EXTRACTION DE ROUTES PAR CLASSIFICATION SUPERVISÉE ET PAR RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS À PARTIR D'IMAGE SPOT : CAS D'UNE VILLE OASIENNE (ALGÉRIE)

BENKOUIDER Fatiha[1*], HAMAMI Latifa[2], ABDELLAOUI Abdelkader[3] et SALMON Marc[4]

[1]Département d'Électronique, Faculté de Technologie, Université Ammar Telidji de Laghouat, BP G 37, Route de Ghardaïa, 03000 Laghouat, Algérie, Téléphone : (213) 29 90 55 83, f_benkouider@yahoo.fr*
[2]Département d'Électronique, École Nationale Polytechnique d'Alger, BP 182, El Harrach, 16200, Alger, Algérie, Téléphone(213) 21 52 53 01/03, latifa.hamami@enp.edu.dz
[3]Lab'Urba, Université Paris Est Créteil (UPEC), 61, avenue du Général de Gaulle, 94010 Créteil, France, Téléphone(33) 1 45 17 11 34, abdellaoui@univ-paris12.fr
[4] Marc SALMON, Laboratoire de Géomorphologie et Télédétection; Département de Géographie, Université de Liège, Allée du 6 Août, 2 – Bât. B11, B-4000 Liège, msalmon@ulg.ac.be

Soumis le 10 avril 2011 ; accepté le 24 mars 2012 - © *Revue Télédétection*, 2012, vol. 11, n° 1, pp. 237-249

Résumé

L'apparition des images satellitaires à très haute résolution spatiale (THRS) constitue une révolution dans les études urbaines. Cependant les images de résolution (haute et moyenne continuent à être utilisées pour l'étude de l'évolution du paysage urbain, constituant ainsi une alternative intéressante à l'absence de données cartographiques. L'objectif de la présente étude est d'identifier les voies de communication à partir d'une image THR de SPOT (XS, du 26 mars 2007 à 10 mètres de résolution) par deux approches: 1) la classification dirigée: l'identification correcte est de 90 % sur la zone de vérification et la qualité de la classification atteint 85% ; le résultat est amélioré par morphologie mathématique et vectorisé par la transformée de Hough; 2) Une approche par réseaux de neurones multicouches avec l'algorithme de rétro propagation et une nouvelle structure du vecteur d'entrée. Les données d'apprentissage sont basées sur les caractéristiques spectrales de l'image THR de SPOT ; une fenêtre de dimension (3×3) pour chacune des composantes R, V et B de la composition colorée obtenue à partir des canaux XS1, XS2 et XS3 de l'image multi spectrale constitue l'entrée du réseau neuronal ; sa sortie est codée par 'un' si le pixel central de la fenêtre correspond à une route et par 'zéro' si le pixel central correspond au fond de l'image ; cette méthode donne un résultat avec une erreur quadratique moyenne (EQM) inférieur à 0.03.

Mots-clés : Images satellitaires ; réseau routier ; classification; Morphologie Mathématique; Transformée de Hough; Réseau de Neurones Artificiels

EXTRACTION OF ROADS BY SUPERVISED CLASSIFICATION AND BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FROM SPOT IMAGE: CASE OF AN OASIAN CITY (ALGERIA)

Abstract

The apparition of satellite imagery at very high spatial resolution (VHSR) constitutes a revolution in urban studies. However the images of high and medium resolution continue to be used for the study of urban landscape change, so constituting an interesting alternative to the lack of cartographic data. The objective of the present study is to identify lines of roadways from an VHR SPOT image (XS, of 26th March 2007 at 10 meter resolution) by two approaches: 1) supervised classification: the identification correct is 90% on the zone of check and the quality of the classification reaches 85%; the result is improved by mathematical morphology and vectorized by the Hough transform, 2) An approach by multilayer neural networks with back- propagation algorithm and a new structure of the input vector. The training data are based on the spectral characteristics of the HVR SPOT image. A window size (3×3) for each component R, G and B colour composite obtained from channels XS1, XS2 and XS3 of multi-spectral image constitutes the input of the neural network; its output is encoded by 'one' if the central pixel of the window corresponds to a road and 'zero' if the central pixel does not correspond to a road; this method gives a result with a mean square error (MSE) lower than 0.03.

Keywords : satellite imagery, road network, classification, mathematical morphology, Hough transform, artificial neural networks.

1. INTRODUCTION

Les voies de communications sont des éléments structurants de l'espace urbain. L'étude de l'évolution du réseau routier permet alors d'analyser son rythme d'extension. Dans les pays en développement où la couverture cartographique conventionnelle est limitée, voire souvent inexistante, l'imagerie satellitale apparait comme le seul moyen de suivre, de tenter de comprendre la croissance rapide des zones urbaines et enfin de prévoir un étalement futur sur le territoire. L'extraction des routes à partir des images satellitaires a fait l'objet de nombreuses recherches depuis plus de vingt ans. Les premiers travaux sur la détection des routes utilisent des opérateurs spécifiques qui mesurent pour chaque pixel son degré d'appartenance à une route par le calcul de son voisinage tel que l'opérateur DUDA décrit par Fisher *et al.*, (1981). Une autre version améliorée de cet opérateur a été proposée par Roux *et al.*, (1992). Shen et Castan (1992) utilisent le filtre exponentiel à dimension infinie (ISEF) pour extraire les profils de type 'toit' et 'Vallée' dans les images satellitaires (Castan *et al.* 1990; Shen et Castan, 1992). Certain travaux (Airault et Jamet, 1994; Ruskone, 1996) considèrent l'analyse de la variance longitudinale de la route ; ce type de méthode fonctionne pour des routes à radiométrie homogène et à bon contraste avec l'environnement ; or les routes n'ont pas une radiométrie toujours homogène surtout dans un milieu urbain. Fisher *et al.* (1981) utilisent une méthode de programmation dynamique pour l'extraction des routes. La morphologie mathématique offre un large éventail d'application dans le domaine de la télédétection; c'est ainsi que Michel Roux (1992) applique l'opérateur Chapeau Haut de Forme (CHF) pour extraire les pics d'intensité dans l'image SPOT; le CHF n'est cependant pas très sélectif et donne des résultats bruités. Zhang *et al*. (1999) utilisent le concept de granulométrie pour l'extraction des routes dans les images haute résolution ; la méthode reste sensible au problème d'occlusion partielle dû à la présence de constructions à proximité de la route ou à l'ombre des arbres qui donne un aspect discontinu de la route. Amini et Sarahyian (2000) montrent que les images satellitaires peuvent être simplifiées en utilisant les opérateurs de la morphologie mathématique et proposent à cet effet deux éléments structurants pour la vectorisation des routes. Xiongcai *et al*. (2006) présentent une approche basée sur la croissance de région par apprentissage machine et l'appliquent à l'extraction automatique des routes à partir des images de télédétection (HRRS). Mena (2003) passe en revue l'état de l'art sur l'extraction de la route pour la mise à jour de SIG à partir des images satellitaires et photographies aériennes ; une synthèse bibliographique de près de 250 références est présentée. Parmi les méthodes semi automatiques, les algorithmes de contours actifs (ou snake) sont utilisés par (Laptev *et al.,* 2000, Marikhu *et al*., 2007); les processus ponctuels marquées qui sont à la base de la géométrie stochastique et les dynamiques MCMC à saut réversible sont appliquées aux images satellitaires et photographies aériennes par (Stoica *et al.*, 2000; Tournaire et Paparoditis, 2009). Les réseaux de neurones multicouches sont appliqués principalement pour des images IKONOS et Quickbird ; ils ont fait l'objet de plusieurs travaux; Mokhtarzade et Zoej (2007) traitent la possibilité d'utilisation des réseaux de neurones pour la détection des routes, dans les images Ikonos et Quickbird respectivement et tentent de retrouver une structure optimale du réseau ; ils améliorent leur résultat en utilisant les clusters flous et les algorithmes génétiques (Mokhtarzade *et al.*, 2006) et une variété de paramètres de texture (Mokhtarzade *et al.*, 2007). Farnood *et al.* (2008) utilisent les réseaux de neurones et un environnement de traitement d'image basé sur la Conception Assistée par Ordinateur (CAO) pour l'extraction et la vectorisation automatique des routes à partir des images satellitaires.

Gilles (2007) étudie récemment la possibilité de disposer d'un espace de représentation de l'image qui soit mieux adaptée en vue de faire la détection. Il propose d'utiliser l'espace de textures basé sur les méthodes de décomposition d'image et montre que la composante texture permet de rehausser les objets filiformes. La décomposition sera alors utilisée comme prétraitement avant l'application d'un algorithme de détection (Gilles et Mayer, 2010)

Pour notre part, nous souhaitons suivre l'évolution de l'espace urbain de Laghouat (Algérie) à partir de son réseau de voies de communications. Dans la présente étude, nous nous intéressons plus particulièrement à l'extraction des routes sur une fenêtre de l'image SPOT du 26 mars 2007 obtenue dans le cadre du projet de coopération entre l'Université de Liège (Belgique) et l'Université de M'Sila (Algérie). Nous utilisons pour cela deux approches : 1) une classification dirigée par maximum de vraisemblance utilisant les trois canaux (XS1, XS2 et XS3) de l'image Spot; l'identification correcte des voies de communication sur la zone de vérification est de 90 % et la qualité de la classification atteint 85 %. Pour des fins cartographiques le résultat est encore amélioré par morphologie mathématique et vectorisé par la transformée de Hough 2) Les réseaux de neurones multicouches avec l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur ; les données d'apprentissage sont basées sur les caractéristiques spectrales de l'image XS de SPOT. Nous proposons une nouvelle architecture du vecteur d'entrée: une fenêtre de dimension (3X3) pour chacune des composantes R (Rouge), V (Vert) et B (Bleu) de la composition colorée en fausses couleurs constitue un vecteur d'entrée de dimension (27) du réseau neuronal. La sortie étant codée par '1' si le pixel central de la fenêtre correspond à une route et par '0' si le pixel central ne correspond pas à une route. Cette méthode donne un résultat avec une erreur quadratique moyenne (EQM) inférieure à 0.036. La contribution de la deuxième composante principale issue d'une Analyse en Composantes Principales (ACP) de l'image SPOT, permet d'augmenter le vecteur de données d'une unité et donne un résultat plus précis.

2. DESCRIPTION DE LA ZONE D'ÉTUDE

2.1. Localisation

La ville de Laghouat est le chef-lieu de la Wilaya de Laghouat depuis le découpage administratif de 1977. Elle occupe une position stratégique en tant que ville relai, entre le Nord et le Sud et représentant le point de convergence des anciens parcours de caravanes. Elle est située à 400 km au sud d'Alger et à une altitude moyenne de 751 m. Elle se développe de l'Est à l'Ouest sur trois collines, sorte d'arête rocheuse entre une plaine au nord et une daya au sud sur le lit de l'Oued Djedi; elle est limitée au Nord par l'oued M'zi et à l'Ouest par le djebel Lahmar (voir Figure 1).

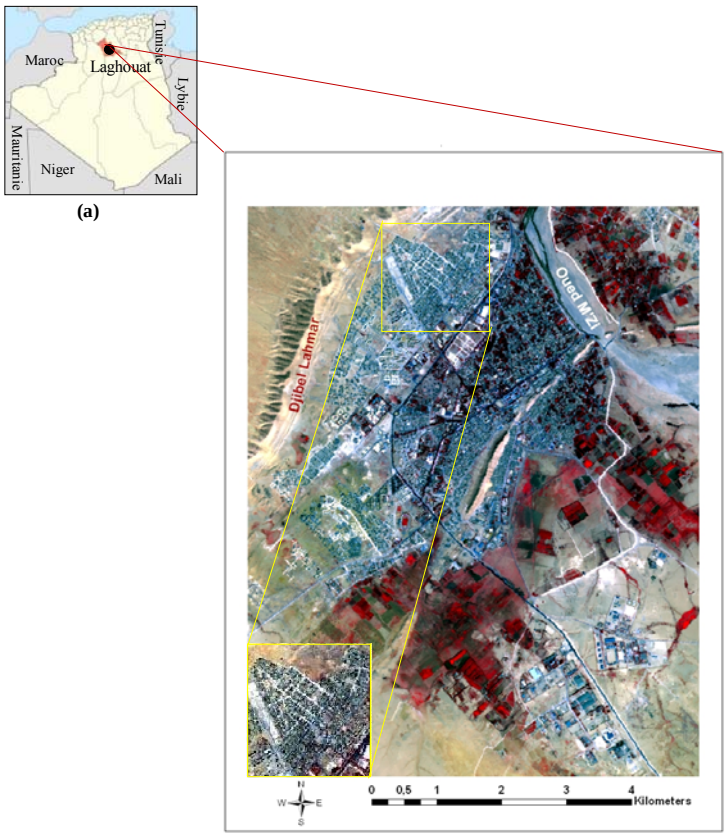


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude: (a) Position géographique. (b) Extrait de l'image HRV de SPOT de Laghouat (mars 2007). *Location of study area: (a) Geographic position; (b) Section of the HVR SPOT of Laghouat (March , 2007).*

2.2. Présentation

Notre zone d'apprentissage concerne la cité « Oasis Nord » située au Nord-Ouest de la ville de Laghouat (zone d'extension de la ville, programmée suite au P.U.D. 1976). Elle regroupe les habitats individuels qui s'étendent aux flancs de Djebel Lahmar. Les constructions, d'apparence souvent inachevée, sont en parpaing donnant un aspect bleu grisâtre sur l'image Spot; les autres constructions en stade final sont généralement de couleur beige ou marron, couleur des villes sahariennes ressemblant à la couleur du sol. Les rues sont de largeur moyenne (10 mètres pour les routes vêtues). Une vue globale du quartier Oasis nord est représentée par la figure 2.



Figure 2 : Vue globale de la cité Oasis Nord. *Overview of the Oasis North city*

2.3. Le réseau routier

La réponse radiométrique des pixels le long d'un axe perpendiculaire au tracé d'une route distingue les routes vêtues et non vêtues. Ce profil est ainsi de type « toit », traduisant une surface claire (valeur radiométrique élevée), pour une route non vêtue ou « vallée », traduisant une surface sombre (valeur radiométrique faible) pour une route vêtue. La figure 3a montre les axes de lecture de la réponse radiométrique sur deux routes (vêtue et non vêtue). Les figures 3b et 3c montrent respectivement les profils « toit » et « vallée ».

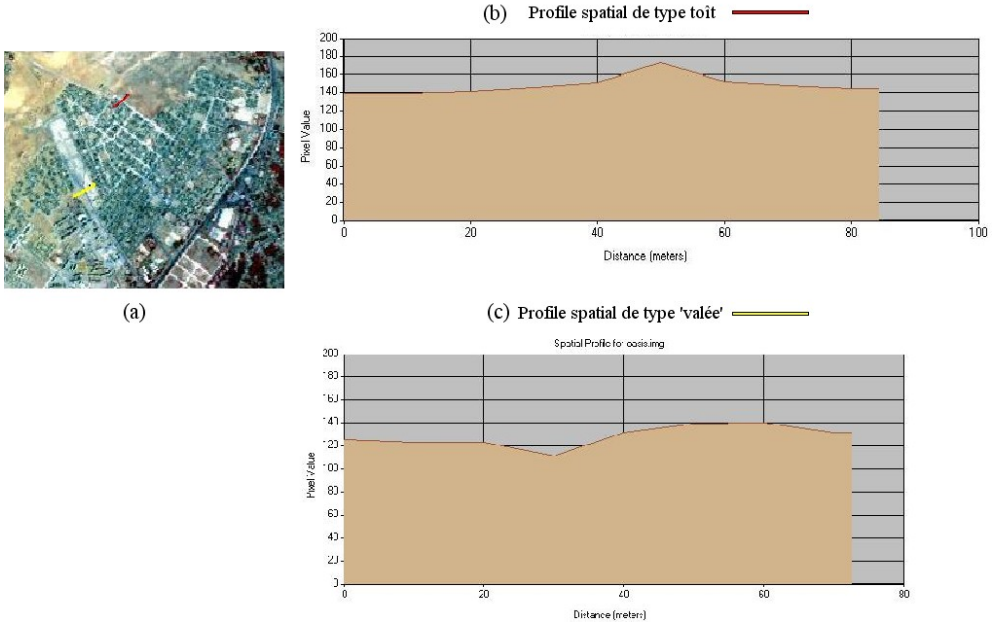
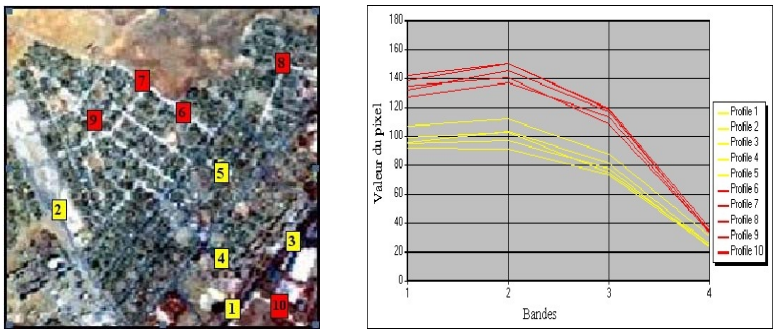


Figure 3 : Types de profiles. *Types of profile*

La figure 4a nous montre que les deux classes (routes vêtues, routes non vêtues) sont très homogènes sur le canal 4 et sont beaucoup plus hétérogènes sur le canal 1 ; cet effet est accentué pour les routes vêtues. Par ailleurs, nous devons noter une confusion de réponses entre les routes vêtues et le bâti. Les images de la figure 4b illustrent l'aspect des routes vêtues de couleur « sombre » (4 et 5) et non vêtues (6 et 7) d'apparence plus claire.



(a)



(b)

Figure 4 : (a) Différents profils spectrales pour les classes routes (vêtue et non vêtue) ; (b) Photos de quelques routes sur la zone d'étude. *(a) Different spectral responses for the road classes (paved and not paved); (b) Some photos of roads in the study area.*

3. OUTILS ET MÉTHODES

3.1. Présentation de l'image utilisée

L'image utilisée est une image du satellite SPOT5 (26 mars 2007) de 10 mètre de résolution couvrant la zone de Laghouat (Algérie), obtenue dans le cadre du projet de coopération entre l'Université de Liège (laboratoire de géomorphologie ; professeur A. Ozer) et l'Université de M'sila (Algérie) et financé par la Communauté Francophone de Wallonie. Le capteur HRVIR fournit quatre bandes spectrales :

- La bande XS1 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.5 et 0.59 µm (bande d'absorption du vert)
- La bande XS2 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.61 et 0.68 µm (bande d'absorption du rouge)
- La bande XS3 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.78 et 0.89 µm (bande proche infrarouge du rouge)
- La bande XS4 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 1.58 et 1.75 µm (moyen infra rouge) pour répondre aux besoins spécifiques de la végétation.

3.2. Méthodes

Plusieurs travaux montrent que l'environnement urbain peut être analysé avec succès à l'aide d'images à haute résolution spatiale (Aplin *et al.*, 1999 ; Puissant et Weber, 2002 ; Benblidia *et al.*, 2006). Or, la majorité des études utilisant la télédétection spatiale reste limitée pour distinguer certaines structures urbaines anthropogéniques. Ces dernières ont des réflectance similaires tels les bâtiments et les routes. Certaines études montrent l'importance d'intégrer l'information spatiale comme la texture et s'orientent principalement vers la détection des voiries urbaines et des bâtiments (Martinez *et al.*, 2006).

Pour extraire les routes et le bâti dans le cadre du présent travail, nous avons utilisé deux catégories d'algorithmes : la classification dirigée associée à la morphologie mathématique et les réseaux de neurones artificiels.

3.2.1. Classification dirigée par maximum de vrai semblance(MV)

Pour permettre le suivi et l'analyse de l'occupation de sol par imagerie satellitaire, il est nécessaire d'identifier les différents types du paysage urbain. Il s'agit donc d'extraire les informations spectrales permettant d'aboutir à un partitionnement de l'image en régions représentant un type particulier d'occupation de sol et à faire correspondre à un ensemble de caractéristiques radiométriques, observées sur les images, une réalité thématique.

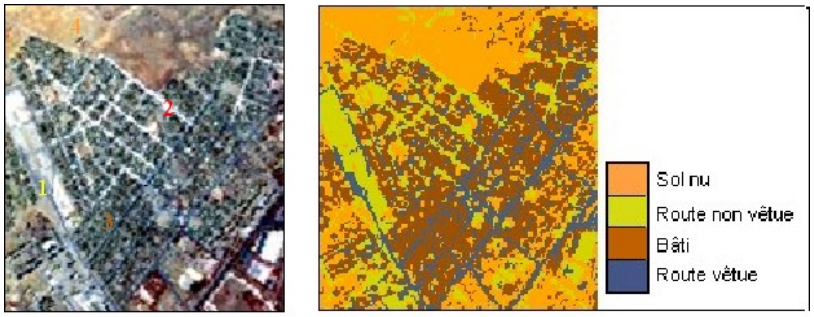
Le principe de la classification dirigée est d'affecter chaque point à une classe choisie parmi une collection de classes possibles. Le nombre de classes et les règles d'appartenance sont fixées au départ.

L'algorithme de maximum de vrai semblance (MV) découle de la théorie de la probabilité et du théorème de Bayes. Le principe de la classification bayésienne est de segmenter l'image par le calcul de probabilités d'appartenance à une région donnée pour chaque pixel de l'image. Le calcul des deux paramètres (moyenne et variance) pour chaque classe permet d'estimer la probabilité d'appartenance de chaque pixel pour chacune des classe; la probabilité la plus forte est choisie en supposons l'hypothèse d'une distribution gaussienne.

Parmi les avantages de cet algorithme nous signalons : la maîtrise de la base théorique, la facilité de mise en œuvre et son application à différents types d'occupation du sol. L'algorithme consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble de la dynamique des classes à discriminer (optimum bayésien).

Dans notre cas, nous effectuons une classification dirigée par maximum de vraisemblance (faite sur les quatre bandes de l'image SPOT 2007) en trois étapes :

- Définition des zones d'apprentissage : il s'agit de régions de l'image jugées représentatives d'une certaine classe.
- Phase d'apprentissage : elle consiste, pour une classe donnée, à rassembler des pixels situés dans ses zones d'apprentissage, et d'étudier la répartition de leurs vecteurs associés dans l'espace des états ; ces pixels sont idéalement situés dans la même zone de l'espace
- La classification : La classification est le problème inverse de l'apprentissage. Le classifieur utilise l'information issue de l'apprentissage pour affecter chaque point de l'image une catégorie ou classe.



(a) (b)

Figure 5 : Résultat de la classification supervisée; (a) Extrait de l'image Spot XS (2007) de Laghouat ; (b) Image classifiée.
Result of supervised classification; (a) Section of the SPOT XS (2007) of Laghouat; (b) Classified image.

Le choix de 16 sites d'entraînement (figure 5a) regroupés en quatre classes (route vêtue, route non vêtue, bâti et sol nu) utilisé dans la classification par maximum de vraisemblance nous a permis d'obtenir la matrice de confusion pour les quatre classes considérées en tenant compte de l'information spectrale avec une précision globale des pixels correctement classés égale à 85% et un coefficient Kappa égal à 0.80.

La matrice de confusion permet de calculer une gamme de mesures décrivant la précision de l'image classifiée par rapport à l'image de référence. Le coefficient de Kappa, par contre s'effectue à partir d'une appréciation visuelle suivie d'une évaluation statistique à travers le calcul d'une matrice de confusion établie entre la vérité de terrain et les différentes classifications. A partir de cette matrice, on calcule le paramètre statistique "Kappa" qui est un indicateur de la précision globale (Congalton, 1991)

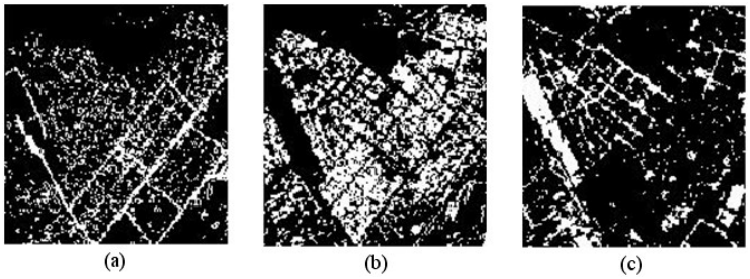
Soit X_{ij} les éléments de la matrice de confusion, X_{i+} la somme totale des éléments en lignes, X_{+i} la somme totale des éléments en colonnes, X_{ii} les éléments diagonaux, N le nombre total des pixels de la matrice et M le nombre des classes considérées. Le Kappa est donné par l'expression suivante :

$$\widehat{K} = \frac{N\sum_{i=1}^{M} X_{ii} - \sum_{i=1}^{M}(X_{i+} \times X_{j+})}{N^2 - \sum_{i=1}^{M}(X_{i+} \times X_{j+})} \qquad (1)$$

Dans le tableau 1, nous pouvons observer les valeurs correspondant à la matrice de confusion correspondant à l'image SPOT avec quatre classes bien représentées. La précision globale, en tenant compte uniquement de l'information spectrale, est de l'ordre de 85%. La valeur du Kappa est de 0.80 signifiant que 80% du résultat de la classification n'est pas dû au hasard. On remarque que des confusions apparaissent entre les classes « bâti » et « route vêtue », d'une part et entre les classes « bâti » et « sol nu » d'autre part. Cette confusion résulte principalement de la réponse spectrale du bâti correspondant au type de matériaux de construction utilisé. Par contre nous pouvons remarquer que les routes non vêtues et le sol nu sont bien classés avec un Kappa supérieur à 86%.

Classification MV et morphologie mathématique

Pour une exploitation plus fine du résultat de la classification, nous avons séparé les trois classes (classe route vêtue (figure 6a), classe bâti (figure 6b) et classe route non vêtue (figure 6c) du reste des classes (figure 5b) de la manière suivante: on regroupe les trois classes (sol nu, route non vêtue et bâti) dans une seule classe dite 'non route' à laquelle nous affectons la valeur '0'; la valeur '1'sera affectée à la classe « route ». Dans cette partie, nous nous intéressons à l'extraction des routes vêtues et du bâti.

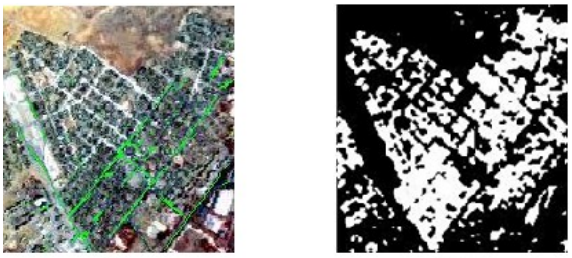


(a) (b) (c)

Figure 6 : Séparation des classes; (a) classe route vêtue, (b) Classe bâti, (c) Classe route non vêtu.
Separation of classes; (a) Paved road class; (b) Built class; (c) Unpaved road class.

Nous avons appliqué l'algorithme 'Chapeau Haut de Forme (CHF)' à la classe « route vêtue »; nous avons complété par des opérations de nettoyage de la morphologie mathématique appliquées successivement jusqu'à la stabilité permettant ainsi de réduire le bruit de l'image. Pour ne considérer que les tronçons de routes de longueur significative (longueur

max = 6 pixels), nous avons appliqué la transformée de Hough (Shalaby et Tateishi, 2007 ; Desolneux *et al.*, 2000) qui est également utilisé pour la détection de structures et de courbes paramétriques ou non paramétriques dans les images, ainsi que dans les problèmes de reconnaissance d'objets de forme prédéfinie. Le résultat de ces combinaisons de méthodes est présenté par la figure 7a.



(a) (b)

Figure 7 : Extraction des routes et du bâti ; (a) Routes extraites ; (b) Emprise du bâti.
Extraction of roads and built; (a) Extracted road; (b) Built area

À la suite de la classification de l'image, certains pixels mal classés donnent un aspect « sel et poivre ». Parmi les méthodes d'affinement des résultats de classification les plus simples, le filtre modal, appelé également le filtre majoritaire est l'un des traitements couramment utilisés (Azerzaq *et al.*, 1997). Ce filtre reclassifie le pixel central mobile en fonction des autres pixels de la fenêtre. L'application de ce filtre sur l'image classifiée avec un certain seuil permet de supprimer les pixels isolés (mal classés) et d'améliorer ainsi la qualité de la classification. Dans notre cas, nous avons appliqué à la figure 6b un filtre majoritaire précédé d'une dilation morphologique pour l'extraction de l'emprise du bâti, voir la figure 7b.

Tableau 1. **:** Matrice de confusion correspondante à la classification par MV de l'image SPOT XS.
Confusion matrix corresponding to the ML classification of the XS SPOT image.

Données classifiées	Route vêtue	Bâti	Route non vêtue	Sol nu	Précision de production	Précision de l'utilisateur	Kappa
Route vêtue	8	1	0	1	80.00%	70%	0.73
Bâti	2	7	0	1	77.78%	80%	0.63
Route non vêtue	0	0	10	0	100%	100%	1.00
Sol nu	0	1	0	9	81.82	90%	0.86
Total	10	9	10	11			

3.2.2. Extraction de routes par réseaux de neurones artificiels

Principe des réseaux de neurones artificiels

Apparu en 1985, les réseaux multicouches sont aujourd'hui les modèles les plus employés pour les problèmes de reconnaissance et de contrôle. Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique en ajustant les valeurs des connexions (ou poids) entre les éléments (neurones). En général, l'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que, pour une entrée particulière présentée au réseau, corresponde une cible spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (ou sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde (au mieux) à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dit supervisé un nombre conséquent pair d'entrée/sortie (figure 8).

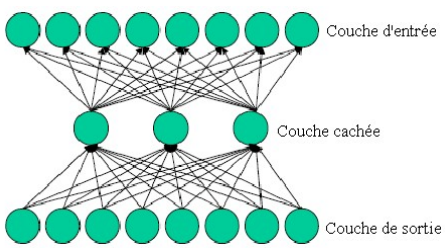


Figure 8 : Topologie du réseau de neurones artificiel. *Topology of the artificial neural network*

L'algorithme de rétro propagation est l'algorithme d'apprentissage le plus connu ; il a été créé par Rumelhart et Parker dans les années 80 généralisant la loi d'apprentissage de Widrow-Hoff à des réseaux de neurones multicouches constitués de fonctions de transfert continues différentiables (Rumelhart *et al.*, 1986, Parker, 1985). C'est un algorithme de décente du gradient itératif permettant de minimiser la fonction d'erreur. Les vecteurs d'entrées et les vecteurs cibles correspondants sont utilisés pour apprendre le réseau. La fonction d'erreur E est donnée par l'équation suivante:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N}\left(D_j - O_j\right)^2 \qquad (2)$$

D_j et O_j représentent respectivement la sortie désirée et la sortie du neurone *j* dans la couche de sortie ; *N* représente le nombre de neurones dans la couche de sortie. Pour éviter les problèmes liés à une stabilisation dans un minimum local, on ajoute un terme 'inertie. Celui-ci permet de sortir des minimums locaux dans la mesure du possible et de poursuivre la descente de la fonction d'erreur. À chaque itération, le changement de poids conserve les informations des changements précédents. Cet effet de mémoirepermet d'éviter les oscillations et accélère l'optimisation du réseau. Le changement des poids avec inertie au temps*t* se traduit par :

$$\begin{cases} \Delta w_{i,j} = -\eta \dfrac{\partial E}{\partial w_{i,j}} \\ \Delta w_{i,j}(t+1) = \Delta w_{i,j} + \alpha \Delta w_{i,j}(t) \end{cases} \qquad (3)$$

Dans cette équation, w_{ij} est la valeur de la connexion « poids » entre le neurone i et le neurone j ; η est une constante positive appelée le taux d'apprentissage qui contrôle la quantité d'ajustement ; α le momentum dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1 est aussi appelé par le facteur de lisage ou de stabilisation et 't' est le nombre d'itération.

Architecture du réseau de neurones

Nous utilisons une composition colorée « fausses couleurs » à partir des trois canaux (XS1, XS2, XS3) de l'image HVR de SPOT. Dans cette composition on affecte les couleurs : rouge, vert et bleu respectivement aux canaux PIR (Proche Infra Rouge), rouge et vert (tableau 2).

Tableau 2. **:** Composition colorée. *Color composite*

Nom du canal	Longueur d'onde (µm)	Plan de stockage dans la composition colorée standard
XS3	0.78 à 0.89	Rouge
XS2	0.61 à 0.68	Vert
XS1	0.50 à 0.59	Bleu

Nous choisissons pour l'entrée du réseau neuronal trois matrices de dimension (3×3) représentant les informations spectrales normalisées, dont l'élément central est codé en sortie soit à '1' si le pixel appartient à la route, et à '0' si le pixel n'appartient pas à la route. La couche d'entrée est composé de 27 neurones représentant respectivement les 9 pixels voisins dans l'image R (rouge=canal XS3), les 9 pixels voisins dans l'image V (vert=XS2) et les 9 pixels voisins dans l'image B (XS1). La figure 9 illustre l'architecture du réseau neuronal proposé comportant une seule couche cachée de 20 neurones. Ce choix est motivé par la propriété d'homogénéité des routes dans les images satellitaires à haute résolution et confirme que tous les neurones vont contribuer à la génération du vecteur d'entrée. Il a été fixé après plusieurs tests donnant la plus faible erreur quadratique. Nous alimentons notre réseau neuronal par une série d'entrées-sorties afin de garantir l'apprentissage.

Codage des données

Le codage de l'information traitée a également une forte influence. Pour s'en convaincre il suffit d'examiner le cas où les données s'étalent sur un intervalle de grande taille (par exemple [0,255]). Dans ce cas, les fonctions d'activation des neurones sont souvent dans leur zone de saturation et l'apprentissage se trouve considérablement ralenti. Il convient donc de ramener les entrées dans un intervalle plus réduit [0,1].

Résultat et interprétation

L'algorithme de détection de route par réseaux de neurones présenté utilise les caractéristiques spectrales RVB issus de la composition colorée de l'image satellitaire SPOT5 XS haute résolution. Dans ce type d'images, les routes pourraient être considérées comme des régions homogènes allongées et contrastés. Pour valider ce modèle, une variété de structures de réseau a été mise en œuvre: 1) le choix d'une architecture à plusieurs couches cachées nous a permis de déduire qu'une seule couche cachée est suffisante; 2) le nombre de neurones dans cette seule couche cachée influence la préci-

sion du résultat malgré sa convergence; plusieurs tests nous ont permis de constater qu'un nombre de 20 neurones est suffisant. L'impact de différents paramètres sur la fonctionnalité du réseau a aussi été évalué. Nous avons pu montrer que le choix et la structure des entrées du réseau neuronal multicouche basée principalement sur les caractéristiques spectrales au niveau du pixel et ses voisins influent largement sur la qualité de la sortie (image réseau routier extrait) ; malgré la résolution de l'image (10m), l'erreur (EQM) est de l'ordre de 0,036; elle est de 0,025 lorsque la deuxième composante principale contribue à l'entrée du réseau neuronal.

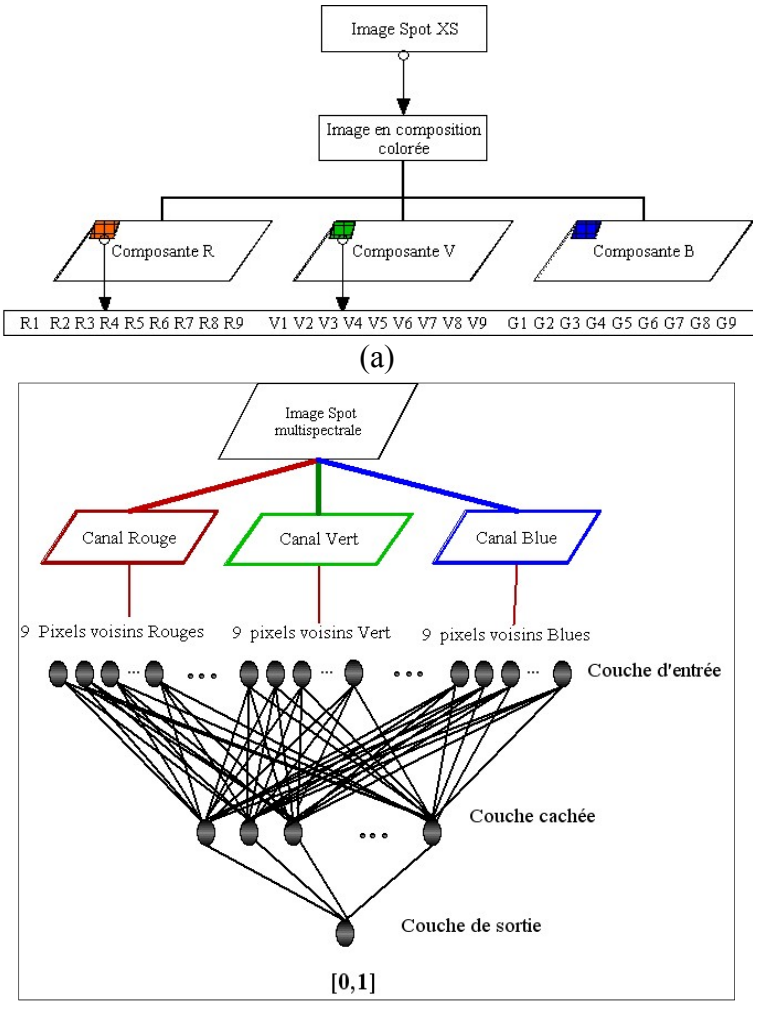


Figure 9 : Architecture du réseau neuronal pour la détection des routes proposées, (a) Structure du vecteur d'entrée ; (b) Architecture du réseau neuronal for road detection. *Architectur of the neural networks for road detection; (a) structur of the input vector; (b) Architectur of the proposed neural networks.*

L'évaluation de la précision de la classification s'effectue à partir de quatre paramètres :

- Le coefficient de Kappa, définie par l'équation (1)
- L'erreur quadratique moyenne (EQM) décrite par l'équation (2),
- Le coefficient de correction du fond CCF (Background Coefficient Correctness ou BCC), représente la moyenne du fond de l'image considéré comme non route extraites par réseau neuronal par apport à l'image de référence produite manuellement.
- Le coefficient de correction de route (Road correctness Coefficient ou RCC) représente la moyenne des routes de l'image extraites par réseau neuronal par apport à l'image de référence produite manuellement..

Tableau 3. : Evaluation des précisions. *Evaluation of the accuracy*

Méthode	MSE	Kappa	BCC	RCC
Maximum de vrai semblances	0.151	0.73	0.61	0.63
RNN avec Entrée RVB	0.036	0.86	0.83	0.82
RNN avec Entrée RV+ACP2	**0.025**	**0.87**	**0.85**	**0.84**

Le tableau 3 montre que:

i. la méthode de classification de maximum de vraisemblance aboutit à une extraction des routes avec une précision moyenne de 80% ; le calcul des BCC et le RCC, considérant les données de références, donne respectivement 0.61 et 0.63.

ii. Les résultats obtenus par la classification par réseaux de neurones avec l'algorithme de rétro propagation, avec un BCC supérieur à 0.83 et un RCC supérieur à 0.82, sont ainsi nettement meilleurs. Le coefficient de Kappa qui était de 0.8 pour la méthode(MV) est porté à 0.86 pour la méthode RNN.

Cette dernière est encore améliorée si l'entrée considérée utilise la composante ACP2 (figure 12) d'une composition colorée de l'image donnant un Kappa de 0.87.

Nous remarquons que le réseau de route extrait par notre méthode présenté sur la figure 11b, contraste bien avec le fond de l'image qui présente un bruit correspondant surement au problème de ressemblance de caractéristique spectrale des routes et quelques bâtis.

Pour pallier à ce problème nous avons appliqué un seuillage suivi d'une ouverture morphologique permettant ainsi de réduire le bruit (Sheeren *et al,.* 2007).

Les différentes étapes de notre méthode sont illustrées en figure 10 et détaillées dans les sections suivantes:

i. Composantes RVB : Les données d'entrée du réseau de neurones sont codées et normalisés en vecteur contenant les trois composantes spectrales(R, V, B) de chaque pixel.

ii. Algorithme RNA : Le réseau de neurones alimenté par l'entrée codée, donne en sortie l'image du réseau routier extrait.

iii. Seuillage : Puisque nous exploitons des opérateurs de la morphologie mathématique binaire, l'image fournie en entrée doit être binarisée. Cette opération constitue la première étape de la méthode. Nous proposons une binarisation classique, par seuillage qui consiste à garder les pixels dont l'intensité est supérieure au seuil fixé. On regroupe donc au sein d'une même classe, des pixels de valeurs comprises dans un intervalle donné de l'histogramme. Le seuil est généralement défini par l'utilisateur en tenant compte des caractéristiques de l'image et en s'assurant que les objets d'intérêts (les routes) sont pris en compte. Cette stratégie de binarisation présente l'avantage d'être simple et rapide à mettre en œuvre. On peut directement décider de l'appartenance d'un pixel au fond ou à l'objet. Cependant, le choix du seuil est une opération délicate. Des parties d'objets d'intérêts peuvent être affectées au fond de l'image si les pixels ont une intensité légèrement inférieure au seuil fixé. Par ailleurs, ce choix n'est généralement pas automatique. Il est laissé à l'utilisateur qui le détermine de manière empirique, dans notre cas le seuil choisi, après plusieurs tests, est calculé à partir de la valeur moyenne des pixels.

iv. Ouverture morphologique: L'image étant binarisée, celle-ci est ensuite filtrée en appliquant une ouverture morphologique avec un élément structurant. La forme et la taille de cet élément structurant est déterminée par l'utilisateur, en fonction des caractéristiques de l'image binarisée (ici un disque de rayon 2). En effet dans les images binaires, une ouverture morphologique permet : d'enlever les pics isolés; de lisser les formes; d'éliminer les composantes connexes plus petites que l'élément structurant et conserve souvent la taille et la forme.

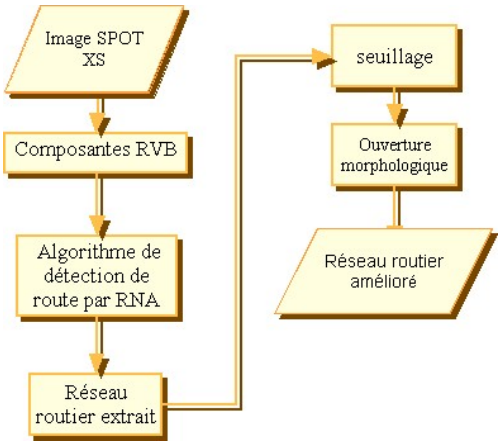


Figure 10 : Algorithme global de d'extraction de route. *Overall algorithm of road extraction.*

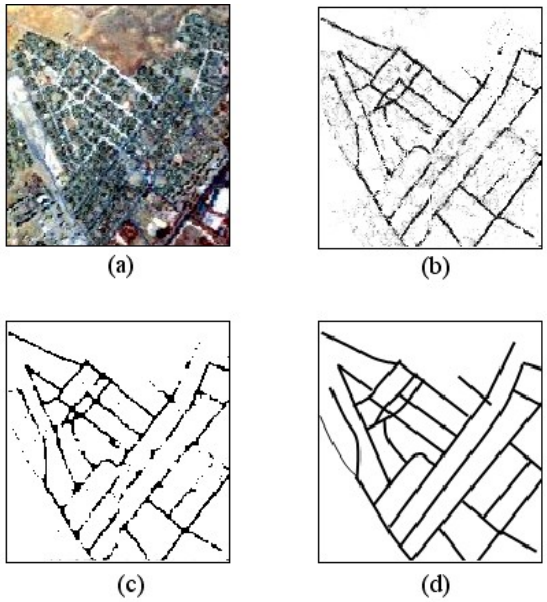


Figure 11 : Réseau routier extrait par Réseau de Neurones Artificiels, Contribution des composantes RGB; (a) Extrait de l'image Spot XS(2007); (b) Réseau routier extrait par RNA; (c) Réseau routier après seuillage et ouverture morphologique; (d) Réseau routier extrait manuellement. *Extracted Road network by Artificial Neural Network; Contribution of the RGB components. (a) Section of the SPOT image (2007) ; (b) Road network extracted by the ANN; (c) Road network after thresholding and morphological opening; (d) Road network manually extracted.*

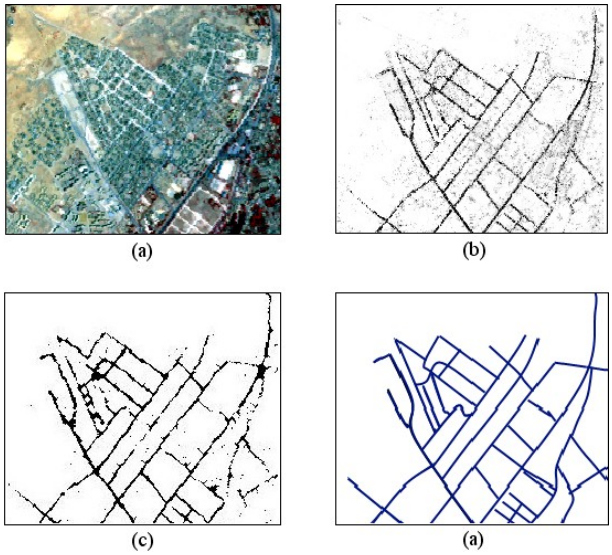


Figure 12 : Réseau routier extrait par Réseau de Neurones Artificiels, Contribution des composantes RGB et la composante ACP2; (a) Extrait de l'image Spot XS(2007); (b) Réseau routier extrait par RNN; (c) Réseau routier après seuillage et ouverture morphologique ; (d) Réseau routier extrait manuellement. *Extracted Road network by Artificial Neural Network. Contribution of RGB and the ACP2 components; (a) Section of the SPOT image; (b) Road network extracted by the ANN; (c) Road network after thresholding and morphological opening ; (d) Road network manually extracted.*

4. CONCLUSION

Le présent article s'inscrit dans le cadre des méthodes locales qui reposent sur l'analyse de l'information spectrale du voisinage immédiat des pixels afin de trouver les pixels appartenant aux lignes. Nous avons pu montrer à travers ce travail que la classification multi spectrale de l'image SPOT XS par maximum de vraisemblance permet une bonne distinction des trois classes d'intérêt (bâti, route vêtue et route non vêtue): l'identification correcte des voies de communication (route vêtue) est de 80 % sur la zone de vérification et la qualité de la classification atteint 85 %. Pour des fins cartographiques le résultat est encore amélioré par morphologie mathématiques et vectorisé par la transformée de Hough. Ainsi, les résultats obtenus par cette méthode sont satisfaisants. L'impact de la contribution des réseaux de

neurones pour la détection de routes à partir d'images satellitaires multi-spectrales par retro-propagation a été mis en œuvre. L'algorithme proposé utilise les neufs pixels voisins de chaque composante RVB issues d'une composition colorée de l'image SPOT XS formant ainsi une couche d'entrée de 27 éléments. Il a été constaté qu'il n'y a pas besoin de concevoir plus de 20 neurones dans la couche cachée; augmenter le nombre de neurones améliore sensiblement le résultat mais augmente largement le temps de calcul. L'erreur MSE est de 0,036; elle est plus faible (0.025) si on ajoute une entrée correspondant à la deuxième composante principale. Ce résultat est fort satisfaisant et prometteur vu la résolution de l'image; les routes sont pratiquement tous identifiées. Les régions de discontinuité des routes peuvent être résolues en proposant une squelettisation du réseau routier extrait et en utilisant les contours actifs (Laptev *et al.*, 2000) pour régénérer complètement le réseau. Cette méthode, permettant l'extraction du réseau routier automatiquement, peut servir à l'étude topologique du réseau routier (Benkouider *et al.*, 2008) et le suivi de l'évolution de l'espace bâti.

Remerciements

Nous remercions vivement Monsieur le professeur André Ozer, Directeur du laboratoire de Géographie et Géomorphologie de l'université de Liège (Belgique) et Monsieur Marc Salmon qui ont mis à notre disposition les données images nécessaires à l'élaboration de ce travail.

Références

Airault, S. et Jamet, O. (1994) Détection et restitution automatique du réseau routier sur images aérienne. REIA, vol.1, pp. 519-55, Paris.

Amini, J. et Sarahdjian, M. R. (2000) Image map simplification by using mathematical morphology. ISPRS International Journal of photogrammetry and remote sensing, vol., n° 33, Part B3, pp. 36-43

Aplin, P. , Atkinson,P-M et Curran J-P. (1999) Fine spatial resolution simulated satellite sensor imagery for land cover mapping in the United Kingdom. Remote Sensing of Environment, vol. 68, n° 3, pp. 206-216

Benblidia, N., Abdellaoui, A., Guessoum, A. et Bensaid, A.(2006) Utilisation de la morphologie mathématique pour l'analyse de l'occupation de l'espace en zone urbaines et périurbaines présahariennes: cas de la ville de Laghouat(Algérie), Revue de la Télédétection, vol , n° 2, pp. 177-190

Benkouider, F., Abdellaoui, A. et Hamami, L. (2006) Le réseau routier : un indicateur de la dynamique urbaine, Analele Universitatii Bucuresti, Geografie ; ANUL LV-2006, pp. 83 - 97

Castan, S., Zhao, J., Shen, J. (1990) New edge detection methods based on exponential filter, Pattern Recognition. Proceeding, 10th International Conference on, vol.5, pp. 709-711.

Cohen, L-D. et Kimmel, k. (1997) Global Minimum for Active Contour Models: A Minimal Path Approach. International journal of computer vision 24(1), pp. 57-78.

Congalton, R. G., (1991) A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data,. Remote Sensing of Environment. vol.37, Issue 1, pp. 35-46.

Desolneux, A., Moisan, L. et Morel, J.-M. (2000) Meaningful Alignments; International Journal of Computer Vision, vol. 40, pp. 7–23.

Farnood Ahmadia ,F., Valadan Zoej, M-J., Ebadi, H. , Mokhtarzade M. et Toosi, K.N. (2008) The application of neural network, image processing and CAD-BASED environments facilities in automatic road extraction and vectorisation from high resolution satellite images. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. 37., Part B3b, Beijing, pp. 585-591

Fisher, M. A., Tenenbaum, J. M. et Wolf, H.C.(1981) Detection of road and linear structures in low-resolution areal imagery using a multisource knowledge integration technique, CGIP, *v*ol. 15, pp. 201-223.

Gilles, J. (2007) Choix d'un espace de représentation image adapté à la détection de réseaux routiers, Traitement et Analyse de l'Information: Méthode et Application (TAIMA), Hammamet, Tunisie, May 2007

Gilles, J. and Meyer, Y.(2010) Properties of BV-G structures + textures decomposition models. Application to road detection in satellite images. IEEE Transactions on Image Processing, pp. 2793-2800

Kass, M., Witkin, A. et Terzopoulos, D. (1987) Snakes: actif contour models. International Journal on Computer Vision, I (4), pp. 321-331.

Laptev, I., Mayer, H., Lindeberg, T., Eckstein, W., Steger, C., Baumgartner, A. (2000) Automatic extraction of roads from aerial images based on scale-space and snake, Machine vision and application 12(1), pp. 22-31.

Martinez, J-F., Trinidad *et al.* (2006) Approaches to classification of multichannel images. CIARP, LNC4225, pp. 794-803.

Mena, J. B. (2003) State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification. Pattern Recognition letters; vol. 24(16), pp. 3037-3058.

Mokhtarzade , M., Ebadi , E., et Valadam Zoej ,M. J.(2007) Optimization of road detection from high resolution satellite images using texture parameters in neuronal network classifiers. Canadian Journal of Remote sensing, vol. 33(6), pp. 484-491.

Mokhtarzade M., Tavakoli A., et Valadam Zoej M-J. (2006) Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan sharpened IKONOS images. The photogrammetric Record, Vol. 21(113), pp. 44-60.

Mokhtarzade ,M. et Valadam Zoej, M-J.(2007) Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks. International Journal of applied earth observation and geoinformation, vol.9, n° 1, pp. 32-40.

Lukin, V., Ponomarenko, N., Kurekin, A., Lever, K., Pogrebnyak, K. et Sánchez Fernández, L.P. (2006) Approaches to classification of multichannel images. Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Vol. 4225, pp. 794-803.

Parker, D.B. (1985) Learning logic. Tech. Report TR47, Center for Computational Research in Economics and Management Science, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA,

Puissant, A. et Weber, k. (2002) The utility of very high spatial resolution images to identify urban objects. Geocarto International, vol .7, n° 1, pp. 31-41.

Marikhu , R., Dailey, M.N., Stanislav Makhanov et Kiyoshi Honda (2007) A Family of Quadratic Snakes for Road Extraction. ACCV, Part I, LNCS 4843, pp. 85–94.

Roux, M., Lopez-Krane, J. et Maitre, H. (1992) Recalage d'image SOPT/ carte routière. XVII^{e} Congress ISPR; Washington; August 4-13; International Archive of Photogrammetry and remote sensing. vol. XXI X, Tome B ; Commission III, pp. 384-391.

Rumelhart, D.E, Hinton, G.E. et Williams, R.J. (1986) Learning representations by back-propagating errors. Nature 323, pp. 533-536.

Ruskone, R.(1996) Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte: Application à la production de données cartographiques. Thèse de doctorat, Université de Marne-la Vallée, Farnce.

Shalaby , A. et Tateishi, R. (2007) Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land- use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt. Applied Geography, vol.2, pp. 28-415.

Shen, J. et Castan, S. (1992) An optimal linear operator for Step-Edge Detection. CVGIP, vol.54, n° 54, pp. 112- 133.

Sheeren, D., Lefèvre, S., Weber, J. (2007) La morphologie mathématique binaire pour l'extraction automatique des bâtiments dans les images THRS, Revue internationale de Géomatique. Numéro thématique "SAGEO 2006", pp. 333-352

Stoica, R., Descombes , X. et Zerubia, J.(2000) A Markov Point Process for Road Extraction in Remote Sensed Images. Rapport de recherché n° 39, pp. 23-38 .

Tournaire, O. et Paparoditis, N., (2009) A geometric stochastic approach based on marked point processes for road mark detection from high resolution aerial images. ISPR, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, vol.64, Issue 6, pp. 621-631

Xiongcai ,Cai, Arcot Sowmya, et Trinder ,J. (2006) Learning Parameter Tuning for Object Extraction. P.J. Narayanan *et al.* (Éds.) : ACCV 2006, LNCS 3851, pp. 868–877.

Zhang, C., Murai, S. et Baltsavias, E-P. (1999) Road network detection by mathematical morphology, In ISPRS Workshop on 3D Geospatial Data Production: meeting application, Requirements, Paris, pp. 185-200.