

MISE À JOUR D'UNE BASE DE DONNÉES D'OCCUPATION DU SOL À PARTIR D'UNE IMAGE SATELLITE TRÈS HAUTE RÉOLUTION : APPLICATION AUX DONNÉES PLÉIADES

Adrien Gressin^{1,2}, Clément Mallet¹, Nicolas Papparoditis¹, Nicole Vincent²

1: Laboratoire MATIS / IGN, Université Paris Est, France

2: Laboratoire LIPADE - SIP, Université Paris-Descartes, France

Résumé

La mise à jour de bases de données d'occupation du sol (BD OCS), comme la base OCS à grande échelle (OCS-GE) développée à l'IGN, est un enjeu important dans le contexte environnemental actuel et les politiques publiques associées. En effet, ces bases de données nouvellement créées doivent permettre le suivi d'indicateurs, et donc être en permanence d'actualité. D'autre part, les images satellites très haute résolution (Pléiades) permettent un suivi régulier du territoire. Bien que le sujet de la détection de changements ait déjà beaucoup été abordé dans la littérature, des améliorations doivent encore être apportées pour les rendre plus opérationnelles. Ainsi, nous proposons dans cet article, un certain nombre d'améliorations en terme de polyvalence et de passage à l'échelle d'une méthode de détection de changements existante (Gressin et al., 2013), afin de permettre le traitement de la BD d'OCS-GE de l'IGN à partir d'une image satellite monoscopique Pléiades. Enfin, différents résultats, dont la comparaison avec des méthodes de l'état de l'art et l'application à la BD OCS-GE, sont présentés dans ce papier.

Mots clés : Télédétection, Détection de changements, Occupation du sol, Images satellite

Abstract

On the one hand updating land-cover databases (LC-DB) as the one developed at the French National Mapping Agency (IGN), is an important issue in the current global warming context and for setting up and monitoring national environmental policies. Indeed, those new databases must allow monitoring indicators, and so be permanently up-to-date. On the other hand, very high resolution satellite images (such as Pleiades) allow regular coverage of the territory. Despite the abundant literature on the change detection issue, improvements are still conceivable. Thus, we propose in this paper a number of improvements in terms of versatility and scalability of an existing change detection method (Gressin et al., 2013) to allow the process of IGN LC-DB using a single monoscopic Pleiades image. Finally, different levels of results, including comparisons with state-of-the-art methods and application to IGN LC-DB, are presented in this paper.

Keywords : Remote sensing, change detection, land-cover, satellite images

1. Introduction

Après avoir présenté le contexte de notre étude, nous donnerons un aperçu des travaux réalisés dans le domaine de la détection de changements en télédétection.

1.1. Motivation

L'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN) est chargé de la création de la base de données d'occupation du sol à grande échelle (BD OCS-GE) sur l'ensemble du territoire français, avec une précision compatible avec celle du Référentiel à Grande Échelle (RGE), de l'ordre du mètre. Cette BD sera la référence officielle pour la mise en place et le suivi de nombreuses politiques publiques, aussi bien environnementales qu'agricoles. Cette BD OCS-GE est en cours de création, par agrégation de diverses BD topographiques existantes (BD-UNIE) ou d'autres BD OCS à différentes échelles (locales et régionales). Ce procédé de création introduit de nombreux défauts (précision géométrique limitée, faible complétude, hétérogénéité sémantique) dans

la donnée obtenue. De plus, les utilisateurs finaux de ces BD ont besoin de données les plus récentes possible (mise à jour annuelle), afin de réaliser un suivi régulier d'indicateurs spatialisés (Balestrat, 2011). De ce fait, la BD OCS-GE devra être : (1) exhaustive et corrigée des imprécisions géométriques et (2) mise à jour régulièrement et donc automatiquement en cohérence avec les besoins opérationnels. Pour cela, les images Pléiades (capteur satellite optique à très haute résolution) sont particulièrement adaptées, car elles offrent un compromis approprié entre les résolutions spatiale, spectrale et temporelle. Ainsi, cette étude vise à fournir un processus de classification pour la mise à jour et la complétion de la BD OCS-GE française nouvellement créée en utilisant une image Pléiade monoscopique.

1.2. Travaux existants et contributions

La détection de changements est un sujet important de recherche dans le domaine de la télédétection. Un grand nombre d'approches utilisant des données variées

ont été proposées : les changements peuvent être détectés entre deux images au niveau des pixels ou de groupes de pixels (objets) (Miller et al., 2005; Lefebvre et al., 2008), dans une série d'images (Robin et al., 2010; Petitjean et al., 2012; Bovolo et al., 2013), ou entre une base de données et une ou plusieurs image(s) plus récente(s) (Holland et al., 2006; Gianinetta, 2008; Champion et al., 2010). Les méthodes existantes se concentrent généralement sur une ou un petit nombre de classes (principalement les bâtiments et les routes). Par exemple, Poulain et al. (2009) mettent à jour les BD de bâtiments en utilisant conjointement des images SAR et des images optiques haute résolution. Ces méthodes utilisent également l'information 3D issue des données stéréoscopiques (modèles numériques de surfaces), afin de discriminer au mieux les éléments du sol de ceux du sur-sol (Nemmour et Chibani, 2006; Poulain et al., 2009; Champion et al., 2010). Afin de résoudre le problème de la détection de changements mono-classe Helmholz et al. (2012) proposent d'unifier différentes méthodes, chacune spécialisée sur une classe spécifique, dans un processus semi-automatique de détection de changements entre une image récente et une base de données topographique. Cependant, cette méthode ne peut pas être généralisée sur une autre BD, comme dans notre problématique, car elle nécessite de développer des méthodes spécifiques aux classes composant la BD. De plus, pour discriminer au mieux les classes existantes, la plupart des méthodes existantes nécessitent le calcul d'un grand nombre d'attributs de classification (Dalla Mura et al., 2010). Ainsi, il devient nécessaire d'introduire une étape de sélection d'attributs. Par exemple Tuia et al. (2010) proposent un algorithme permettant de réaliser conjointement la sélection des attributs les plus pertinents et la classification des données. Enfin, une méthode d'inspection hiérarchique, multipliant des classifications supervisées et apprenant sur la BD existante, a déjà été proposée et testée sur différents jeux de données simulés (Gressin et al., 2013, 2014). Dans ce papier, nous montrerons les résultats obtenus à partir de données Pléiades sur la base de données d'occupation du sol à grande échelle de l'IGN, grâce à quelques améliorations en terme de polyvalence et de passage à l'échelle apportée à la méthode.

2. Méthodologie

Nous présentons d'abord le principe général de la méthode avant de détailler les améliorations apportées pour prendre en compte les contraintes d'une application à grande échelle.

2.1. Un processus pour la mise à jour et la complétion de base de données

La structure hiérarchique des BD géographiques permet leur analyse à 3 niveaux : (1) le niveau objet, (2) le niveau classe et (3) le niveau BD. La méthode permet

de réaliser des classifications supervisées, mais automatiques, en s'appuyant sur une base de données existante, dont les changements sont supposés minoritaires. Ainsi, le premier niveau d'inspection permet d'apprendre les variations d'apparence des objets d'une même classe. Il se décompose en deux étapes : (a) une sélection de deux sous-ensembles de pixels *intérieur / extérieur* à l'objet afin de le discriminer au mieux du reste de l'image et (b) une classification binaire de l'ensemble de l'image (*intérieur / extérieur*). La sélection des sous-ensembles est fondée sur la maximisation du rappel de l'objet dans la classification binaire niveau pixel. Ce premier niveau d'inspection permet d'obtenir, pour chaque objet de la BD, une carte d'appartenance \mathcal{P}_O décrivant la probabilité de chaque pixel d'appartenir à la même classe que l'objet O en cours. Le second niveau d'inspection permet de prendre en compte les différentes apparences des objets d'une même classe prises en compte au niveau précédent. A ce niveau, toutes les classifications par objets d'une même classe \mathcal{P}_O (objet O de la classe C) sont fusionnées en une unique carte d'appartenance \mathcal{P}^C , fournissant une probabilité de chaque pixel d'appartenir à la classe courante C . Par suite, une décision est prise au niveau de la BD : en considérant l'ensemble des cartes d'appartenance aux classes, chaque pixel (p) est étiqueté par une classe de la BD initiale ayant la plus forte probabilité ($L(p)$). Enfin, une mesure de confiance C_{max} est dérivée des cartes d'appartenance aux classes :

$$C_{max}(p) = \mathcal{P}^{L(p)}(p). \quad (1)$$

La nouvelle classification et la carte de confiance sont utilisées de manières différentes suivant si la BD doit être mise à jour ou complétée. D'une part, la nouvelle classification de chaque pixel ($L(p)$) est comparée avec celle d'origine pour obtenir une carte binaire de changement. Cette mesure binaire est alors pondérée par la valeur de confiance associée pour obtenir une mesure de la probabilité de changement :

$$\Pi(p) = \Delta(p) * C_{max}(p), \quad (2)$$

où Δ est la fonction de classification binaire *changement / non changement* renvoyant -1 en cas de changement et $+1$ autrement.

D'autre part, pour chaque pixel hors de la BD initiale, la nouvelle classification permet de compléter les zones sans étiquette initiale. Plus de détails sur la méthode sont fournis dans (Gressin et al., 2013).

2.2. Adaptation aux bases de données étendues spatialement et sémantiquement

Afin d'être appliquée sur des bases de données étendues, les problèmes de polyvalence, de passage à l'échelle et de temps de calcul doivent être résolus. Ainsi, la méthode décrite précédemment doit être améliorée sur plusieurs points détaillés ci-dessous : adaptation aux classes de la BD et améliorations des temps de calculs.

Dans un premier temps, la méthode doit être adaptée aux classes composant la BD OCS-GE. Or, un nombre important de classes est présent dans la BD OCS-GE

(cf. Sect. 3.1) et les caractéristiques les plus discriminantes pour une classe spécifique ne peuvent pas être connues à l'avance. Ainsi un nombre important de caractéristiques dérivées des différents canaux de l'image est nécessaire. Dans cette expérience, près de deux cents attributs répartis en trois catégories (spectral, de texture ou morphologique (Dalla Mura et al., 2010)) sont calculés. Cependant, ce nombre élevé d'attributs diminue les performances de notre méthode. Par conséquent, une étape de sélection est effectuée avant l'inspection hiérarchique. Pour chaque classe de la BD, les meilleures caractéristiques sont sélectionnées à l'aide de l'importance des attributs fournis par les Forêts Aléatoires (RF) (Breiman, 2001). Le nombre de caractéristiques le plus pertinent, permettant un bon compromis entre temps de calcul et la précision de la classification, reste à être déterminé.

Dans un second temps, le passage à l'échelle nécessite d'améliorer les temps de calcul de notre méthode. Dans nos travaux précédents, la classification était basée sur les Séparateurs à Vaste Marge (SVM) (Foody et al., 2006), choisis pour leur capacité de généralisation élevé et à faire face à un grand nombre de caractéristiques. Dans cet article, les RF sont introduites afin d'accélérer le processus de classification, tout en gardant les propriétés citées des SVM. Enfin, le nombre d'objets par classe devant être inspecté devient trop important pour envisager de les parcourir tous. Ainsi, cette étape est adaptée en sélectionnant un nombre limité d'objets, par exemple en ne sélectionnant que les n plus grands objets de chaque classe de la BD, qui sont supposés représenter le mieux leurs classes d'appartenance.

3. Résultats et discussions

3.1. Jeu de données

La première composante de notre jeu de données est une image satellite très haute résolution (Pléiades), acquise en Août 2012 (Fig. 1a). Cette image couvre une surface de 760 km² dans la région de Tarbes (Sud-Ouest de la France), avec une résolution panchromatique de 0,5 m et de 2 m en couleur (rouge, vert, bleu et proche-infrarouge).

La seconde composante de ce jeu de données est la base de données d'occupation du sol à grande échelle (BD OCS-GE) produite par l'IGN (Fig. 4a). Cette BD est disponible sur le site internet de l'IGN¹. Nous nous intéresserons ici, en particulier, à la composante de couverture du sol dont la nomenclature hiérarchique, composée de quatre niveaux, est compatible avec Corine Land Cover et avec divers BD OCS régionales existantes. Le niveau le plus détaillé contient 15 classes (par exemple : zone bâti, route et parking, forêt de feuillus, forêt de conifères ou formation herbacée). Cependant, seules 10 classes sont présentes dans la zone étudiée (Sect. 3.4).

Notre méthode a d'abord été testée et validée sur deux jeux de données de validation, dont les résultats

sont décrits respectivement dans les parties 3.2 et 3.3. Dans un premier temps, une image Pléiade complète a été utilisée (Fig. 1a), associée à une BD composée de deux classes, *champs* et *forêts* (Fig. 1b), dans une zone péri-urbaine aux abords de Tarbes. Les objets de chacune des deux classes proviennent de sous-classes différentes de la BD-OCS initiale (par exemple forêt de feuillus et forêt mixte pour la classe *forêts*). Ainsi, les apparences multiples des objets d'une même classe constituent le principal challenge de ce jeu de données. Dans un second temps, une image a été générée à partir d'échantillons d'images Pléiades dont on connaissait *a priori* la classe d'occupation du sol, permettant de contourner le problème de la création d'une vérité terrain pour la qualification du processus. L'image ainsi générée (Fig 2a) et la vérité terrain associée (Fig 2b) sont composées de 9 classes distinctes, issues de la BD OCS-GE, ainsi que d'une partie sans étiquette (représentant un dixième de l'image). Le nombre important de classes et la précision de ces classes (différents types de forêt) sont les difficultés principales de ce jeu de données.

3.2. Résultats préliminaires

La méthode détaillée précédemment a été, d'abord, appliquée sur la BD à deux classes (*champs* et *forêts*), décrit dans la Section 3.1. Les résultats sont présentés dans la figure 1. Dans ce premier cas, les classifications utilisent une trentaine d'attributs dérivés des canaux de l'image Pléiades (12 attributs spectraux et une vingtaine d'attributs de texture), sans étape de sélection d'attributs. Les classifications ont été réalisées par RF. On peut remarquer que toutes les zones non étiquetées par la BD initiale ont été classifiées en *forêts* ou *champs* par notre méthode (Fig. 1c), mais la confiance associée est faible sur les zones de type bâti ou routes. Sur la carte de changement (Fig. 1d), les zones rouges étendues correspondent soit à des zones de changements (croissance ou diminution de la forêt) soit à des zones non-étiquetées dans la BD initiale (nouveaux champs). Les zones blanches correspondent aux zones d'incertitudes, qui sont principalement les objets non présents dans la BD, comme les routes et les bâtiments. Ces incertitudes pourront être réduites facilement en introduisant plus de classes dans la BD initiale. De plus, une étude par classe peut être réalisée. En effet, la Fig. 1e montre la différence entre la classe *forêts* initiale et le résultat de la classification. Les apparitions sont affichées en bleu et les disparitions en rouge. Le même résultat est effectué sur la classe *champs* (Fig. 1f). Ces deux images montrent qu'une détection de changements précise peut être effectuée. Par exemple, les haies et les bosquets, qui ne sont pas présents dans la classe *forêts* de la BD initiale, sont correctement identifiés sur l'image. Dans la classe *champs*, la plupart des bords de champs sont correctement marqués comme disparus. Ces disparitions sont dues à la délimitation approximative des champs réalisée par photo-interprétation. Ces premiers résultats permettent de confirmer l'intérêt de la méthode, cependant, l'absence de vérité terrain empêche le cal-

1. <http://pro.ign.fr/ocsg>

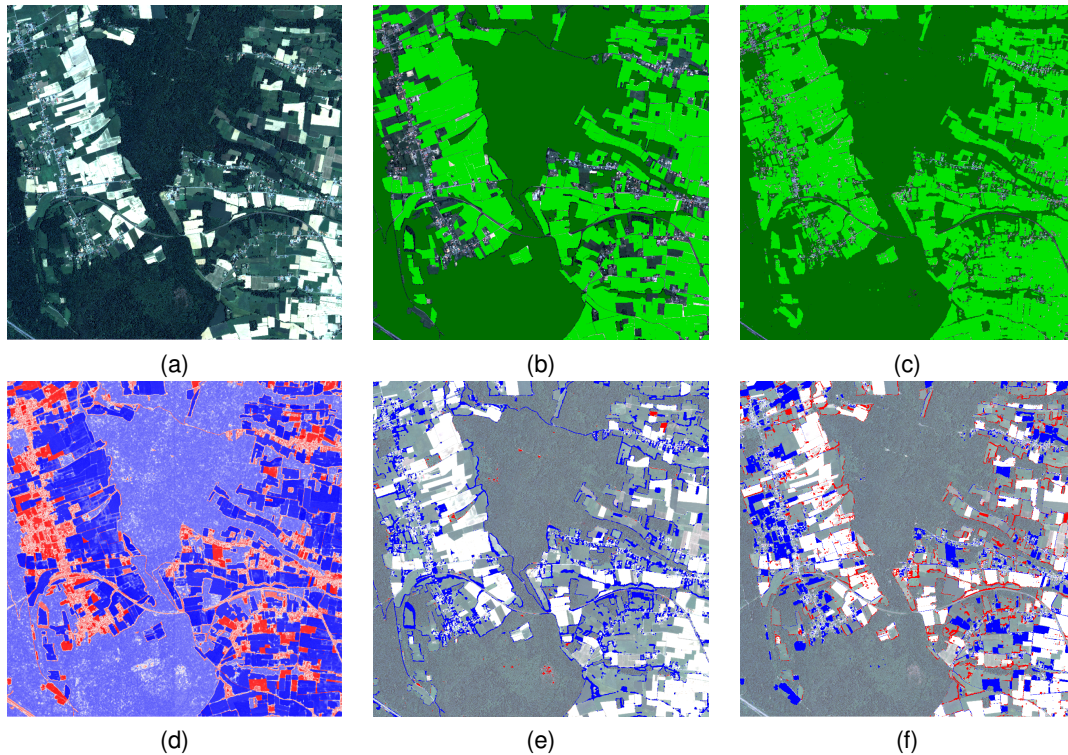


FIGURE 1: Résultats préliminaires : (a) l'image, (b) la BD composée de deux thèmes (*champs* en vert clair et *forêts* en vert foncé), (c) la classification (avec les mêmes couleurs), (d) la carte de probabilité de changements (bleu : pas de changement, rouge : changement et blanc : zone de confusion), et les différences (avant/après) pour : (e) la classe *forêts* et (f) la classe *champs* (bleu : apparition et rouge : disparition).

cul d'indicateurs chiffrés de qualité de la classification, comme le taux de bonne classification.

3.3. Résultats sur données générées

Dans cette partie, une image générée à partir d'échantillons d'image Pléiades (décrite dans la partie 3.1), permet de combler l'absence de vérité terrain. La BD utilisée en entrée comprenant plus de classes que celle des résultats préliminaires, un nombre plus important d'attributs a été utilisé, en particulier en ajoutant une trentaine d'attributs morphologiques (Dalla Mura et al., 2010). Aucune étape de sélection d'attributs n'a été introduite ici et les classifications ont été effectuées par RF. Deux séries d'expériences ont été réalisées sur ces données afin d'étudier le comportement de la méthode pour la complétion et pour la mise à jour de BD d'OCS.

Dans un premier temps, l'influence du taux de couverture de la BD initiale (et donc de la surface à compléter) est étudié. Dans ce but, plusieurs BD ont été dérivées de la vérité terrain, en supprimant de manière aléatoire un nombre plus ou moins important d'objets. Ainsi, pour chaque pourcentage de couverture (10, 20, ..., 90), dix BD ont été générées (pour un total de 90 BD distinctes). Notre méthode est appliquée à chacune des BD et les résultats des classifications sont comparés à la vérité terrain, afin de calculer les taux de bonnes classifications. Ces derniers sont alors moyennés par pourcentage de couverture. Enfin, pour comparer notre méthode aux méthodes de l'état-de-l'art, le même protocole est appliqué en utilisant une classification classique

par RF et par SVM (avec un noyau linéaire). L'ensemble des résultats est consigné dans la Figure 3 (gauche). Dans cette expérimentation, notre méthode obtient de meilleurs taux de bonne classification que les deux méthodes de l'état-de-l'art, dès que le pourcentage de couverture de la BD initiale est supérieure à 40%. En dessous de cette valeur, les trois méthodes ont des résultats comparables. Ainsi, la multiplication des classifications introduite dans notre méthode permet d'obtenir des résultats plus robustes.

Par la suite, l'influence du pourcentage de changement sur notre méthode a été étudié. Pour cela, 6 bases de données ont été dérivées de la vérité terrain en traduisant chaque objet de la BD d'un nombre croissant de pixels. Comme pour l'expérimentation précédente, les taux de bonne classification sont calculés et comparés à ceux obtenus par RF et par SVM (Figure 3 - à droite). Ici, les RF donnent de meilleurs résultats quand le pourcentage de changement est faible ($< 25\%$). Alors que les SVM prennent le dessus quand ce taux de changements dépasse les 30%. Notre méthode reste toujours entre les deux méthodes précédentes, ce qui confirme la stabilité de celle-ci. De plus, on peut remarquer que le taux de bonne classification décroît excessivement avec de forts taux de changements (moins de 50% de bonne classification pour 30% de changements). Cependant, ces taux de changements (répartis sur l'ensemble des classes de la BD) ne sont pas très représentatifs de la réalité.

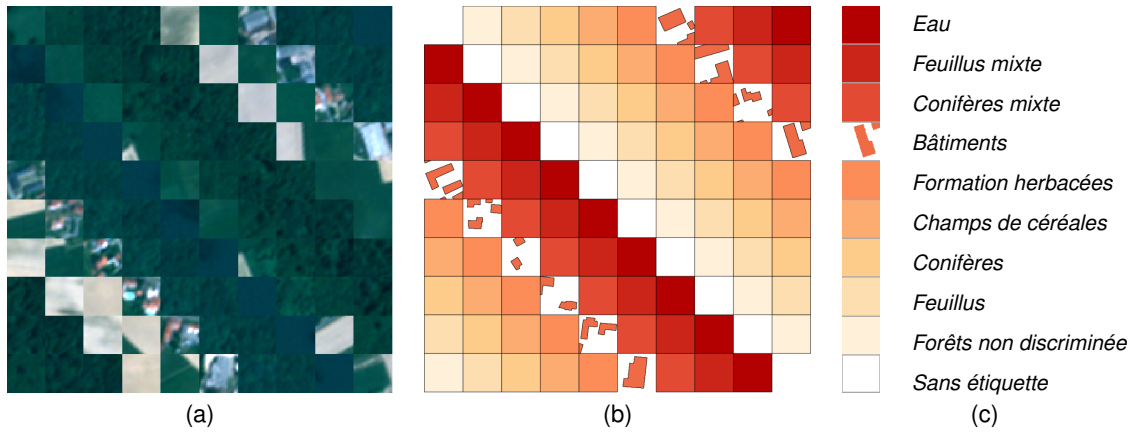


FIGURE 2: (a) Les données générées à partir d'image satellite Pléiades (pour la mise à jour), (b) la vérité terrain (c) la légende des classes composant la BD. Chaque objet fait 100×100 pixels.

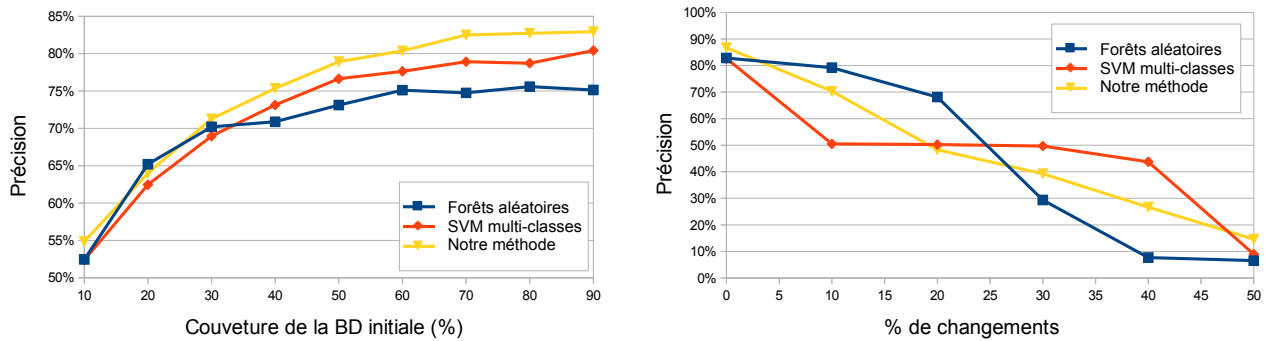


FIGURE 3: Évolution des taux de bonne classification en fonction (à gauche) de la couverture de la BD initial et (à droite) du pourcentage de changement introduit dans la BD, pour les Forêts Aléatoires ■, les SVM multi-classes ♦ et notre méthode ▼.

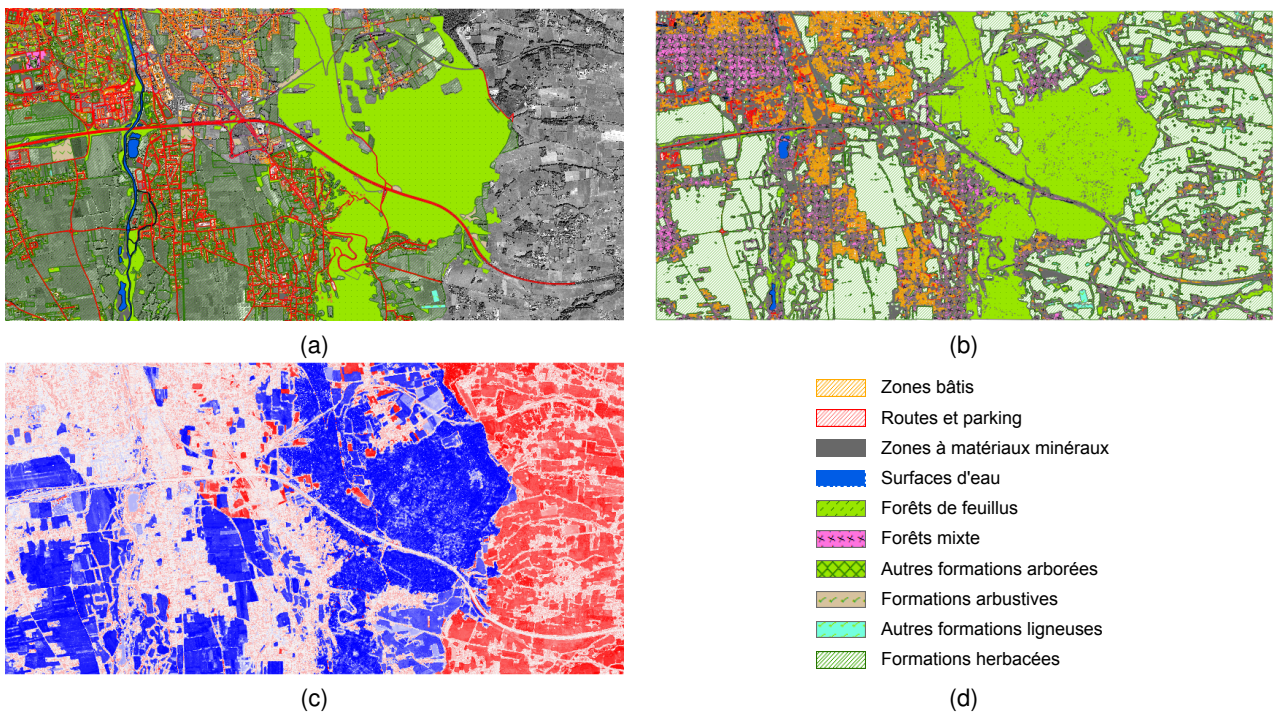


FIGURE 4: Résultats sur les données OCS-GE : (a) BD et image Pléiades, (b) la classification, (c) la carte de probabilité de changement (bleu : pas de changements, rouge : changements et blanc : les zones d'incertitudes) et (d) la légende pour les cartes (a) et (b).

3.4. Résultats sur données réelles

Finalement, notre méthode a été appliquée à la BD OCS-GE française (Fig. 4). Le nombre d'attributs a encore été augmenté, en particulier par l'ajout d'une centaine d'attributs de texture, comme les coefficients d'Haralick, calculés à différentes échelles. De plus, l'étape de sélection d'attributs, décrite dans la partie 2 a été introduite. Ainsi, les 20 attributs les plus discriminants sont sélectionnés pour chaque classe de la BD. Enfin, pour rendre l'inspection plus rapide, seulement les dix plus gros objets de chaque classe sont parcourus. Ces valeurs ont pour l'instant été fixées arbitrairement, et l'étude de leur influence devra être réalisée prochainement. La classification ainsi obtenue (Fig. 4b) couvre l'ensemble de la zone couverte par l'image, en particulier la zone, à l'est, non couverte par la BD initiale (Fig. 4a). Le taux de bonne classification est de l'ordre de 70% et le résultat est visuellement de bonne qualité, en particulier pour les thèmes *forêts de feuillus*, *formations herbacées*, *zone bâtie* et *route* (incluant les parkings). Pour ces deux premières classes la précision est supérieure à 95% et le rappel est de l'ordre de 75%, alors que pour les deux dernières la précision est aux alentours de 60% et le rappel de 45%. Cependant, les autres classes donnent de moins bons résultats tant en terme de rappel que de précision. Ces dernières sont en général, soit des classes avec une définition ambiguë par rapport à ce qui est visible sur une image (par exemple : *forêt mixte*, *autres formations arborées* ou *autres formations ligneuses*), soit des classes peu représentées sur la zone d'étude (peu d'objets et objets de petite taille). Ainsi, ces classes sont souvent confondues avec d'autres classes ce qui diminue les scores de rappels des classes comme les *zones bâties* ou les *routes*. La carte de changement issue de notre méthode (Fig. 4c), permet d'observer plusieurs phénomènes. Premièrement, la grande zone rouge à l'est correspond à la zone non couverte par la BD initiale. Deuxièmement, les zones blanches correspondent aux zones de faible confiance. Ces faibles valeurs de confiance sont dues aux confusions dans les classifications décrites précédemment et correspondent généralement aux zones urbaines (*bâtiments* et *routes*). Cependant, la carte de changement permet de se focaliser sur les zones de vrai changement, correspondant aux taches rouges isolées au centre de la zone.

4. Conclusion et perspective

Les travaux présentés dans cet article sont fondés sur une méthode simple et robuste de détection de changements entre une base de données d'occupation du sol et une image plus récente (Gressin et al., 2013). La méthode a dans un premier temps été validée sur différents jeux de données (une base de données simplifiée, ainsi que des données générées). Puis cette méthode a été modifiée, en introduisant plusieurs améliorations, afin de garantir son passage à l'échelle et sa polyvalence. Enfin la méthode a été appliquée avec succès pour la mise à jour de la base de données d'occupation

du sol à grande échelle (BD OCS-GE) produite à l'IGN, à partir d'une unique image satellite très haute résolution (Pléiades). Nos travaux futurs se concentreront sur l'amélioration des classifications, en particulier en utilisant différents capteurs : optique multi-résolution (SPOT 6) et multi-date (SPOT4-Take5), RADAR et LIDAR. Enfin, le passage à l'échelle sera amélioré en introduisant des règles spatiales dans la stratégie d'inspection.

Références

- Balestrat, M., 2011. Système d'indicateurs spatialisés pour la gouvernance territoriale : application à l'occupation des sols en zone périurbaine languedocienne. Thèse de doctorat, Université Paul Valéry - Montpellier 3.
- Bovolo, F., Bruzzone, L., King, R., 2013. Introduction to the special issue on analysis of multitemporal remote sensing data. IEEE TGRS 51 (4), 1867 – 1869.
- Breiman, L., 2001. Random forests. Machine learning, 1–35.
- Champion, N., Boldo, D., Pierrot-Deseilligny, M., Stamon, G., juillet 2010. 2D building change detection from high resolution satellite imagery : A two-step hierarchical method based on 3D invariant primitives. PRL 31 (10), 1138–1147.
- Dalla Mura, M., Benediktsson, J., Waske, B., Bruzzone, L., 2010. Morphological Attribute Profiles for the Analysis of Very High Resolution Images. IEEE TGRS 48 (10), 3747–3762.
- Foody, G. M., Mathur, A., Sanchez-Hernandez, C., Boyd, D. S., septembre 2006. Training set size requirements for the classification of a specific class. RSE 104 (1), 1–14.
- Gianinetto, M., 2008. Updating large scale topographic databases in Italian Urban areas with submeter QuickBird Images. IJNO 28 (4), 299–310.
- Gressin, A., Vincent, N., Mallet, C., Paparoditis, N., 2013. Semantic approach in image change detection. Dans : ACIVS. Poznan, Pologne.
- Gressin, A., Vincent, N., Mallet, C., Paparoditis, N., 2014. Extension de l'étiquetage géographique des pixels d'une image par fouille de données. Dans : EGC. Rennes.
- Helmholz, P., Becker, C., Breikopf, U., Buschenfeld, T., Busch, A., Braun, C., Grunreich, D., Muller, S., Ostermann, J., Pahl, M., Rottensteiner, F., Vogt, K., Ziems, M., Heipke, C., Others, 2012. Semi-automatic Quality Control of Topographic Data Sets. PE & RS 78 (9), 959–972.
- Holland, D., Boyd, D., Marshall, P., 2006. Updating topographic mapping in Great Britain using imagery from high-resolution satellite sensors. IJPRS 60 (3), 212–223.
- Lefebvre, A., Corpetti, T., Hubert-Moy, L., 2008. Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images. Dans : IGARSS. pp. 663–666.
- Miller, O., Pikaz, A., Averbuch, A., novembre 2005. Objects based change detection in a pair of gray-level images. Pattern Recognition 38 (11), 1976–1992.
- Nemmour, H., Chibani, Y., février 2006. Fuzzy neural network architecture for change detection in remotely sensed imagery. IJRS 27 (4), 705–717.
- Petitjean, F., Inglada, J., Gancarski, P., août 2012. Satellite Image Time Series Analysis Under Time Warping. IEEE TGRS 50 (8), 3081–3095.
- Poulain, V., Inglada, J., Spigai, M., Tourneret, J.-Y., Marthon, P., 2009. Fusion of high resolution optical and SAR images with vector data bases for change detection. Dans : IGARSS. pp. 956–959.
- Robin, A., Moisan, L., Le Hégarat-Masclé, S., novembre 2010. An a-contrario approach for subpixel change detection in satellite imagery. IEEE PAMI 32 (11), 1977–93.
- Tuia, D., Camps-Valls, G., Matasci, G., Kanevski, M., 2010. Learning Relevant Image Features With Multiple-Kernel Classification. IEEE TGRS 48 (10), 3780–3791.