

# Exploitation des images satellitaires multi-dates pour l'amélioration de la carte d'occupation des sols et pour le suivi de l'évolution d'un paysage. Application au milieu urbain de la ville d'Alger.

KHEDAM Radja§, BELHADJ-AISSA Aichouche§

§ Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnements (LTIR), Faculté d'Electronique et d'Informatique (FEI), Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene (USTHB). BP. 32, El Alia, Bab Ezzouar, 16111, Alger, Algérie. Téléphone : +213(21)247950, poste 806, Télécopieur : +213(21)247187. [radjakhedam@lycos.com](mailto:radjakhedam@lycos.com), [h.belhadj@lycos.com](mailto:h.belhadj@lycos.com)

Mots-clés : classification, fusion, multi dates, contexte spatio-temporel, champs aléatoires de Markov.

## Introduction

Une politique de gestion de l'environnement suppose une bonne connaissance de l'occupation des sols et de son évolution. Les pressions naturelles ou anthropiques qui s'exercent sur l'environnement se traduisent par des modifications de l'occupation du sol (urbanisation, industrialisation, etc.) entraînant la disparition des espaces naturels. La rapidité des transformations et l'ampleur des changements que connaît l'espace et qui sont le fait de plusieurs acteurs aux logiques parfois différentes, requièrent de nos jours une plus grande maîtrise de l'information. L'éventail des possibilités offertes par la télédétection dans ce domaine est extrêmement riche, notamment grâce à la périodicité de l'acquisition des données. Dans ce travail, nous proposons l'exploitation des images satellitaires multi dates (1997, 2001) et multi capteurs (HRV1 de SPOT-1, ETM+ de LANDSAT-7) couvrant le milieu urbain et périurbain de la ville d'Alger (voir figures 1 et 2) afin de réaliser deux objectifs distincts : d'abord, améliorer la cartographie des thèmes au sol en 2001, ensuite, analyser l'évolution de ces thèmes à partir de 1997 jusqu'en 2001. Avec la méthodologie de fusion/classification contextuelle multi temporelle que nous avons adoptée et qui est basée sur la modélisation markovienne, une carte d'occupation des sols à n'importe quelle date entre 1997 et 2001 peut être générée en absence des données en cette date bien précise, ce qui nous permet de s'affranchir des contraintes liées à l'acquisition des données. Les cartes obtenues sont évaluées en calculant le paramètre statistique Kappa.

## Méthodologie adoptée

L'utilisation conjointe d'images multi capteurs et multi dates pour la réalisation de cartographies thématiques, nécessite le recours à une méthodologie de fusion et de classification de données. Nous nous sommes intéressés à une méthodologie probabiliste bayésienne basée sur l'approche d'estimation MAP (Maximum a posteriori) associée à la modélisation par les champs aléatoires de Markov. Proposée initialement par Schistad (Schistad et al., 1996), cette méthode permet de considérer la contrainte temporelle pour retrouver le stade phénologique des cultures. Cependant, elle peut être aussi généralisée pour générer des cartes représentant l'évolution temporelle de tous les thèmes de la zone d'étude.

Disposant d'un champ d'observations multi dates  $X^t = (X^l, l \leq t)$ , et d'un champ d'étiquettes  $W^t = (W^l, l \leq t)$ , le but recherché est une estimation récursive des configurations  $W^t$  en se basant sur les observations  $X^t$ . Ainsi, il est question de maximiser la probabilité a

posteriori multi dates globale  $P(\mathbf{W}^t / \mathbf{X}^t)$ . En adoptant le formalisme de Markov-Gibbs et en posant à plusieurs niveaux, l'hypothèse d'indépendance des probabilités conditionnelles et l'hypothèse de la markovianité du champ des étiquettes, la probabilité à maximiser devient équivalente à une fonction d'énergie globale dont la minimisation pose un problème d'optimisation combinatoire. En appliquant un algorithme d'optimisation approprié, l'estimation récursive de la configuration globale  $\mathbf{W}^t$  se ramène à une estimation récursive locale de la classe  $w_s^{t*}$  en chaque site  $s$  de l'image. Il est donc, question de minimiser la fonction d'énergie locale  $U(w_i^t / \underline{x}_s^t)$  par rapport à chaque classe  $w_i$  appartenant à l'ensemble des classes, telle que :

$$U(w_i^t / \underline{x}_s^t) = U_r(\underline{x}_s^t / w_i^t) + U_{sp}(w_s^t / w_r^t, r \in W_{V_s^t}) + U_{temp}(w_s^t / w_u^{t-1}, u \in W_{V_s^{t-1}})$$

où le premier terme est une énergie radiométrique supposée gaussienne (dans le cas des images optiques), le deuxième terme est une énergie contextuelle formalisée par un modèle adéquat (par exemple, le modèle de Potts) et où la contribution du voisinage spatial est pondérée par un facteur  $b_{sp}$ , quant au dernier terme, c'est une énergie temporelle estimée dans le voisinage spatio-temporel par une probabilité de transition locale des étiquettes entre la date  $t-1$  et la date  $t$  (voir figure 3) et où les transitions sont pondérées par un facteur  $b_{temp}$ . Des valeurs faibles de  $b_{temp}$  négligent les changements survenus et les transitions enregistrées viennent appuyer le résultat courant (en 2001). Il s'agit, donc, d'une caractérisation des structures permanentes. Par contre, des valeurs élevées de  $b_{temp}$  révèlent ces changements et permettent ainsi, de générer des cartes intermédiaires entre 1997 et 2001.

## Résultats et commentaires

Les changements survenus entre 1997 et 2001 sont modélisés à travers une matrice de changements globale (voir tableau 1) dans laquelle nous avons considéré quatre classes : l'urbain dense (UD), le sol nu (SN), l'urbain moins dense (UMD), et la végétation (V). Cette matrice, calculée à partir des classifications bayésiennes de 1997 et 2001 (voir figures 4 et 5), n'est pas diagonale, ce qui traduit une dynamique importante du paysage entre les deux dates considérées. Cette dynamique qui est en concordance avec les changements réels survenus dans cette région, est suivie grâce à notre modèle. Nous avons fixé  $b_{sp}$  à 0.08 et fait varier  $b_{temp}$  de 0 à 20. Chaque valeur génère une carte qui est évaluée par rapport aux bases de contrôle disponibles (voir figure 6). Ainsi, la carte courante est améliorée de 11% et des cartes illustrant l'évolution temporelle des différents thèmes sont obtenues.

## Conclusion

Pour appréhender l'évolution d'un paysage au travers d'images satellitaires, il est nécessaire de disposer d'une méthode permettant, aux échelles de temps de l'étude, 1) de s'affranchir des contraintes techniques liées à l'acquisition des données, 2) de caractériser les structures permanentes et 3) de révéler les changements de l'occupation du sol. La méthode proposée répond à ces trois objectifs avec la mise en évidence de la spécificité de cette partie de l'algérois qui a été sous la pression de l'urbanisation anarchique, notamment au niveau des villes de Bab Ezzour et Hamiz (situées au nord de l'aéroport). Cependant, sachant que  $b_{temp} = 0$  correspond à la date courante (2001), il serait intéressant d'associer à chaque valeur de  $b_{temp}$  une date bien précise comprise entre les deux dates initiales et c'est le travail sur lequel nous nous attelons actuellement.

## Bibliographie

SCHISTAD SOLBERG, A. H., TAXT, T. and JAIN, A. K., 1996, A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, no. 1, 100-113.

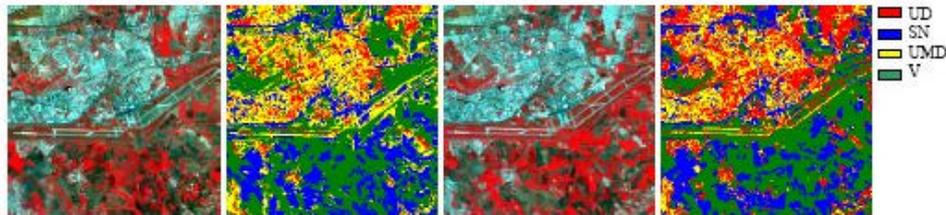


Figure 1. Composition colorée de l'image HRV corrigée et superposable à ETM+

Figure 4. Classification bayésienne de l'image HRV (kappa=78%)

Figure 2. Composition colorée de l'image ETM+ corrigée

Figure 5. Classification bayésienne de l'image ETM+ (kappa=71%)

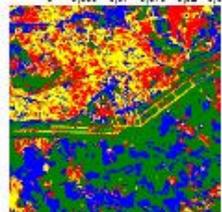
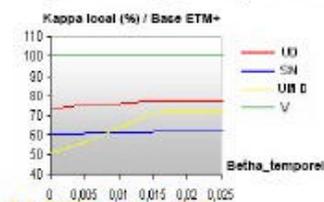
UD  
SN  
UMD  
V

Voisinage $W_{r_i}^{t-1}$			Voisinage $W_{r_i}^t$		
$W_u$	$W_u$	$W_u$	$W_r$	$W_r$	$W_r$
$W_u$	$W_v$	$W_u$	$W_r$	$W_r$	$W_r$
$W_u$	$W_u$	$W_u$	$W_r$	$W_r$	$W_r$

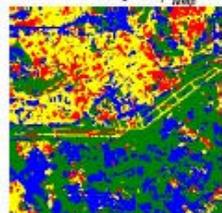
Image récente (classification ETM+)	Image référence (Classification HRV)			
	UD	SN	UMD	V
UD	0.25	0.09	0.39	0.27
SN	0.03	0.46	0.17	0.34
UMD	0.16	0.17	0.53	0.14
V	0.01	0.25	0.12	0.62

Tableau 1. Matrice de changements de l'image récente (ETM+) par rapport à la carte de référence (HRV)

Figure 3. Voisinage spatio-temporel du site s

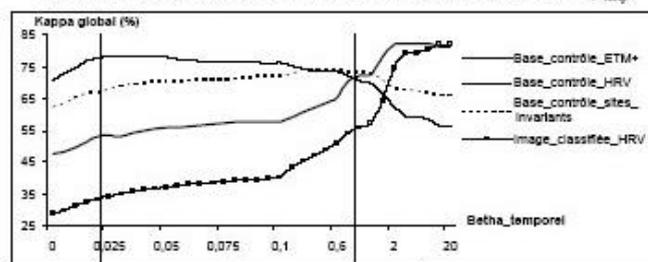


Amélioration de la classification ETM+ (kappa=82%), notamment de la classe UMD pour  $\beta_{temp} = 0.02$



Classification pour  $\beta_{temp} = 0.1$ . dégradation de (UD) au profit de (UMD)

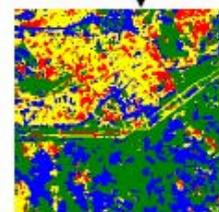
Figure 6. Evolution du Kappa global de la classification multi-dates en fonction de  $\beta_{temp}$



Changements faibles Amélioration de la classification courante (ETM+)  
Changements significatifs Dégradation de la classification courante (ETM+) et évolution vers la classification précédente (HRV)  
Changements très significatifs Dégradation de la classification courante (ETM+) et évolution rapide vers la classification précédente (HRV)

2001

1997



Classification pour  $\beta_{temp} = 1$ . dégradation de (V) au profit des autres classes et retour à l'état de surface en 1997.