

Bibliographie et analyse du sujet: 1re version

Article: A graph-based approach to detect spatiotemporal dynamics in satellite image time series

Abstract—Ce document fait l'objet d'une analyse porté sur un article consacré à l'étude de mon sujet de stage intitulé 'A graph-based approach to detect spatiotemporal dynamics in satellite image time series' [1]. Dans ce document, il est question de faire ressortir les idées maîtresses, et d'apporter une analyse personnelle sur l'article étudié afin de se rassurer que les approches évoquées par l'auteur ont été bien comprises.

Index Terms—Satellite image time series, Monitoring, OBIA, Data mining, Graph-based techniques, Land-cover.



INTRODUCTION

L'exploration spatio-temporelle des territoires est de nos jours un phénomène qui reste de plus en plus difficile du fait que les composantes qui le composent changent et évoluent dans le temps de même que dans l'espace. De nos jours, ce problème semble être résolu grâce aux satellites de surveillances terrestres qui ne cessent de tourner afin de fournir la structure de la terre sur des périodes bien définies. Cependant, la maîtrise des informations contenues dans ces images restent méconnues ou non maîtrisées due au manque de bonnes méthodes d'analyses sur ces dernières. Suivre l'évolution morphologique et/ou temporelle d'un environnement reste donc une tâche qui fait l'objet de plusieurs recherches. Dans le cas présent, il est question de suivre l'évolution des surfaces agricoles qui ne cessent de varier au fil du temps à partir des images satellitaires récoltées sur des séries temporelles ou SITS. Pour plus de compréhension, nous aborderons le travail réalisé à partir des grands points comme la problématique, la motivation, une étude sur les travaux connexes, l'approche ou la méthodologie utilisée, la phase d'expérimentation et les résultats, une analyse critique sur le sujet et une conclusion pour terminer.

1 PROBLÉMATIQUE

Les satellites fournissent des images sur des séries temporelles (SITS) qui sont considérées comme une banque d'informations à partir de laquelle il devient possible de mettre en évidence les évolutions spatio-temporelle et même d'établir les relations dynamiques qui pourraient en dégager entre ces différentes périodes. Jusqu'à présent, les méthodes ou les approches traitant les mêmes types de données sont uniquement basées sur la classification et ne peuvent fournir des informations sur leurs évolutions et leurs comportements dans le temps. C'est ainsi, que l'objectif de ce travail était donc de proposer une nouvelle approche permettant de

détecter et d'extraire de façon automatique des informations spatio-temporelles à partir des séries chronologiques d'images satellitaires. L'analyse de ces différentes images contribueront donc à construire une image générale qui représentera toute une zone d'étude tout en laissant voir son comportement dans le temps.

2 CONTEXTE

Le travail effectué dans cet article se repose essentiellement sur deux domaines à savoir le traitement d'images et la fouille de données. En effet, les images obtenues sont soumises à des processus de traitement avant d'être appliquées aux processus de recherches.

3 MOTIVATION

Comme mentionné ci-haut, le traitement des données spatio-temporelles obtenues à partir des séries chronologiques d'images satellitaires (SITS) se limitait toujours la technique de classification et ne peuvent fournir des informations sur leurs évolutions et leurs comportements dans le temps. Pourtant il est bien nécessaire de lever cette insuffisance qui renferme sans doute une grande partie des informations. L'étude sur l'évolution des sols agricoles est un exemple palpable qui permettra de constater plus facilement par exemple les migrations de cultures et les surfaces occupées dans le temps.

4 ETAT DE L'ART

Les sujets traités autour de la littérature sur le contrôle de l'évolution des séries spatio-temporelles se resument en deux grandes phases. Il s'agit essentiellement de la technique utilisée pour identifier les régions et celle utilisée pour suivre l'évolution de ces régions.

Le choix des régions ou encore la segmentation est l'une des phases primordiales, car elles doivent être identifiées

avec la plus grande exactitude possible. Pour ce faire, deux techniques sont utilisées.

- La première consiste à identifier les régions en considérant chacun des pixels [2] de l'ensemble de la zone d'étude. Les pixels sont alors regroupés en partant du principe de voisinage et de valeur d'intensité. En effet, les pixels ayant les mêmes valeur d'intensité sont regroupés au fur et à mesure pour former les différentes régions.
- La seconde méthode consiste à tenir compte d'un groupe de pixel ou encore d'une région ou d'un objet. Cette méthode est généralement basée sur la texture et appartient à la famille des méthodes qui manipulent directement les régions [3], [4]. Soit elle part d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de méthodes de décomposition/fusion; soit elle part de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute la zone d'étude soit convertie soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions.

Quant aux technique de suivies, les méthodes utilisées jusqu'à présent étaient basées sur les techniques de comparaison s'étalent uniquement sur deux périodes. Elles se limitaient donc à la classification des régions. Mais cette approche nouvelle vient renforcer ce principe de suivi sur sur de tout une séries de périodes en plus de la capacité de classification avec la nouvelle approche qui est celle basée sur le principe des graphes adjacent (West,et al.) [5]. Dans les ligne qui suivent, nous présenterons principalement quatre travaux de recherches dont deux basées sur l'approche de la segmentation par pixel et les deux autres basées sur la segmentation au niveau objet.

4.1 PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data [6]

4.1.1 Objectif

Cette étude menée par (Deng,et al.2008) avait pour objectif de détecter les changements des terres dans la ville de Hangzhou en chine. Les données utilisées provenaient des surveillances multitemporelles de SPOT-5 et de Landsat. L'étendue de l'espace de surveillance était de 6142.91 ha.

4.1.2 Données utilisées

Dans cette étude, des données de deux capteurs (SPOT-5 et Landsat-7) sur trois dates (2003 pour SPOT-5, 2001 et 2000 pour landsat-7) ont été utilisés. D'après une analyse, la combinaison de données de SPOT M (décembre 2003) et d'ETM P (octobre 2000), les images ont été jugées plus adaptées à la détection des changements dans la zone d'étude et ont été utilisées dans l'analyse subséquente.

4.1.3 Résultats obtenus

La méthode appliquée a permise de faire ressortir une carte de changement d'affectation des terres, dérivée par la méthode de classification PCA. Dans cette étude, les principaux changements d'intérêt foncier sont les terres agricoles et

les terres urbaines sur une période de 3 ans (2000-2003). Dans la carte des changements d'affectation des terres, les différents types de terres détectés et identifiés autour de la ville de Hangzhou peuvent être résumés comme suit: terres cultivées; zone en construction; verger; eau; sites de construction; forêt; des terres cultivées aux zones bâties; des terres cultivées aux chantiers de construction; des terres cultivées à l'étang à poissons; de verger aux zones bâties; et de l'eau (se référant principalement à l'étang) aux zones dont la construction est permise. Les résultats sont présentés dans la figure 1

2000	2003						2000 total
	Cropland	Built-up	Orchard	Water	Construction	Forest	
Cropland	16 742.83 (4.24%)	2428.06 (0.77%)		1159.97 (14%)	2221.88 (9.85%)		22 552.74
Built-up		22 967.35 (100%)					22 967.35
Orchard		238.14 (12.05%)	1737.93 (87.95%)				1976.07
Water		94.86 (1.03%)	9106.2 (98.97%)				9201.06
Construction					1091.08 (100%)		1091.08
Forest						14 276.1 (100%)	14 276.09
2003 total	16 742.83	25 728.41	1737.93	10 266.17	3312.96	14 276.1	72 064.39

Fig. 1. Table d'évaluation

À partir de la matrice de conversion de l'utilisation des terres présentée dans la figure 1, nous constatons qu'un changement considérable de l'utilisation des terres a eu lieu dans la ville de Hangzhou au cours de la période de trois ans (2000-2003). Par exemple, nous pouvons voir que un total de 6142,91 ha, représentant 8,52% des terres, ont été convertis en différentes utilisations. Les principales conversions ont été l'utilisation des terres agricoles (terres cultivées et verger) à l'utilisation des terres urbaines (agglomération et site de construction) et des terres cultivées à l'eau.

4.1.4 Récapitulatif

A titre récapitulatif, nous présentons les forces et les faiblesses de cette approche.

- 1) Approche
 - Analyse en Composantes Principales ACP
- 2) Forces
 - Réduction de la redondance des données
 - Espace de surveillance élevé
- 3) Limites
 - Impossibilité de détecter le type de changement

4.2 COMBINATION OF OBJECT-BASED AND PIXEL-BASED IMAGE ANALYSIS FOR CLASSIFICATION OF VHR IMAGERY OVER URBAN AREAS

[7]

4.2.1 Objectif

Ce document de (Salehi,et al.,2011) introduit une nouvelle approche pour la classification de la couverture terrestre qui bénéficie à la fois d'analyses d'images basées sur des pixels et sur des objets. Il s'agit à ce niveau de voir la contribution ou l'impact que l'on pourrait avoir en segmentant en différents niveaux les images satellitaires à fortes résolution. Pour chaque niveau, un ensemble de mesures spectrales et deux ensembles de mesures, la texture et la morphologie, sont extraites, puis empilés aux bandes originales de l'image formant ainsi une image à plusieurs bandes.

4.2.2 Données utilisées

Les données utilisées lors de l'expérimentation sont issues d'un espace typique d'une ville dans la quelle on y rencontre des formes de plusieurs types telsques les petites maisons, de grands immeubles commerciaux, des rues étroites, des autoroutes, etc. Une segmentation multi-résolution dans laquelle des objets de différentes tailles et formes sont bien représentés dans différents niveaux de segmentation a été réalisée pour la phase de classification. Ainsi, le tableau 2 nous présente les données utilisées lors de la phase d'apprentissage ainsi que dans la phase de test.

Class name	No of training pixels	No of test pixels
Vegetation	55906	1158796
Building	27893	145371
House	17272	213517
Road	29145	365649
Parking lot	23750	119946
Total	153966	2003279
% in the entire image	2.3%	30.2%

Fig. 2. Données d'apprentissage et de test

4.2.3 Résultats obtenus

Afin d'évaluer, la performance des mesures spectrales, texturales et morphologiques sur la classification, chaque ensemble de mesures (c'est-à-dire, spectral, textural et morphologique) a été considéré comme un groupe de bandes. Par conséquent, en plus de l'image originale appelée pansharped (PS), quatre nouveaux des images multi-bandes ont été créées. La première image a quatre bandes pansharpeées en plus de 12 mesures spectrales et forme une image à 16 bandes (PS + SP). La deuxième et la troisième image sont composées des 16 bandes précédentes dans PS + SP plus 18 autres bandes texturales et 21 morphologiques, créant respectivement une bande 34 (PS + SP + TXT) et 37 images de bande (PS + SP + MOR), en conséquence. Enfin, la dernière image contient toutes les 51 bandes spectrales-spatiales ainsi que 4 bandes pansharpeées créant une image à 55 bandes (PS + SP + TXT + MOR). La classification a été appliquée à chaque ensemble de données afin de pouvoir évaluer l'efficacité de chaque ensemble de mesures pour augmenter la précision de la classification. Les résultats obtenus sont illustrés dans le tableau 3 Ainsi, ces résultats nous présentent les différentes classes obtenues lors de la classification en fonction de la nature des différentes régions.

Class name	ML Classification									
	PS		PS+SP		PS+SP+TXT		PS+SP+MOR		PS+SP+TXT+MOR	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA
Vegetation	99.0	99.2	95.6	99.7	92.7	99.8	92.4	99.8	87.4	99.9
Building	23.2	59.1	41.1	79.8	59.0	80.4	53.1	79.9	45.2	82.5
House	23.4	37.6	72.7	42.6	86.2	34.0	91.0	31.7	94.8	23.5
Road	70.7	34.7	69.0	39.3	66.7	60.0	76.4	70.3	69.8	87.8
Parking lot	33.0	22.0	37.6	55.6	37.0	83.0	31.0	95.6	25.9	97.0
OA	72.7		77.7		80.0		79.7		74.7	
KC	0.56		0.65		0.68		0.68		0.61	

PA: producer's accuracy, UA: user's accuracy, OA: overall accuracy, KC: kappa coefficient

Fig. 3. Résultats de la classification

4.2.4 Récapitulatif

1) Approche

- Analyse basée sur la texture et morphologique

2) Forces

- Explications sous forme statistique de la distribution spatiale des pixels de l'image
- Texture élevée dans les zones ayant connues des changements
- Bonne illustration de l'impact de la combinaison entre les différentes méthodes (texture et morphologie) sur la segmentation.

3) Limites

- Segmentation de mauvaise qualité pour des fenêtres d'observations de taille réduite
- Données de test limitées sur deux périodes

4.3 Object-Based Change Detection

[8]

4.3.1 Objectif

Cet article, nous présente un aperçu des principaux problèmes de détection des changements, suivis par les motivations pour l'utilisation de l'approche objet ou OBCD par rapport aux approches basées sur les pixels.

La précision de la détection des changements à l'aide de l'imagerie télédéetectée dépend de nombreux facteurs importants. L'algorithme de détection de changement est apparent. Cependant, aucun algorithme spécifique ne prétend être adapté à tous les projets. Dans le même temps, plusieurs autres problèmes majeurs devraient également être soigneusement pris en compte avant / pendant la détection des changements, car il est peu probable que la négligence de ces problèmes produise un résultat de détection de changement satisfaisant. Ainsi les auteurs ont identifié six points clés qui pourraient influencer le phénomène de la détection ainsi que du suivi. Il s'agit entre autres **l'échelle spatiale, l'échelle temporelle, la vue géométrique, l'enregistrement des images, la correction radiométrique ou normalisation et les caractéristiques appliquées dans les schémas de détection du changement.**

4.3.2 Récapitulatif

En conclusion, nous retenons que les nouvelles fonctionnalités basées sur l'approche objets posent de nouveaux défis dans l'OBCD. En effet les recherche de nos jours en

la matière peuvent être regroupées ou résumées en quatre groupes que sont: les images-objet, les classes-objet, les objets multitemporels et détection de changement hybride. De plus, comparativement à la détection de changement basée sur les pixels traditionnels, les algorithmes OBCD prennent en compte non seulement les informations spectrales et / ou de texture, mais aussi la géométrie de l'objet.

4.4 Forest change detection by statistical object-based method

[9]

4.4.1 Objectif

Cette recherche mise au point par Desclee et, al 2006., avait pour but de proposer une nouvelle approche qui permettrait de suivre les changements d'une forêt à partir des images satellitaires de très hautes résolutions. Les techniques utilisées étaient le RGB-NDVI(Normalized Difference Vegetation Index-pixel level approach) et le OB-NDVI(Normalized Difference Vegetation Index-object level approach). En effet, le RGB-NDVI est une indice qui permet de déterminer la densité de la végétation dans un milieu donné.

4.4.2 Données utilisées

Le site d'étude couvre plus de 1800 km² et est situé dans l'Est de la Belgique. L'étendue de la forêt était à l'ordre de 40% de la superficie totale et comprenait à la fois des peuplements de feuillus et de conifères, le dernier type étant dominant.

L'étude a été réalisée sur trois horodatages acquis respectivement le 7 août 1992 (XS92), le 24 juillet 1995 (XS95) et le 14 septembre 2003 (XS03), respectivement à partir des satellites SPOT-2, -3 et -5.

4.4.3 Résultats obtenus

Les résultats obtenus au cours de cette étude sont illustrés dans le tableau 4 en fonction des différentes approches. Dans ce tableau, nous pouvons remarquer les performances

Change detection method	OB-NDVI	RGB-NDVI	RGB-NDVI
Validation approach	Polygon-wise	Polygon-wise	Pixel-wise
Detection accuracy (%)	64.6 (66.2)	64.3 (58.8)	50.6 (49.2)
Omission error (%)	35.4 (33.8)	35.7 (41.2)	49.4 (50.8)
Commission error (%)	18.1 (26.2)	39.0 (56.0)	28.6 (32.6)
Overall accuracy (%)	83.7 (88.0)	74.8 (75.7)	82.7 (86.6)
Kappa: change class	0.52 (0.58)	0.45 (0.43)	0.40 (0.41)
Kappa: no-change class	0.73 (0.67)	0.42 (0.29)	0.62 (0.60)
Overall kappa	0.61 (0.62)	0.44 (0.35)	0.49 (0.49)

Fig. 4. Table d'évaluation

comparées entre les différentes approches étudiées. Ces résultats nous montrent une meilleure performance avec l'approche OB-NDVI.

4.4.4 Récapitulatif

1) Approche

- Comparaison sur deux images bi-temporelles empilées

2) Forces

- Segmentation unique de toutes les images empilées
- Propriétés communes pour les deux objets

3) Limites

- Mauvais résultats lorsque des différences existent entre les observations sur les deux dates
- Risque de ne pas fournir de nouveaux objets même en cas de changement

5 APPROCHE PROPOSÉE

5.1 MÉTHODOLOGIE

En rappel, l'objectif de cet travail est de trouver un moyen qui permettra de suivre l'évolution spatio-temporelle décrivant la façon dont évolue une entité dans le temps.

L'idée générale de la technique proposée consiste à sélectionner l'ensemble des entités que l'on souhaite suivre tout au long de la période d'observation. Cet ensemble forme une entité nommée Bounding Boxes (BBs). Plusieurs sous-ensembles BBs peuvent appartenir à des horodatages (interval d'observation) différents. Dans le but de pouvoir suivre l'évolution de chaque Bbs, un graphe d'évolution est généré par la suite en tenant compte de tous les objets présent dans ce dernier. Dans cette partie nous présenterons comment sont choisis les BBS et comment le graphe est construit à partir de ces BBS.

5.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT

5.2.1 Principe de sélection des BBS

Comme précédemment évoqué, l'une des phases la plus importante est la sélection des Bounding Boxes ou BBS. La première étape consiste donc à la sélection des BBs que l'on désire surveiller de façon cohérente. L'une des particularités de ce sous-ensemble est qu'il doit couvrir au maximum l'ensemble du site d'étude. Ce choix réside de l'hypothèse à partir de laquelle chaque BB possède une extension maximale au point de vue spatiale à une certaine période. L'exemple concret est celui d'un lac dont la quantité d'eau varie en fonction du temps, ce qui veut dire qu'à partir d'une même zone, il est possible d'obtenir des objets différents sur des horodatages différents. Pour ce faire, il s'agit tout d'abord de sélectionner les BBs respectant l'hypothèse de l'emprunt maximal de tel sorte à ce que les BBs se chevauchent le moins possible sur l'ensemble du site. Ce sous-ensemble est appelé "candidate BBs". Cependant, un problème se pose car étant donné que les horodatages sont du même site, il est fort probable que des objets se superposent fortement lors de la sélection de "candidate BbsB". Un algorithme a donc été mise en place qui permet de sélectionner un ensemble d'objets pour minimiser autant que possible le degré de superposition.

5.2.2 Principe de construction du graphe

Après la sélection des BBs vient la phase de la construction du graphe. Dans cette étape, chaque BBs étant un ensemble d'objet peut être organisés et stockés sous forme d'un graphe d'évolution. La construction du graphe se fait en reliant les objets de l'horodatage i à ceux de l'horodatage $i+1$. Chaque objet correspond à un nœud du graphe et le poids de l'arrête représente le degré de chevauchement qui existe entre ces objets. Par contre, il est important de noter que deux objets connectés proviennent nécessairement de deux horodatages différents. Le nombre de sommet sera donc égale au nombre d'images obtenues au cours de la série temporelle. Ce type de graphe est appel graphe orienté temporelle. Dans le cas présent, la composition du graphe est la suivante:

- Chaque nœud représente un objet dans le BBs;
- Les nœuds sont reliés par des arrêtes.

Deux nœuds sont reliés lorsque les deux objets représentatifs se chevauchent. Le poids de l'arrête représente le degré de chevauchement entre ces deux objets. Plus le chevauchement est fort, plus le poids de l'arrête est fort et vice-versa. L'analyse se focalise sur deux niveaux. Le premier niveau consiste à l'analyse des trajectoires temporelles d'un événement spatio-temporel particulier, tandis que le second niveau permet de faire ressortir une image plus générale résumant la dynamique temporelle détectée sur l'ensemble du milieu d'étude.

Un graphe d'évolution est associé à un et un seul BB, mais peut représenter plusieurs couvertures spatiales. Nous distinguons principalement deux types de couvertures à savoir le graphe de la couverture boîte limite (BBCov) et le graphe de la couverture entière (WholeCov). Le BBCov représente l'ensemble des pixels qui n'apparaissent qu'au plus une fois sur l'ensemble des horodatages tandis que le WholeCov représente l'ensemble des pixels ressortants au moins deux fois sur les horodatages enregistrés.

Afin de pouvoir représenter ou de faire la part entre les couvertures qui reviennent de façon régulière et celles qui ne le sont pas, il a été nécessaire de subdiviser le WholeCov en deux parties. Il se compose d'une couverture éphémère (EphemCov) et d'un graphe de couverture principale (CoreCov). En résumé, le EphemCov représente les nouveaux éléments qui apparaissent sur l'ensemble des horodatages et le CoreCov regroupe l'ensemble des éléments qui se révèlent de façon plus ou moins stable. Lorsque le pourcentage de EphemCov est élevé, cela indique une forte instabilité des objets contenus dans le graphe. Cette instabilité peut être expliquée par des évolutions transitoires dans la zone d'étude ou encore par une mauvaise segmentation. La phase de la segmentation joue donc un rôle très important pour l'extraction du graphe d'évolution. Cependant comment faire pour savoir si l'on a une bonne segmentation ou pas? A priori, il est évident que le CoreCov englobe le BBCov ainsi qu'une zone tampon autour de celle-ci. L'ensemble du graphe fourni une bonne représentation lorsque l'écart entre ces deux couvertures est négligeable. En ce qui concerne la mesure des évolutions spatio-temporelle, il est essentiel d'analyser et de comprendre l'information qui pourrait se cacher derrière les graphes d'évolutions. C'est ainsi qu'intervient l'analyse sur les deux niveaux à savoir

le niveau du graphe et aussi au niveau du site d'étude en question.

L'analyse du graphe est axée sur la façon dont les objets sont connectés et aussi de comment leurs attributs évoluent le long des horodatages. Dans le dernier cas, l'accent est mis sur l'ensemble du site d'étude mais on se focalise plus sur la répartition des entités spatiales les plus stables et les plus dynamiques. Étant donné un graphe G , $G(i)$ l'ensemble des objets couverts par G à l'horodatage i et avec $W(j,k)$ le poids du lien entre l'objet $O(j)$ et $O(k)$. La formule ci-dessous permet de calculer la variation (Var) entre deux horodatages consécutifs.

$$Var(G_i, G_{i+1}) = \sum_{o_j \in G_i} \frac{size(o_j)}{size(G_i)} \cdot \frac{\sum_{o_k \in G_{i+1}} w_{j,k} \cdot dist(o_j, o_k)}{\sum_k w_{j,k}}$$

Fig. 5. Formule de la variation (Var)

Dans cette formule nous distinguons principalement deux grandes parties. La première est proportionnelle à l'importance de l'objet $O(j)$ sur l'ensemble des objet des à l'horodatage i . La deuxième partie évalue l'évolution d'un objet entre deux horodatages consécutifs. L'ensemble de la variation ou variation globale du graphe est obtenue en cumulant la contribution de chaque paire d'horodatages comme illustré dans la formule ci-dessous:

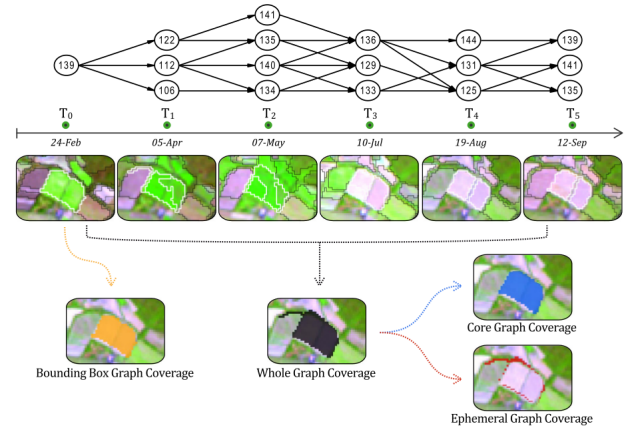


Fig. 6. Exemple d'un graphe d'évolution

$$GlobalVar(G) = \sum_{i=1}^{n-1} Var(G_i, G_{i+1})$$

Fig. 7. Formule de la variation globale (GlobalVar)

Le GlobalVar est un indicateur variant de 0 à l'infini qui permet d'estimer l'évolution de la surface d'étude au cours de la période couverte par la série chronologique. Lorsqu'elle est faible, cela implique un comportement temporel est stable tandis qu'une valeur élevée traduit une importante évolution ou variation temporelle du milieu.

Pour une analyse au niveau du site d'étude, les différentes valeurs du GlobalVar obtenue pour chaque graphe d'évolution peut être utilisé pour faire ressortir une carte GlobalVar. Dans ce cas, l'une des quelconques couvertures peut être utilisée pour faire ressortir la carte (ex: CoreCov). La carte GlobalVar ainsi obtenue résume la distribution des différents phénomènes présents sur le site et fournit des informations relatives à l'intensité des évolutions au cours du temps.

5.3 Les paramètres du modèle

Le modèle proposé comporte principalement trois paramètres que sont a , $b1$ et $b2$. Le paramètre a permet de limiter la superposition entre les BBs tandis que $b1$ et $b2$ permettent d'éviter la sélection d'objets non représentatifs. Ces trois paramètres sont déterminés en fixant un seuil (il est exprimé en pourcentage de la zone entière) qui définit la couverture minimale acceptée.

6 EXPÉRIMENTATION

6.1 Présentation des données

Dans le but de pouvoir valider le modèle proposé, des expériences ont été menées principalement sur deux sites différentes que sont Libron Valley (A) et Lower Aude Valley (B) sur un suivi total de six (06) horodatages allant de février à septembre 2009 (figure 8, figure 9). Ces images sont issues du satellite LandSat.

Timestamp	Acquisition date
T_0	24 February 2009
T_1	05 April 2009
T_2	07 May 2009
T_3	10 July 2009
T_4	19 August 2009
T_5	12 September 2009

Fig. 8. Table de données

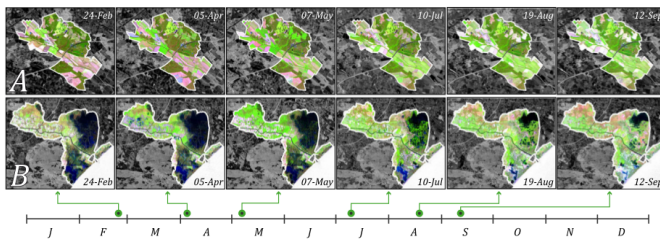


Fig. 9. Séries temporelles des sites A et B

7 ANALYSE DES RÉSULTATS OBTENUS

7.1 Analyse au niveau graphe

7.2 Analyse au niveau spatial

Le tableau ci-dessus nous montre les résultats obtenus à l'issue de l'étude des sites. Nous pouvons par exemple remarquer que le site de Aude Valley, le graphe généré se composait d'un nombre de nœuds allant de 7 à 38 et aussi

	Lower Aude Valley			Libron Valley		
	Min	Mean	Max	Min	Mean	Max
Number of nodes	7	15.2	38	6	13.0	26
Number of edges	7	24.5	77	5	18.9	53
Number of paths	2	79.7	1050	1	46.7	480
BBcov (ha)	1.6	16.2	125.0	3.2	13.8	67.1
WholCov (ha)	5.3	46.2	175.7	6.1	34.5	107.9
CoreCov (ha)	2.1	29.9	142.5	3.4	22.6	94.6
CoreCov (%)	13.9	65.1	90.9	14.4	66.3	93.3
EpithemCov (ha)	0.8	16.4	134.0	1.2	11.8	65.1
EpithemCov (%)	9.1	34.9	86.1	6.7	33.7	85.6

Fig. 10. Tableau récapitulatif des observations

d'une couverture spatiale WholCov allant de 5,3 hectares à 175,7 hectares. La figure suivante nous montre un exemple d'évolution d'un des graphes extrait parmi l'ensemble de graphes obtenus sur les deux sites. A partir de cette fig-

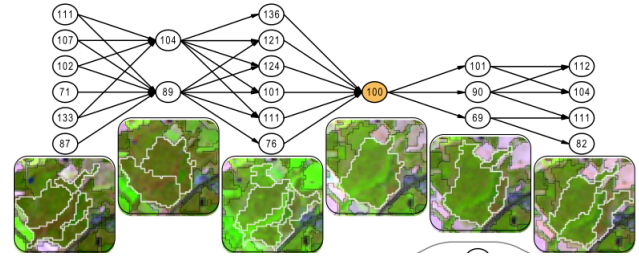


Fig. 11. Exemple d'un graphe obtenu

ure, nous pouvons bien constater que le BB correspond à l'image obtenue à la période T3 ou au quatrième horodatage qui correspond à un début de l'été où la zone est plus homogène, tandis que les situations les plus hétérogènes sont observées dans le premier et le troisième horodatage. Il a été démontré également qu'il est possible, à partir de ce modèle de mettre en évidence la pertinence des zones à partir de leurs indices spectrales. Cette technique a été utilisée dans le cas d'une étude sur zones agricoles. Les indices mis en évidence étaient l'indice de végétation (NDVI), l'indice de l'eau (NDWI), l'indice de la sécheresse (VSDI). L'étude a permis de mettre en évidence et de faire ressortir différents types de cultures pratiquées dans une zone et de suivre leurs évolutions.

7.3 Analyse critique sur l'approche proposée

1) Les points forts

- Segmentation au niveau objet/region
- Possibilité d'étudier l'évolution d'un objet sur une longue série temporelle
- Possibilité de distinguer les types d'objets grâce à l'utilisation des indices (NDVI, NDWI, VSDI)
- Illustration de l'évolution à partir du graphe
- Stratégie de sélection d'objets bien évoluée permettant de limiter les
- risques d'incohérences
- Possibilité de suivre l'évolution de plusieurs objets à la fois

2) Les points faibles

- Quantité de données d'expérimentation moins conséquente;
- Problème de segmentation en cas d'erreurs de mesures sur la dimension des objets;

- Choix compliqué des paramètres pour la sélection des régions les plus fiables.

7.4 Analyse critique sur l'approche proposée par rapport à l'état de l'art

- 1) Les points forts du modèle
 - Excellente amélioration du principe de suivi de l'évolution sur le plan spatio-temporel
 - Capacité de suivre un ensemble d'objets sur plusieurs périodes
 - Capacité de reconstruire les objets en une seule carte
- 2) Les points faibles du modèle
 - Coût de calcul élevé lorsque l'on dispose d'une grande base de données;
 - Problème de segmentation en cas de mauvais calcul sur les paramètres du modèles.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Au cours de cette étude, nous avons eu à faire une étude comparative basée principalement sur les techniques de segmentation dans le domaine de la télédétection. Les principaux points à retenir sont:

- La segmentation à l'échelle objet est la plus adaptée pour le suivi spatio-temporel qu'à l'échelle de pixels.
- Le suivi de l'évolution spatio-temporelle est possible grâce à l'approche basée sur les graphes;
- L'approche des graphes génère un coût de calcul élevé en cas de grande quantité de données;

REFERENCES

- [1] F. Guttler, D. Ienco, J. Nin, M. Teisseire, and P. Poncelet, "A graph-based approach to detect spatiotemporal dynamics in satellite image time series," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 130, no. Supplement C, pp. 92 – 107, 2017.
- [2] A. M. Julea, *Extraction de motifs spatio-temporels dans des séries d'images de télédétection: application à des données optiques et radar*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2011.
- [3] Y. Qin, Z. Niu, F. Chen, B. Li, and Y. Ban, "Object-based land cover change detection for cross-sensor images," *International journal of remote sensing*, vol. 34, no. 19, pp. 6723–6737, 2013.
- [4] L. Ma, M. Li, X. Ma, L. Cheng, P. Du, and Y. Liu, "A review of supervised object-based land-cover image classification," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 130, pp. 277–293, 2017.
- [5] D. B. West *et al.*, *Introduction to graph theory*, vol. 2. Prentice hall Upper Saddle River, 2001.
- [6] J. Deng, K. Wang, Y. Deng, and G. Qi, "Pca-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, no. 16, pp. 4823–4838, 2008.
- [7] B. Salehi, Y. Zhang, and M. Zhong, "Combination of object-based and pixel-based image analysis for classification of vhr imagery over urban areas," in *Proceedings of ASPRS 2011 Annual Conference*, 2011.
- [8] G. Chen, G. J. Hay, L. M. Carvalho, and M. A. Wulder, "Object-based change detection," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 33, no. 14, pp. 4434–4457, 2012.
- [9] B. Desclée, P. Bogaert, and P. Defourny, "Forest change detection by statistical object-based method," *Remote Sensing of Environment*, vol. 102, no. 1, pp. 1–11, 2006.