surfaces qui ont conservé leur mode

d'occupation des sols (changement de gestion des terres agricoles par exemple). Les changements d'occupation des sols qui se produisent sur l'agglomération rennaise font l'objet d'un suivi depuis plusieurs années dans le cadre des programmes de recherche [ECORURB](#) et PUCA (2008) et plus récemment du programme ANR « Villes Durables-Trame Verte »¹. Les changements

ont jusqu'à présent été mis en évidence à partir d'images satellitaires à haute et très haute résolution spatiale et de photographies aériennes par des méthodes hybrides associant des classifications automatiques et de la Photo-Interprétation Assistée par Ordinateur (PIAO), cette dernière étant largement prédominante.

¹ Projet « Evaluation des trames vertes urbaines et élaboration de

référentiels : une infrastructure entre esthétique et écologie pour une nouvelle urbanité »

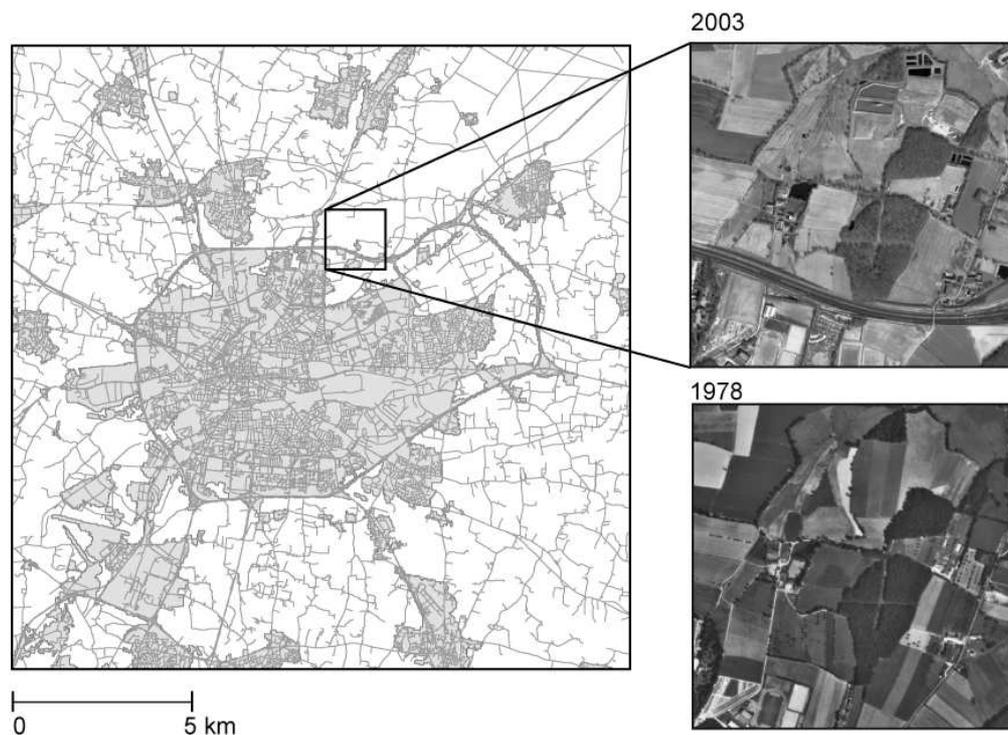


Figure 9. Zone d'étude et extraits de photographies aériennes IGN de 2003 et 1978

Un secteur test de 1 km de côté centré sur l'espace périurbain a été retenu pour détecter des changements d'occupation et d'utilisation des sols intervenus depuis vingt-cinq ans (figure 9) à partir d'une photographie aérienne en noir et blanc de 1978 (émulsion panchromatique de clichés au 1/14500^{ème} numérisés avec une résolution spatiale de 1 m) et d'une image de la bande panchromatique acquise en 2003 par le capteur Quickbird (résolution spatiale : 0,6 m). Étant donné que la méthode ne repose pas sur les propriétés spectrales des objets segmentés, il n'est pas nécessaire d'apporter de corrections radiométriques pour assurer la comparabilité de ces images. Pour cela, seules des corrections géométriques ont été effectuées : les images ont été géoréférencées dans le système de projection Lambert 2 étendu et une interpolation bicubique a été appliquée pour restituer une résolution spatiale commune fixée à 1 mètre. Ce type de rééchantillonnage permet de corriger les images

tout en minimisant la perte d'information au niveau de la texture.

5.2. Résultats

Les images de 1978 et 2003 ont été respectivement segmentées en 110 et 111 objets. L'intersection de ces segmentations, qui permet de déterminer les objets sujets à une étude de détection de changement, a généré 182 objets diachroniques.

La classification des changements a été réalisée par une CAH qui s'appuie sur le vecteur D. L'arbre de classification a été coupé pour former un ensemble de 17 classes, et les classes ont ensuite été groupées manuellement pour obtenir finalement 9 classes de transition (tableau 2). On identifie ainsi quatre types d'occupation du sol : Forêt, Bâti, Prairie et Culture. Ce dernier type comprend les cultures céréalières et les sols nus qui ont des textures orientées.

	1978	vers	2003
F-F	Forêt	vers	Forêt
B-B	Bâti	Vers	Bâti
C-C	Culture	Vers	Culture
P-P	Prairie	Vers	Prairie
B-C	Bâti	Vers	Culture
C-B	Culture	Vers	Bâti
P-B	Prairie	Vers	Bâti
C-P	Culture	Vers	Prairie
P-C	Prairie	Vers	Culture

Tableau 2. Liste des classes de transition

Une interprétation du vecteur de changement pour ces classes permet de caractériser les différentes transitions (tableau 3). Le non-changement d'une classe d'occupation du sol à une autre est principalement mis en évidence par une erreur moyenne (*mean KLS*) faible. Les changements abrupts tels que le passage d'une prairie vers une surface bâtie (*P-B*) ont une erreur moyenne très élevée et présentent des changements d'échelle importants dans les directions horizontales et verticales (*std KLS H*, *std KLS V*). Cela s'explique par l'opposition

entre les forts contrastes existant entre les surfaces artificielles (murs, toits) et les faibles contrastes associés aux textures de prairie.

Les changements modérés tels que la transition entre une culture et une surface bâtie (*C-B*) sont caractérisés par une erreur moyenne moins élevée ; néanmoins on les identifie clairement à l'aide des ratios des composantes dans les directions verticales et diagonales (*ratio KLS comp.1*, *ratio KLS comp.3*, *ratio KLS comp.4*, *ratio KLS comp.6*, ...). Dans ce cas, les composantes des directions verticales sont similaires alors que les composantes des directions horizontales et diagonales divergent. Les transitions telles que *P-B**, *C-P*, *P-C* sont caractérisées par des changements d'isotropie mis en évidence par l'écart-type des KLS des 3 directions dans le 4^{ème} niveau d'analyse (*std KLS Niv.4*). De plus, les valeurs importantes des ratios des composantes 2, 5, 8, 11 (*ratio KLS comp.2*, *ratio KLS comp.5*, *ratio KLS comp.8*, *ratio KLS comp.11*) montrent que ces changements d'isotropie sont identifiés dans les composantes verticales. Enfin, le degré d'isotropie (*Deg isotropie 1 et 2*) permet d'identifier les textures anisotropes et les textures isotropes et ainsi de discriminer les transitions de type *C-P* et *P-C*.

Vecteur <i>D</i>	Transitions							
	P-P	C-C	F-F	C-B	P-B	P-B*	C-P	P-C
mean KLS	13,96	14,77	8,26	47,39	732,1	277,81	281,81	224,3
std KLS Niv.1	26,78	1,28	3,59	21,18	177,1	184,44	140,26	238,33
std KLS Niv.2	15,05	3,34	9,71	33,13	234,4	259,46	196,89	225,43
std KLS Niv.3	0,34	7,81	5,73	35,39	526,1	459,85	264,4	334,63
std KLS Niv.4	0,8	19,88	2,07	46,93	1318,6	727,43	607,93	316,1
std KLS H	7,09	23,38	6,28	21,67	1195,6	2,6	80,68	21,36
std KLS V	14,57	6,11	3,78	2,57	632,9	416,29	428,53	68,86
std KLS D	31,83	11,41	9,85	18,13	149,2	14,12	64,11	49,21
ratio KLS comp.1	0,01	0,02	0,15	0,21	0,05	0,02	0,01	0,03
ratio KLS comp.2	0,19	0,04	0,09	0,03	0,03	0,12	0,08	0,19
ratio KLS comp.3	0,41	0,03	0,09	0,18	0,01	0,02	0,01	0,05
ratio KLS comp.4	0,02	0,05	0,11	0,34	0,07	0,01	0,02	0,01
ratio KLS comp.5	0,04	0,03	0,06	0,05	0,03	0,14	0,12	0,17
ratio KLS comp.6	0,19	0,02	0,25	0,19	0,01	0,02	0,01	0,04
ratio KLS comp.7	0	0,12	0,06	0,14	0,13	0,01	0,04	0,01
ratio KLS comp.8	0,01	0,03	0	0,02	0,07	0,25	0,18	0,23
ratio KLS comp.9	0,01	0,07	0,12	0,12	0,01	0,01	0,04	0,02
ratio KLS comp.10	0,01	0,32	0,01	0,22	0,35	0,01	0,06	0,01
ratio KLS comp.11	0	0,1	0,04	0,03	0,18	0,39	0,36	0,22
ratio KLS comp.12	0,1	0,16	0,01	0,17	0,05	0,01	0,05	0,01
Deg isotropie t1	50	71	50	71	52	51	73	50
Deg isotropie t2	51	99	57	62	61	94	51	99

mean KLS : moyenne de l'ensemble des KLS

std KLS Niv : écart-type des dissimilarités d'un même niveau d'échelle dans les 3 directions

std KLS H, V ou D : écart-type des dissimilarités entre les différents niveaux d'échelle pour les directions horizontales, verticales ou diagonales

ratio KLS comp. : rapport entre la dissimilarité d'une composante par la somme des dissimilarités des 12 autres

B* : surface bâtie à texture orientée (autoroute)

Tableau 3- exemples de vecteurs de changement

L'évaluation des résultats a été réalisée à partir de deux matrices : une matrice des changements (tableau 4) et une matrice de transition (tableau 5). Cette méthode d'évaluation est particulièrement utile pour interpréter les erreurs entre classes de changement (Van Oort, 2007). La matrice de transition a les mêmes caractéristiques qu'une matrice de confusion réalisée pour une classification d'image à une date, elle permet une analyse quantitative des résultats et en outre de calculer un coefficient Kappa (Congalton, 1991). Les données de référence ont été obtenues en photo-interprétant la totalité des 2 images.

Données de référence	Données classées		
	Non changement	Changement	Total
Non changement	705789	89067	794856
Changement	124517	538442	662959
Total	830306	627509	1457815

Tableau 4. Matrice de changement (pixels)

Précision globale : 85 %

Le changement estimé par cette méthode automatique basé sur la texture représente 43% de la zone d'étude. La matrice de changement (tableau 4)

estime à 85% les changements correctement détectés par rapport aux surfaces stables. La matrice de transition (tableau 5), qui analyse le passage d'une classe d'occupation du sol à une autre, montre que la précision globale de la classification est de 78%, le coefficient de Kappa s'élevant à 0,73. Dans l'ensemble, les résultats sont satisfaisants. En effet la CAH a permis de mettre en évidence 9 classes de transitions sur 12. Les 4 classes de non changement sont convenablement représentées ainsi que les transitions de type « Céréale – Bâti », « Prairie – Bâti » et « Prairie – Céréale ». Les transitions vers l'artificialisation des sols sont correctement détectées car ces changements sont représentés par des changements abrupts des textures. Du fait que les surfaces bâties sont représentées par des textures à orientations multiples, ces transitions sont principalement caractérisées par des changements d'échelle.

Toutefois, on observe que la CAH n'a pas permis de mettre en évidence les transitions de type « Forêt – Bâti », « Prairie – Forêt », « Bâti – Prairie », participant ainsi à la sous-estimation des changements. Néanmoins, ces transitions sont minoritaires et isolées par rapport aux autres types de transitions, ce qui explique en partie pourquoi elles n'ont pas été détectées.

		Données classées												Total	
		Non changement				Changement									
		F-F	B-B	CO-CO	P-P	F-B	P-F	B-CO	B-P	CO-B	P-B	CO-P	P-CO		
Données de référence	Non changement	F-F	216384	2	0	0	0	0	0	0	2096	0	0	2	218484
	B-B	0	159876	0	0	0	0	195	0	0	0	0	0	160071	
	CO-CO	0	11	93412	0	0	0	0	0	0	0	0	31867	125290	
	P-P	0	26	0	235914	0	0	0	0	0	0	0	54890	290830	
Données de référence	Changement	F-B	0	0	0	0	0	0	0	0	6920	0	1	6921	
	P-F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2464	2464	
	B-CO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	495	495	
	B-P	0	5696	0	0	0	0	0	0	0	0	6103	0	11799	
	CO-B	0	54	18084	0	0	0	0	0	7191	0	40028	0	65357	
	P-B	12	7	2	6217	0	0	0	0	2564	88294	0	51805	148901	
	CO-P	0	0	36424	0	0	0	0	0	0	0	8858	0	45282	
	P-CO	1	49	0	46025	0	0	2112	0	0	1067	0	306584	355838	
	Total	216397	165721	147922	288156	0	0	2307	0	11851	96281	54989	448108	1431732	

Tableau 5. Matrice de transition (exprimée en pixel)

Précision générale : 78 % ; coefficient Kappa : 0,74

Deux types de transitions sont particulièrement mal représentés.

D'une part, la transition « Culture – Bâti » n'est pas correctement estimée puisque 11% seulement des changements ont été correctement détectés. Celle-ci est principalement confondue avec la transition « Culture – Prairie ». Les surfaces bâties sont constituées d'agrégats d'éléments urbains (maisons, routes, ...), certaines peuvent contenir des pelouses et jardins dont la texture s'apparente à celles d'une prairie. Ainsi, ces surfaces mixtes peuvent influencer la classification.

D'autre part, 20% seulement des transitions « Culture – Prairie » sont détectées, celles-ci étant majoritairement classées en non-changement. En revanche, les transitions « Prairie – Culture » sont remarquablement bien détectées. L'orientation dominante des textures est mieux discriminée dans l'image de 2003 que dans celle de 1978. Ces erreurs mettent en évidence une limite de caractérisation liée à la résolution spatiale d'origine des images. L'image de 2003 avait à l'origine une résolution inférieure au mètre contrairement à l'image de 1978, l'interpolation bicubique a permis à cette image de 2003 d'hériter d'une partie de l'information de texture contenue dans l'image originale.

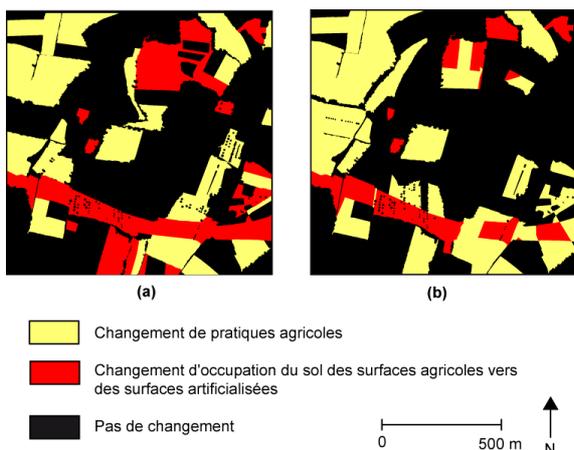


Figure 10. Carte des changements (a) à partir des données de référence ; (b) à partir des données classées par analyse texturale

Un regroupement des changements de nature agricole d'une part et des changements vers une artificialisation du territoire d'autre part permet de proposer une carte de changement synthétisant les résultats obtenus (figure 10). Une première observation confirme que les changements de pratiques culturelles (changements subtils ou abrupts) et les changements liés à l'étalement urbain de la ville (changements abrupts associés principalement à des changements d'échelles) sont clairement mis en évidence. Ainsi, le périphérique de la ville qui traverse la carte d'Est en Ouest ainsi que l'installation de la déchetterie au centre de centre de l'image sont bien mis en évidence.

6. Conclusion

Cette étude avait pour objectif de détecter des changements à partir d'images à THRS avec une méthode automatique d'analyse texturale. Cette méthode repose sur la comparaison des différentes textures contenues dans des objets préalablement segmentés, par le biais des différences entre les distributions des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des objets. Une étape préliminaire de réorientation des objets permet d'évaluer l'orientation dominante des textures et d'être moins sensible à leur rotation. Le vecteur décrivant le changement est une combinaison des différences entre distributions à chaque niveau de la décomposition des images. Il permet de détecter automatiquement un changement à grande et/ou à petite échelle, de discriminer un objet ayant une texture homogène d'un objet à texture orientée et de mesurer la ressemblance moyenne entre deux objets. La méthode a été développée afin de pouvoir détecter des changements à partir de la comparaison d'images de sources différentes et hétérogènes.

Une application a été réalisée sur une zone périurbaine de la métropole de Rennes en utilisant 2 images panchromatiques issues de capteurs dont les caractéristiques spectrales et spatiales sont différentes. Malgré ces contraintes, les résultats de la classification permettent d'attribuer une classe de transition d'occupation du sol aux différents types de changements de textures. La méthode permet ainsi de détecter et d'interpréter les changements de pratiques culturelles dans les parcelles agricoles périurbaines ce qui traduit des changements d'usages de ces espaces sous la pression urbaine.

La détection automatique des changements est effectuée avec cette méthode exclusivement à partir de l'analyse de la texture contenue dans les images. Les taux de classifications obtenus qui varient de 78% à 85% en précision globale montrent l'importance que revêt ce paramètre pour la classification des images à THRS.

Dans ce cas, la détection de changement a été effectuée à partir de deux images à THRS de nature différente, une photographie aérienne et une image Quickbird. On peut donc se demander quelle est la part des erreurs de classification due à la méthode utilisée et celle due à l'hétérogénéité des données. Or, l'application de cette méthode sur deux images à THRS ayant les mêmes caractéristiques (Lefebvre *et al.*, 2009) a permis d'obtenir de très bons résultats (de 71% à 98% en précision globale), légèrement supérieurs à ceux obtenus dans le cadre de la présente étude. Ainsi, l'hétérogénéité des sources de données à THRS utilisées pour détecter des changements d'occupation des sols influe, mais de façon modérée, sur les résultats.

La qualité des résultats obtenus avec cette méthode pourrait être améliorée en prenant en compte d'autres caractéristiques des objets segmentés, telles que leurs valeurs spectrales et la nature de leur environnement. Les perspectives de ce travail consistent à développer un outil de détection de changement qui évalue à la fois les changements de forme et de contenu des objets segmentés.

La méthode de détection automatique des changements basée sur l'analyse texturale appliquée dans cette étude

au milieu périurbain est reproductible pour d'autres types d'images THRS et sur d'autres types de milieux. Elle contribue à augmenter l'automatisme des procédures de traitement des images et à diminuer la subjectivité des interprétations humaines ainsi que le temps passé à photo-interpréter les données, ce qui représente une contrainte lourde pour le suivi des surfaces terrestres.

7. Références bibliographiques

- Aguejidad R., Hubert-Moy L., Clergeau P., Object-oriented image analysis for mapping urban expansion in western France, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '06 Conference, 2006 IEEE International*, Denver, USA, 31 July- 4 August 2006, 2317-2320.
- Aplin P., Atkinson P. M., Curran, P. J., 1999, Fine spatial resolution simulated satellite sensor imagery for land cover mapping in the United Kingdom, *Remote Sensing of Environment*, 68, 206-216.
- Aujol J., Aubert G., Blanc-Féraud L., 2003, Wavelet-based level set evolution for classification of textured images, *IEEE Transactions on Image Processing*, 12, 1634-1641.
- Baatz M., Schäpe A., 2000, Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium, Salzburg, 2000*, 12-23.
- Benz U. C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M., 2004, Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 58, 239-258.
- Blaschke, T., 2005, Towards a framework for change detection based on image objects, in *Göttinger Geographische Abhandlungen*, Göttingen, 113, 1-9.
- Biging G. S., Colby D. R., Congalton R. G., Lunetta R. S., Elvidge C. D., 1998, Sampling Systems for change detection accuracy assessment, in Lunetta R. S., Elvidge C. D. (eds.), 281-308.
- Bovolo F., Bruzzone L., 2005, A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, 2963-2972.
- Bruzzone L., Prieto F. D., 2000, An adaptive parcel-based technique for unsupervised change detection, *International Journal of Remote Sensing*, 21, 817-822.
- Carleer A. P., Debeir O., Wolff E., 2005, Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71, 1285-1294.
- Carleer A. P., Wolff E., 2007, Change detection for updates of vector database through region-based classification of VHR satellite data, *SPIE Remote Sensing Europe*, Florence, Italy, 17-21 September 2007.
- Congalton R. G., 1991, A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data, *Remote Sensing of Environment*, 37, 35-46.
- Coppin P., Jonckheere I., Lambin, E., 2004, Digital change detection methods in ecosystem monitoring: A review, *International Journal of Remote Sensing*, 25, 1565-1596.
- Chan J. C., Chan K. P., Yeh, G. A., 2001, Detecting the nature of change in an urban environment: a comparison of machine learning algorithms, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67, 213-225.
- Cross G., Jain A., 1983, Markov random field texture models, *IEEE Transactions on Image Processing*, 5, 25-39.
- De Wit A. J. W., Clevers, J. G. P. W., 2004, Efficiency and accuracy of per-field classification for operational crop mapping, *International Journal of Remote Sensing*, 25, 4091-4112.
- Do M. N., Vetterli M., 2002, Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance, *IEEE Transactions on Image Processing*, 11, 146-158.
- Durieux L., Lagabrielle E., Nelson A., 2008, A method for monitoring building construction in urban sprawl areas using object-based analysis of Spot 5 images and existing GIS data, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 63, 399-408.
- Fuller R., Smith G., Devereux B., 2003, The characterisation and measurement of land cover change through remote sensing: problems in operational applications?, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4, 243-253.
- Haralick, R.M., 1979, Statistical and structural approaches to texture, *Proc. of IEEE*, 67, 5, pp. 786-804.
- Inglada J., Mercier G., 2007, A New Statistical Similarity Measure for Change Detection in Multitemporal SAR Images and Its Extension to Multiscale Change Analysis, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 1432-1445.
- Irons J. R., Markham B. L., Nelson R. F., Toll D. L., Williams D. L., Latty R. S., Stauffer M. L., 1985, The effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data, *International Journal of Remote Sensing*, 6, 1385-1403.
- Josso B., Burton D. R., Lalor M. K., 2005, Texture orientation and anisotropy calculation by Fourier transform and Principal Component Analysis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19, 1152-1161.

- Key T., Warner T. A., Mcgraw J. B., Fajvan M. A., 2001, A comparison of multispectral and multitemporal information in high spatial resolution imagery for classification of individual tree species in a temperate hardwood forest, *Remote Sensing of Environment*, 75, 100-112.
- Laine A., Fan J., 1993, Texture Classification by Wavelet Packet Signatures, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, *IEEE Computer Society*, 15, 11; 1186-1191.
- Lambin E. F., Turner B., Geist H. J., Agbola S. B., Angelsen A., Bruce J. W., Coomes O. T., Dirzo R., Fischer G., Folke C., George P., Homewood K., Imbernon J., Leemans R., Li X., Moran E. F., Mortimore M., Ramakrishnan P., Richards J. F., Skanes H., Steffen W., Stone G. D., Svedin U., Veldkamp T. A., Vogel C., Xu J., 2001, The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths, *Global Environmental Change*, 11, 261-269.
- Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2009, A measure for change detection in very high resolution remote sensing images based on texture analysis, *International Conference on Image Processing, ICIP '09 Conference, 2009 IEEE International*, Cairo, Egypt, November 2009, 1697-1700.
- Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2008, Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '08 Conference, 2008 IEEE International*, Boston, USA, July 2008, 663-666.
- Lu D., Mausel P., Brondízio E., Moran E., 2004, Change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 25, 2365-2407.
- Lunetta R. S., Congalton R. G., Fenstermaker L. K., Jensen J. R., McGwire K. C., Tinney L. R., 1991, Remote sensing and geographic information system data integration: error sources and research issues, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 677-687.
- Luo B., Aujol J., Gousseau Y., Ladjal S., 2008, Indexing of satellite images with different resolutions by wavelet features, *IEEE Transactions on Image Processing*, 17, 1465-1472.
- Macleod R. D., Congalton R. G., 1998, A quantitative comparison of change-detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64, 207-216.
- Maître H., 2003, *Le traitement des images*, Hermes Science Publications, Paris.
- Mallat S., 1998, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, New York.
- Masek J. G., Lindsay F. E., Goward S. N., 2000, Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973-1996, from Landsat observations, *International Journal of Remote Sensing*, 21, 3473-3486.
- Puissant A., Hirsch J., Weber C., 2005, The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 26, 733-745.
- Randen T., Husoy J., 1999, Filtering for texture classification: a comparative study, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21, 291-310.
- Reed T., Du Buf J., 1993, A Review of Recent Texture Segmentation and Feature Extraction Techniques, *CVGIP: Image Understanding*, 57, 359-372.
- Ridd M. K., Liu J., 1998, A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment, *Remote Sensing of Environment*, 63, 95-100.
- Scheunders P., Livens S., Van De Wouwer G., Vautrot P., Van Dyck D., 1998, Wavelet-based texture analysis, *Journal of Computer Science and Information Management, Special issue on Image Processing*, 1, 22-34.
- Schieve J., Tufte L., Ehlers M., 2001, Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing, *GeoBIT/GIS*, 6, 34-39.
- Thomas N., Hendrix C., Congalton R. G., 2003, A comparison of urban mapping methods using high-resolution digital imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69, 963-972.
- Tuceryan M., Jain A., 1998, Texture analysis, in Chen C. H., Pau L. F., Wang P. S. P (eds.), *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* (2nd Edition), 207-248.
- Unser M., 1995, Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames, *IEEE Transactions on Image Processing*, 4, 1549-1560.
- Van Oort P. A. J., 2007, Interpreting the change detection error matrix, *Remote Sensing of Environment*, 108, 1-8.
- Varanasi M. K., Aazhang B., 1989, Parametric generalized Gaussian density estimation, *The Journal of the Acoustical Society of America*, 86, 1404-1415.