*Télédétection*, 2004, vol. 4, n° 1, p. 19–37
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2004 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*

# NOUVELLE MÉTHODE GLOBALE D'EXTRACTION AUTOMATIQUE DES ROUTES DANS DES IMAGES SATELLITAIRES : LA MÉTHODE MULTICOUCHE TRIDIMENSIONNELLE♠

HEMIARI ABBAS, HE DONG-CHEN* et MORIN DENIS R.

*Centre d'applications et de recherches en télédétection et Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec),Canada, J1K 2R1*
*Téléphone : (819) 821-8000, poste 2299 ; télécopieur : (819) 821-7944*
*Courriel : Dong-Chen.He@Usherbrooke.ca*

*(soumis le 8 avril 2003 ; révisé le 24 juillet 2003 ; accepté le 14 janvier 2004)*

Nous proposons une nouvelle méthode automatique d'extraction des routes dans des images satellitaires. Cette méthode appelée *multicouche tridimensionnelle* (M3D) fait partie des méthodes globales d'extraction des éléments linéaires. Elle s'appuie sur le concept de la généralisation de la transformée de Radon, dont l'extraction des lignes se fait à partir de leur formes transformées dans l'espace des paramètres. La méthode M3D permet d'extraire des lignes de longueurs et de courbures variées même dans un contexte fortement bruité. Elle permet également d'établir une base de données géométriques relatives aux lignes extraites. L'application de la méthode M3D sur les images HRV panchromatiques de SPOT montre que 84 % des lignes sont correctement extraites, 16 % sont omises et 31 % sont commises. L'application de la méthode M3D sur une image d'empreinte digitale démontre également le potentiel de cette méthode d'extraction des éléments linéaires pour des applications à partir de différents types d'images numériques.
*Mots-clefs : extraction automatique de routes ; transformée de Radon ; imagerie satellitaire ; éléments linéaires ; reconnaissance de formes ; télédétection ; systèmes d'information géographique (SIG)*

# NEW GLOBAL METHOD FOR AUTOMATIC ROAD EXTRACTION FROM SATELLITE IMAGERY : TRIDIMENSIONAL MULTI-LAYERS METHOD

This paper presents a new automatic method for road extraction from satellite imagery. The proposed method, called *tridimensional Multi-layers*, is a global approach for extraction of linear features. It is based on the generalization of Radon transform in which lines can be detected by theirs form transformed into a parameters domain. The method is capable of extracting lines of different curves and lengths with a high degree of accuracy, even in a noisy image. The tridimensional Multi-layers method generates also a database based on the geometric characteristics of extracted roads. The tridimensional Multi-layers method was applied to the panchromatic HRV SPOT images. The results show a correctness of 84 %, a misdetection of 16 % and a false detection of 31 %. The method was applied also to a digital fingerprints image and the result demonstrates the potential of proposed method in automatic extraction of linear features from any kind of digital image.

*Keywords : Automatic road extraction ; Radon transform ; Satellite imagery ; Linear features ; Pattern recognition ; Remote Sensing ; Geographic Information Systems (GIS).*

## 1. INTRODUCTION

L'avènement d'images satellitaires à haute limite de résolution spatiale permet de réaliser une série d'applications autrefois réservées à l'utilisation des photographies aériennes, comme la cartographie topographique, la planification urbaine, *etc*. Cependant, l'accroissement de la résolution spatiale augmente aussi la quantité de données générées. La transmission, le stockage et le traitement de cette masse de données sont les problèmes engendrés par l'utilisation des données de générations successives des nouveaux capteurs. Le traitement manuel de la masse gigantesque de données est coûteux et demande un temps considérable. C'est pourquoi de nouvelles techniques automatiques de traitement de données sont de plus en plus en demande. Parmi les informations recherchées dans les images de télédétection, les réseaux routiers retiennent une attention particulière pour la variété de leurs applications. L'extraction du réseau routier

♠ Le contenu de cette recherche a été breveté au Canada et aux États-Unis en juillet 2001, numéro d'application : 2 313 803.
* Correspondant principal

présente un intérêt de premier plan dans l'élaboration d'une procédure de mise à jour automatique des documents cartographiques (Fiset *et al.,* 1998). Il s'agit effectivement d'un élément de la carte topographique qui doit constamment être révisé puisque de nouvelles routes sont construites ou leur tracé modifié chaque année. De plus, les réseaux routiers apportent des informations contextuelles de première importance, permettant de localiser d'autres types d'éléments sur une image de télédétection, telles les structures domiciliaires ou commerciales qui sont inévitablement desservies par un réseau routier. La demande pour une méthode automatique et robuste d'extraction des routes à partir d'images satellitaires est indéniable.

Dans la littérature, il existe une vaste gamme de méthodes d'extraction des routes à partir d'images satellitaires. Ces méthodes peuvent techniquement se regrouper en trois groupes : les méthodes manuelles, semi-automatiques et automatiques. Dans cet article, nous nous intéressons aux méthodes automatiques d'extraction de routes. D'après Wang *et al.* (1996), ces méthodes se regroupent en deux catégories générales : les méthodes locales et les méthodes globales.

Le principe des méthodes locales repose sur l'analyse de l'information spectrale du voisinage immédiat des pixels afin de trouver les pixels appartenant aux lignes. En fonction de l'approche utilisée, ces méthodes peuvent se grouper en cinq catégories :

– *1)* opérateurs de différentiation ;
– *2)* analyse mathématique du profil du gradient ;
– *3)* morphologie mathématique ;
– *4)* convolution spectrale ;
– *5)* réseaux de neurones.

L'inconvénient principal des méthodes locales est de ne pas considérer la globalité de l'image à l'étude. En effet, avec ces méthodes, on étudie seulement la variation locale de l'intensité d'un pixel dans un voisinage très limité par rapport à la taille globale de l'image. Cette négligence est la source principale des lignes incomplètes dans les résultats finaux (Jedynak, 1995). Le deuxième inconvénient de ces méthodes est l'inexactitude du positionnement géométrique de certains éléments extraits, dans le cas où la largeur de la ligne est plus grande que la taille des cellules de l'opérateur. Cette inexactitude du positionnement géométrique devient plus remarquable dans la détection des intersections (Farah, 1998).

Afin d'éliminer ces inconvénients intrinsèques liés aux méthodes locales, les méthodes globales sont proposées. Ces méthodes considèrent l'extraction des routes comme un problème global qui nécessite plus qu'une information locale. L'idée principale des méthodes globales est de convertir l'ensemble de l'image étudiée dans un nouvel espace mathématique et d'extraire les routes à partir de leurs formes transformées dans ce nouvel espace. La transformée de Radon et celle de Hough sont à la base de la plupart des méthodes globales d'extraction des lignes dans les images numériques (Califano and Bolle, 1992 ; Copeland *et al.*, 1994 ; Duda and Hart, 1972 ; Illingworth and Kittler, 1988 ; Karnieli *et al.*, 1996 ; Kesidis and Papamarkos, 2000 ; Li *et al.*, 1986 ; Rey *et al.,* 1990 ; Xu and Oja, 1993). La transformée de Radon projette les routes droites de l'image originale en *maxima locaux* dans le domaine des paramètres. Par conséquent, par la transformée de Radon, le problème laborieux de détection des routes dans le domaine des images devient un problème moins complexe de détection de pics (Illingworth and Kittler, 1988). Néanmoins, il existe certaines restrictions liées à la transformée de Radon pour la détection des lignes. La première restriction est la difficulté de détecter des lignes ayant une longueur inférieure à la dimension de l'image. En effet, dans le cas où la longueur de la ligne est significativement plus petite que la dimension de l'image, la détection est difficile. La deuxième restriction est la présence de *faux maxima* dans le domaine des paramètres. Ce sont les maxima locaux qui ne représentent pas de lignes véritables sur l'image originale. Les faux maxima diminuent considérablement la qualité des résultats obtenus tout en augmentant l'erreur de commission. En outre, la transformée de Radon telle quelle est capable de détecter seulement des lignes droites dans les images. Les lignes courbées sont mal extraites et elles se présentent sous forme de petites droites fragmentées dans l'image de sortie. Une synthèse bibliographique des différentes méthodes existantes d'extraction de routes, en mettant l'accent sur leurs avantages et leurs inconvénients principaux, est présentée sur le tableau 1.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode globale d'extraction automatique de routes à partir d'images satellitaires. Cette méthode, appelée *méthode* m*ulticouche tridimensionnelle* (M3D), s'inspire de concepts de la transformée de Radon et elle a pour objectif d'éliminer au maximum les inconvénients des méthodes globales. Par cette méthode, on est capable d'extraire des routes de longueurs et de courbures variées même dans un contexte fortement bruité. Elle permet également d'enregistrer des informations géométriques relatives aux routes extraites. Dans la deuxième section de

cet article, nous décrivons les particularités des routes dans les images satellitaires ainsi que la procédure typique des méthodes d'extraction de routes. La méthodologie employée est expliquée dans la troisième section. Dans la section 4, on présente les résultats obtenus des différentes applications ainsi que leurs interprétations et leurs comparaisons avec d'autres méthodes. Cet article se termine par les conclusions et les recommandations pour les travaux futurs.

TABLEAU 1 Synthèse des différentes méthodes d'extraction de routes. *Summary of the different Road Extraction methods.*

| Méthode | Technique | Inconvénients spécifiques | Inconvénients communs | Avantages principaux |
|---|---|---|---|---|
| Locale | **Opérateurs de différentiation**<br><br>(Canny, 1986 ; Schanzer *et al.,* 1990 ; Ton *et al.,* 1989 ; Wang and Newkirk, 1988 ; Wang and Howarth, 1987) | 1) Forte sensibilité aux variations d'intensité.<br>2) Grande surestimation de la quantité des éléments linéaires détectés. | 1) Inexactitude géométrique des routes extraites surtout au niveau des intersections.<br><br>2) Morcellement des routes extraites ayant des courbes prononcées ou de largeurs différentes. | 1) Adéquat pour le rehaussement d'éléments linéaires |
| | **Analyse mathématique du profil du gradient**<br><br>(Barzohar and Cooper, 1993 ; Groch, 1982 ; Wang, 1993 ; Wang and Liu, 1994) | 1) Temps considérable de calcul.<br>2) Plusieurs seuils à déterminer par l'opérateur. | | |
| | **Morphologie mathématique**<br><br>(Destival and Men, 1986 ; O'Brien, 1988 ; Serendero, 1989 ; Serra, 1982 ; Tripathi *et al*., 2000) | 1) Temps de calcul est énorme.<br>2) Nécessite d'une intervention de l'opérateur. | | |
| | **Convolution spectrale**<br><br>(Duda and Hart, 1973 ; Fischler *et al*., 1981 ; Roux, 1992 ; Wnag *et al.,* 1992 ; Wang *et al*., 1996) | 1) Procédure est lente.<br>2) Nécessite d'une intervention de l'opérateur. | | |
| | **Réseaux de neurones**<br><br>(Bhattacharya and Parui, 1997 ; Doucette *et al*., 2001 ; Fiset *et al*., 1998 ; Maillard and Cavayas, 1989) | 1) Nécessite d'une intervention de l'opérateur.<br>2) Non adéquate pour l'extraction des routes urbaines. | | |
| Globale | **Transformée de Radon et de Hough**<br><br>(Califano and Bolle, 1992 ; Copeland *et al*., 1994 ; Duda and Hart, 1972 ; Illingworth and Kittler, 1988 ; Karnieli *et al*., 1996 ; Kesidis and Papamarkos, 2000 ; Li *et al*., 1986 ; Rey *et al*., 1990 ; Xu and Oja, 1993) | 1) Mauvaise extraction des lignes ayant une longueur inférieure à la dimension de l'image.<br><br>2) Présence d'un taux élevé de l'erreur de commission dans l'image de sortie.<br><br>3) Échec pour l'extraction des courbes. | | 1) Précision géométrique des routes extraites.<br><br>2) Considération de la globalité de l'image. |

## 2. DES ROUTES DANS LES IMAGES SATELLITAIRES

### *2.1 Particularités*

Dans les images satellitaires prises par temps sec, une route ayant un revêtement uniforme est généralement caractérisée par une radiométrie uniforme le long de son axe et par de forts ou de faibles contrastes avec son environnement dans la direction perpendiculaire à son axe (Couloigner, 1998). En conséquence, dans de telles images, les routes apparaissent souvent comme de fines bandelettes qui traversent les images. Ces routes sont également contrastées par rapport aux régions qu'elles traversent et leurs axes forment une courbe discrète dans le plan de l'image. D'ailleurs, dans les images satellitaires possédant une résolution spatiale de 10 à 30 m, les routes sont projetées en lignes avec un profil radiométrique prédéfini, une largeur maximale de 2 à 3 pixels et une courbure connue *a priori* (Couloigner, 1998 ; Couloigner and Ranchin, 2000). Dans ces images, les routes sont alors traitées comme des caractéristiques linéaires et

leur extraction revient au problème de détection des lignes dans le domaine du traitement d'images numériques (Mayer and Steger, 1996 ; Wiedemann *et al.*, 1998).

### *2.2 Procédures typiques des méthodes d'extraction*

Indépendamment des techniques utilisées pour l'extraction de routes, la procédure effectuée se compose de trois phases principales : le prétraitement, le traitement et le post-traitement (Gruen and Li, 1995). La première phase consiste à rehausser des lignes dans l'image et à trouver les séquences de points qui appartiennent probablement à ces lignes. Le résultat de cette phase se présente généralement sous la forme d'une image binaire possédant des points et des segments principaux de lignes. D'ailleurs, cette image binaire est un point de départ pour la suite du processus. Dans la deuxième phase du traitement, les informations contextuelles ou les contraintes globales sont utilisées afin de prolonger les segments et les points détectés dans la section précédente ou d'en localiser et d'en extraire les véritables lignes. La phase finale de la procédure consister à affiner, reconstruire et mettre à l'échelle les lignes extraites, qui sont généralement incomplètes dans l'étape précédente.

La méthode proposée dans cet article vise l'étape de traitement qui est la plus fondamentale de la procédure. La justification de ce choix réside dans l'importance de la phase de traitement dans l'ensemble du processus car elle consiste à identifier, localiser et extraire des lignes dans l'image binaire résultant de la phase de prétraitement. Par contre, le prétraitement et le post-traitement sont pratiquement les phases périphériques du processus et elles constituent les techniques de traitement d'images relativement maîtrisées. De plus, l'image binaire préliminaire de la première phase peut s'obtenir par une simple technique de seuillage. De ce fait, en choisissant un *seuil généreux*, on laisse la *porte grande ouverte* afin de sélectionner tous les points susceptibles d'appartenir aux routes. Par contre, une phase robuste de traitement peut extraire convenablement les lignes véritables dans l'image binaire de l'étape précédente.

## 3. MÉTHODOLOGIE

Afin d'éliminer la première restriction des méthodes globales, nous généralisons la transformée de Radon pour une fonction polynomiale de degré deux, appelée la transformée tridimensionnelle de Radon (T3DR). Cette transformée permet d'extraire toutes les lignes contenues dans l'image à l'étude, quelle que soit leur courbure. Nous proposons également une nouvelle méthode d'acquisition et d'analyse de données pour la transformée de Radon afin d'éliminer les deux dernières restrictions de cette transformée pour la détection des lignes. Le principe de cette méthode, appelée *multicouche* (MM), est basé sur le stockage des informations accessibles pendant la procédure de transformation dans une base de données. L'analyse de cette base de données est l'avantage principal de la MM par rapport à la transformée classique de Radon, dans laquelle les seules valeurs numériques de l'image sont utilisées.

### *3.1 Généralisation de la transformée de Radon pour une fonction polynomiale de degré deux*

Soit $g(m,n) = g(x_m,y_n)$ une fonction discrète des variables discrètes $x_m$ et $y_n$ et soit $\vec{j}$ un vecteur discret de $\eta$ dimensions des paramètres définis comme suit :

$$\vec{j} = (j_1,\ldots, j_i,.. j_n) \tag{1}$$

où $\vec{j}$ représente le domaine discret des paramètres. La fonction $g(m,n) = g(x_m,y_n)$ est la version discrète de la fonction continue *g(x,y)* dans laquelle :

$$\begin{cases} x_m = x_{min} + m\Delta x & m = 0,1,\ldots,M \\ y_m = y_{min} + m\Delta y & n = 0,1,\ldots,M \end{cases} \tag{2}$$

où M et N sont les dimensions du plan discret et $\Delta x$, $\Delta y$ sont les intervalles de l'échantillonnage.

La transformée discrète de Radon de la fonction discrète g(mnm) est définie par la relation suivante (Toft, 1996) :

$$\breve{g}(\vec{j}) = \Delta x\Delta y \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} g(m,n)\delta(m,n;\vec{j})$$

$$= \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} g(m,\phi(m;\vec{j})) \tag{3}$$

dans laquelle $\phi(m,n)$ représente la forme paramétrique de la courbe à détecter.

Pour une fonction discrète et polynomiale de degré deux, le vecteur discret des paramètres peut s'écrire sous la forme $\vec{j}=(l,k,h)$. Ainsi, la forme paramétrique de cette fonction peut se définir par la relation (4) :

$$\phi(m,n) = y - \varepsilon_1 x^2 - \rho_k x - \tau_h = 0 \tag{4}$$

dans laquelle :

$$\begin{cases} \varepsilon_l = \varepsilon_{min} + m\Delta\varepsilon & l = 0,1,\ldots,L \\ \rho_k = \rho_{min} + m\Delta\rho & k = 0,1,\ldots,K \\ \tau_h = \tau_{min} + m\Delta\tau_h & h = 0,1,\ldots, H \end{cases} \quad (5)$$

d'où L, K et H représentent les dimensions de l'espace de Radon ou de l'espace des paramètres et $\Delta\varepsilon$, $\Delta\rho$ et $\Delta\iota$ sont les intervalles d'échantillonnage de cet espace.

En substituant la forme paramétrique de la fonction polynomiale présentée par la relation (4) dans la définition de la transformée discrète de Radon (relation 3), cette transformée s'obtient par la relation (6) :

$$\breve{g}(l,k,h) = \sum_{m=0}^{M-1} g(m,\phi(m;l,k,h)) = \sum_{m=0}^{M-1} g(m,n(m;l,k,h)) \quad (6)$$

En utilisant la forme paramétrique de la fonction polynomiale (4) et les valeurs échantillonnales (5), la fonction discrète n(m;l,k,h) de la relation (6) peut se récrire par l'équation (7) :

$$n(m;l,k,h) = \frac{\varepsilon_l x_m^2 + \rho_k x_m + \tau_h - y_{min}}{\Delta y} \quad (7)$$

ou bien :

$$n(m;l,k,h) = \frac{\varepsilon_l (x_{min} + m\Delta x)^2 + \rho_k (x_{min} + m\Delta x) + \tau_h - y_{min}}{\Delta y} = n^* \quad (8)$$

Pour simplifier, la relation (8) peut s'écrire sous la forme suivante :

$$n^* = \alpha m^2 + \beta m + \gamma \quad (9)$$

avec :

$$\left.\begin{aligned} \alpha &= \frac{\varepsilon_l \Delta x^2}{\Delta y} \\ \beta &= \frac{(2x_{min}\,\varepsilon_l + \rho_k)\Delta x}{\Delta y} \\ \gamma &= \frac{\varepsilon_l x_{min}^2 + \rho_k x_{min} + \tau_h - y_{min}}{\Delta y} \end{aligned}\right\} \quad (10)$$

À la lumière de la démonstration mathématique présentée, nous concluons que :

– la transformée de Radon d'une fonction polynomiale de degré deux forme un domaine tridimensionnel des paramètres ;

– cette transformée projette le polynôme en question en un pic dans le domaine des paramètres ;

– la position de ce pic dans le domaine des paramètres détermine les trois paramètres $\alpha$, $\beta$ et $\gamma$ de la fonction polynomiale.

### *3.2 Méthode multicouche*

La méthode multicouche est proposée pour éliminer les deux premières restrictions principales de la transformée de Radon pour la détection des lignes dans les images binaires. Afin d'expliquer cette méthode, nous faisons un bref rappel de la démarche générale des méthodes d'extraction de formes basées sur la transformée de Radon ou transformée de Hough.

Dans toutes ces méthodes, on utilise une démarche plus ou moins identique. Dans un premier temps, on y définit l'espace multidimensionnel des paramètres en utilisant la forme canonique de l'élément recherché. À titre d'exemple, dans le cas de l'extraction de droites, le domaine des paramètres est un espace bidimensionnel car une droite est caractérisée par sa pente et son ordonnée à l'origine.

La deuxième étape consiste à initialiser l'espace des paramètres où l'on détermine les valeurs extrêmes ainsi que le pas de chaque paramètre.

Dans un troisième temps, on transforme l'ensemble ou une partie de l'image originale dans l'espace prédéfini des paramètres. Cette transformation s'opère généralement par l'intégration de l'intensité des pixels de l'image originale qui suivent la trajectoire de la forme recherchée. De ce fait, une trajectoire unique est déterminée pour chaque point d'après sa position dans l'espace des paramètres. La valeur numérique de l'intégrale de l'intensité des pixels sur chaque trajectoire est donc attribuée pour le point correspondant et cette procédure se répète pour toutes les positions de l'espace des paramètres. À ce stade, un point ayant une forte valeur par rapport aux points voisins (un pic) est *susceptible* de présenter la forme recherchée dans l'image d'étude.

La quatrième étape de la procédure consiste à détecter les pics dans l'espace des paramètres afin de déterminer les valeurs des paramètres de la forme recherchée. La dernière étape de la procédure est la restauration des formes détectées en utilisant des paramètres déterminés à l'étape précédente dans l'image de sortie.

L'étape de détermination des paramètres des formes joue un rôle fondamental dans la procédure d'extraction des lignes. Par la transformée de Radon, le problème complexe et global de détection des formes dans le domaine des images a été converti en un problème plus simple de détection de pics dans le domaine des paramètres (Illingworth and Kittler, 1988). L'exactitude et la précision des formes extraites

dans le résultat final sont donc étroitement liées à l'exactitude des pics détectés dans le domaine des paramètres. L'extraction d'un *faux pic* (le pic qui ne présente pas la forme recherchée dans l'image d'étude) provoque évidement des erreurs de commission et un *pic réel* non détecté provoque l'erreur d'omission dans l'image de sortie. En effet, cette étape est la source principale des erreurs probables de commission et d'omission dans le résultat final.

Dans la littérature, de nombreuses études sont réalisées sur la détection des pics dans l'espace des paramètres. La majorité de ces études sont basées sur la méthode de seuillage des valeurs numériques dans le domaine des paramètres (Murphy, 1986; Illingworth and Kittler, 1988). Dans cette méthode, des points possédant une valeur numérique supérieure à un seuil prédéfini sont isolés des autres. Les points isolés indiquent alors la présence probable de la forme recherchée dans l'image d'étude (Leavers and Boyce, 1986 ; Leavers and Miller, 1987). Certains chercheurs ont essayé de rehausser les pics dans le domaine des paramètres avant d'exécuter le seuillage (Leavers, 1993 ; Eckhardt and Mederlechner, 1988 ; Leavers and Boyce, 1987 ; Gerig, 1987 ; Gerig and Klein, 1986). O'Gorman and Sanderson (1984) ont proposé un algorithme pour détecter des pics dans le domaine multidimensionnel. Cet algorithme est basé sur une analyse hiérarchique et séquentielle de données d'une petite à une grande échelle. L'algorithme consiste d'abord à comparer plusieurs cubes multidimensionnels adjacents afin de trouver celui qui possède la densité la plus élevée de valeurs numériques. La procédure séquentielle se répète ensuite pour le cube multidimensionnel choisi à plus grande échelle. Malgré la rapidité de cet algorithme par rapport aux méthodes similaires de détection des pics, il est encore nécessaire de prédéfinir un seuil pour déterminer les pics finaux. De plus, puisque le principe de cet algorithme repose sur la comparaison entre deux cubes multidimensionnels adjacents, l'algorithme donne de fausses alarmes pour la détection des pics allongés sur plusieurs points (Illingworth and Kittler, 1988). Brown (1983) a également proposé une approche pyramidale pour détecter des pics dans le domaine multidimensionnel. Cette approche consiste à analyser l'histogramme de $n$ dimensions de l'espace des paramètres afin de trouver d'éventuels pics. Cette approche nécessite également un seuil prédéfini pour déterminer les pics finaux. Certains chercheurs ont proposé l'utilisation d'un *facteur de poids* pour améliorer la détection des pics dans le domaine des paramètres (Ballard, 1981; Van Veen and Groen, 1981). Cette méthode consiste à appliquer un opérateur de gradient sur l'image originale afin d'obtenir une image binaire de contours. Selon l'hypothèse principale de cette méthode, les pixels non nuls figurant sur l'image des contours ont une probabilité plus élevée d'appartenir à la forme recherchée que les autres pixels. Ces pixels de contours s'appellent *les pixels les plus certains* de la forme recherchée. Le principe de cette approche est donc de maximiser la contribution des pixels les plus certains de la forme dans la formation du domaine des paramètres. De ce fait, on attribue des poids plus élevés aux pixels les plus certains dans la procédure de la transformation. L'intégration de l'intensité de ces pixels donne alors une valeur plus forte dans le domaine des paramètres. D'après Illingworth et Kittler (1988), la justification du choix de l'hypothèse de cette méthode n'est pas évidente. De plus, l'utilisation de l'opérateur de gradient implique des problèmes liés aux méthodes locales d'extraction de lignes dans la procédure.

Malgré l'abondance de méthodes proposées, seules les valeurs numériques du domaine des paramètres sont utilisées pour détecter les pics. En fait, avec toutes ces méthodes, on a tenté d'employer et d'améliorer les méthodes classiques de détection de pics dans les images numériques pour la détection de pics dans le domaine des paramètres. Pourtant, il existe deux différences majeures entre la détection d'un pic dans une image numérique et dans un domaine des paramètres. D'abord, l'image numérique et le domaine des paramètres possèdent certaines similarités sans toutefois contenir le même niveau d'informations. Les informations accessibles d'une image numérique sont limitées aux valeurs numériques des pixels tandis que le domaine des paramètres comporte en plus d'autres types d'informations. De plus, dans le domaine des paramètres, on s'intéresse à détecter uniquement de *vrais pics*.

La valeur numérique d'un pic dans le domaine des paramètres s'obtient par l'intégration de l'intensité des pixels de l'image qui suivent la trajectoire de la forme recherchée. Un pic réel dans le domaine des paramètres est donc le résultat de l'accumulation des niveaux de gris de certains pixels de l'image originale. De plus, ce pic démontre la présence de la forme recherchée dans l'image d'étude. La valeur numérique l'emporte sur certaines informations spectrales à propos des pixels de forme dans l'image originale. Par contre, cette valeur ne porte aucune information spatiale pour la forme recherchée. L'utilisation unique des valeurs numériques du domaine des paramètres est la négligence des informations spectrales accessibles pour la détection des pics.

De plus, la taille d'un pic dans le domaine des paramètres est fonction de multiples facteurs, comme la longueur et la largeur de la forme recherchée, les pas d'échantillonnage de l'espace des paramètres, etc. L'analyse des informations spectrales du domaine des paramètres peut alors apporter des informations supplémentaires pour la détection des pics réels dans le domaine des paramètres.

En outre, un pic réel dans le domaine des paramètres est repéré par l'intersection de différentes hypersurfaces. Par exemple, la projection d'une droite par la transformée de Radon se présente par l'intersection de plusieurs droites dans l'espace bidimensionnel des paramètres. Cela représente une forme particulière ressemblant à un papillon (figure 1). Cette forme particulière peut être également employée comme une source d'information permettant de détecter les pics réels dans le domaine des paramètres.

L'idée originale de la méthode multicouche est d'analyser toutes les informations accessibles pour détecter précisément et exclusivement les pics réels de l'espace des paramètres. La méthode multicouche s'appuie donc sur l'étape de détermination des paramètres des formes de la démarche générale et se réalise en deux étapes principales :

– l'acquisition et le stockage des données ;

– le traitement et l'analyse des données afin d'en extraire des informations utiles.

#### *3.2.1 Acquisition et stockage de données*

L'acquisition de la plupart des données se fait pendant la procédure de transformation. Ces données contiennent généralement les informations géométriques de la forme recherchée dans l'image originale tels le nombre et les positions de tous les points de la forme. Nous pouvons également obtenir les informations spectrales, comme leurs valeurs numériques des points de la forme.

Le stockage des données acquises demande évidement un espace supplémentaire dans le domaine des paramètres. En fait, pour chacune des positions dans le domaine des paramètres, nous avons besoin d'un certain nombre de *cases* afin d'enregistrer les données acquises. Pour cela, après avoir déterminé les valeurs extrêmes et les pas de chacun des paramètres, nous ajoutons des dimensions supplémentaires à l'espace des paramètres sous forme de couches. Ces couches supplémentaires permettent d'enregistrer en plus des valeurs numériques, des renseignements complémentaires pour chaque point de l'espace des paramètres.

À titre d'exemple, la détection d'une droite quelconque $y = \rho x + \tau$ à partir de l'image originale I(m,n) est réalisable par l'espace bidimensionnel des paramètres $R(\rho,\iota)$. Considérons maintenant le point quelconque $R(\rho_1,\iota_1)$ dans l'espace des paramètres R dont l'intensité a été obtenue par l'intégration de l'intensité de $l$ pixels de l'image originale I(m,n) :

$$R(r_l,t_l) = f(I_i(m_j,n_k)) \quad i = 1,2,\ldots,l \qquad (11)$$

Les positions de ces pixels $(m_j,n_k)$ ainsi que leurs valeurs numériques dans l'image originale $I_i(m_j,n_k)$ sont des exemples typiques d'informations accessibles durant la procédure de transformation. Ces données sont enregistrées dans les couches supplémentaires de l'espace des paramètres afin d'être analysées dans la prochaine phase du traitement.

#### *3.2.2 Traitement et analyse des données acquises*

Cette étape vis à traiter et à analyser les données acquises afin d'en extraire les pics réels dans le domaine des paramètres. La détection de pics réels amène évidemment à l'extraction convenable des formes correspondantes dans l'image originale.

Nous avons constaté que l'intensité du point $R(\rho_1,\iota_1)$ dans l'espace des paramètres s'obtient par l'intégration des intensités de tous les pixels qui sont propres à une trajectoire définie par les paramètres $\rho_1$ et $\iota_1$. Considérons deux droites fragmentées L1 et L2 qui ont des paramètres déterminants similaires $\rho_s$ et $\iota_s$ et des longueurs différentes de 100 et 50 pixels. Les projections de ces deux droites L1 et L2 donnent un seul pic dont la valeur numérique est 150. Cette valeur numérique s'obtient également par la projection d'une droite de longueur 150 et de mêmes paramètres que L1 et L2, $(\rho_s, \iota_s)$. Cela indique qu'un pic dans le domaine des paramètres peut être *composé* de certains pics qui présentent quelques droites fragmentées. Ces pics s'appellent les pics *composites*. L'analyse de la séquence des points qui participent au calcul de chacun de ces pics permet de déterminer les extrêmes de chaque droite fragmentée.

La première étape du traitement vise à analyser la séquence des points enregistrés $(m_j,n_k)$ et leurs valeurs numériques $I_i(m_j,n_k)$ pour chacun des pics contenus dans le domaine des paramètres. Cette analyse consiste d'abord à trouver les discontinuités dans la séquence des points correspondant à chaque pic. Les points demeurant entre deux discontinuités consécutives sont ensuite groupés dans une classe unique.

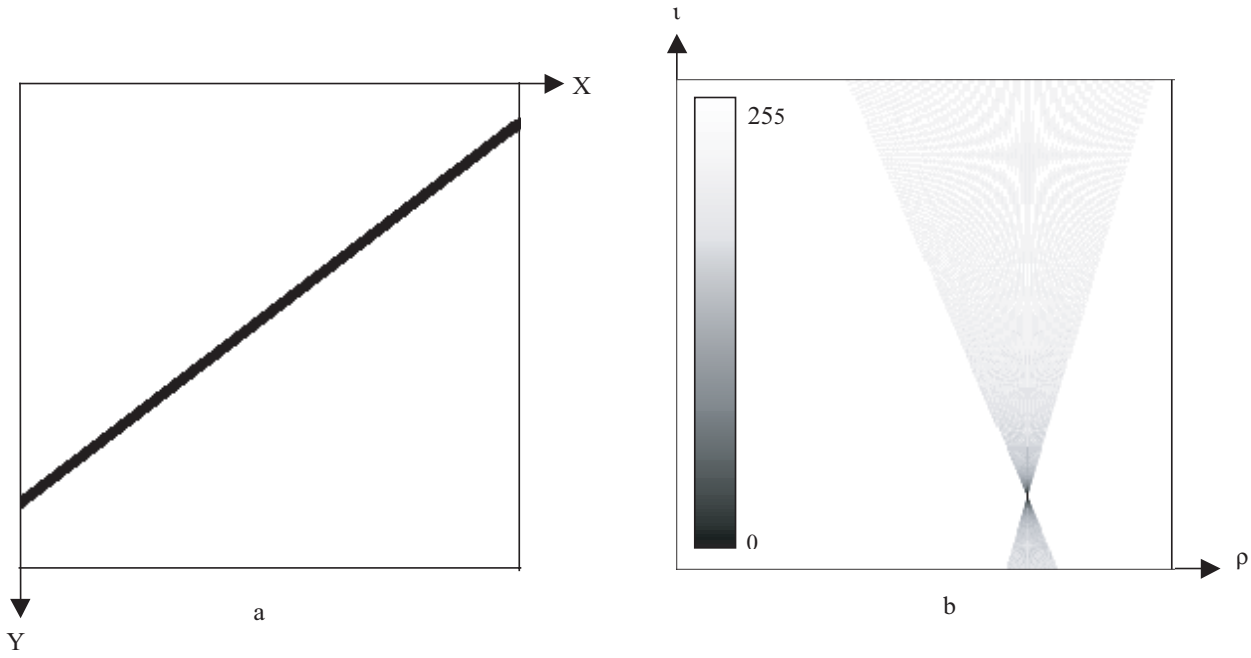



FIGURE 1 Droite transformée en pic. a) droite d'une largeur de 5 pixels ; b) forme particulière d'un pic dans le domaine des paramètres. *Straight line transformed into a peak. a) 5 pixels width line ; b) particular shape of a peak in the field of the parameters.*

L'analyse de la séquence des points permet en effet de trouver et de décomposer les pics composites dans l'espace des paramètres. Cette décomposition nécessite davantage de couches supplémentaires dans le domaine des paramètres. Elle provoque également un lien direct entre la valeur numérique de chaque point dans le domaine des paramètres avec la longueur de sa forme correspondante dans l'image originale. Une fois ce lien établi, on peut choisir la longueur de la forme recherchée dans l'image originale.

Dans la deuxième étape, on choisit d'abord les longueurs minimale $l_{min}$ et maximale $l_{max}$ de la forme recherchée. En utilisant les deux valeurs extrêmes, on estime un intervalle de recherche pour les valeurs numériques de points dans le domaine des paramètres. On sélectionne ensuite les pics composites ou simples qui sont compris dans l'intervalle déterminé. En utilisant cet intervalle de niveau de gris, on présélectionne les points susceptibles d'être des pics réels dans le domaine des paramètres. Cette présélection atténue considérablement les erreurs d'omission dans le résultat final. Les pixels isolés possèdent des valeurs numériques très faibles dans le domaine des paramètres. L'élimination de ces pixels diminue considérablement le bruit dans le résultat final. Par l'analyse de l'espace multi-couche des paramètres, nous pouvons également estimer la largeur de la forme recherchée. Comme nous l'avons mentionné ci-dessus, la taille d'un pic dans le domaine des paramètres est fonction de la longueur et de la largeur de la forme recherchée ainsi que des pas d'échantillonnage de l'espace des paramètres. Par exemple, une droite large de $p$ pixels se compose de $p$ droites parallèles et adjacentes. Par conséquent, la droite large de $p$ pixels crée le même pic que $p$ droites parallèles et adjacentes. Les droites parallèles et adjacentes sont mathématiquement traduites par des droites ayant la même pente $\rho$ et des ordonnées à l'origine voisines $\iota_j$ dans le domaine des paramètres. Il est à noter que le voisinage des ordonnées à l'origine dans l'espace des paramètres est lié évidemment aux définitions des valeurs d'échantillonnage de cet espace. La largeur d'une droite dans l'image est estimée par le nombre de pixels qui constituent le pic correspondant dans le domaine des paramètres.

Nous avons également utilisé une extension logique de l'analyse de la taille d'un pic dans le domaine des paramètres afin de localiser des

stationnements dans les images numériques. Les stationnements dans les images satellitaires se présentent comme des routes courtes et larges dues à leur radiométrie et géométrie similaires à celles des routes. En se basant sur cette terminologie, nous pouvons conclure qu'un stationnement dans l'image originale crée un pic faible en valeur numérique. Ce pic se constitue d'un nombre limité de pixels qui s'allongent sur la direction des ordonnées à l'origine dans le domaine des paramètres. La valeur numérique de ce pic et le nombre limité de pixels sont liés respectivement à la longueur et à la largeur du stationnement à détecter. Ainsi, les stationnements détectés peuvent être éliminés ou amincis en un pixel par la MM dans le résultat final. L'utilisation de la MM pour la détection et l'élimination des stationnements devient plus avantageuse pour les milieux urbains. De plus, cette procédure peut être également généralisée pour la détection des bâtiments dans les images de télédétection.

### *3.3 Méthode multicouche tridimensionnelle (M3D)*

Nous avons démontré que la MM comble les deux premières lacunes principales des méthodes globales d'extraction de lignes qui sont basées sur les principes de la transformée de Radon. Ainsi, nous avons constaté que la troisième limite de ces méthodes peut être franchie par la généralisation de la transformée de Radon pour une fonction polynomiale de degré deux (T3DR).

Afin d'éliminer simultanément ces trois restrictions, nous avons donc fusionné la méthode multicouche et la transformée tridimensionnelle de Radon. Le résultat de cette fusion donne naissance à la méthode multicouche tridimensionnelle (M3D). Puisque le domaine des paramètres initial de la T3DR est un espace tridimensionnel et que la MM elle-même produit un espace multidimensionnel, la méthode M3D se réalise dans un espace *hyperdimensionnel*. En effet, chaque point de l'espace bidimensionnel de Radon possède plusieurs couches dans lesquelles les différentes informations sont enregistrées. Le principe de la M3D est schématisé par la figure 2. Dans cette figure, le domaine tridimensionnel des paramètres est présenté par un cube transparent et des couches de la base de données établie par la MM sont illustrées en différentes couleurs pour deux cellules arbitraires du cube.

Tout en éliminant les trois restrictions principales des méthodes globales d'extraction de lignes basées sur la transformée de Radon, la méthode M3D est capable d'extraire des lignes de courbures et longueurs différentes dans les images binaires. Cette méthode permet de générer des informations géométriques sur ces lignes (longueur, courbure, début et fin).

De plus, chaque élément linéaire dans une image numérique possède ses caractéristiques propres. Chaque utilisateur peut donc, en fonction des exigences de l'application et du type d'éléments linéaires, décider d'ajouter ou de modifier les couches d'informations afin d'obtenir les résultats les plus pertinents. L'éventualité de créer de nouvelles couches ou de modifier des couches existantes dans l'espace des paramètres offre la possibilité d'utiliser cette méthode dans diverses applications.

La réalisation concrète de la M3D est faite dans un logiciel développé en C++ contenant environ 8 000 lignes de code source. Les entrées du logiciel développé sont une image binaire de format Bitmap Windows (bmp) ainsi que les longueurs minimales et maximales des routes à détecter. Les valeurs optimales pour les intervalles d'échantillonnage du domaine de paramètres sont déterminées par le logiciel. Cependant, l'éventualité de la modification manuelle de ces valeurs par l'utilisateur est prise en compte dans le logiciel.

Les sorties du logiciel sont la carte binaire des routes extraites en format Bitmap Windows et la base de données concernant les informations géométriques en format texte.

Il est important à noter que le stockage et le traitement du domaine des paramètres dans la M3D nécessitent une mémoire volumineuse et un temps de calcul considérable. La mémoire demandée et le temps de calcul s'accroissent effectivement en fonction de la taille de l'image d'entrée, le nombre de routes contenues et les valeurs d'échantillonnage. Afin de les diminuer, on a construit l'algorithme de façon à ce qu'il alloue une partie minime de mémoire pour traiter une seule cellule du domaine des paramètres à la fois. Cette partie sera libérée après l'écriture des informations extraites concernant la route détectée dans la base de données finale et le traçage de cette route dans l'image de sortie. Finalement, la même partie de la mémoire sera allouée à nouveau pour traiter la cellule suivante du domaine des paramètres et cette procédure se répète jusqu'à ce que la dernière cellule soit traitée.

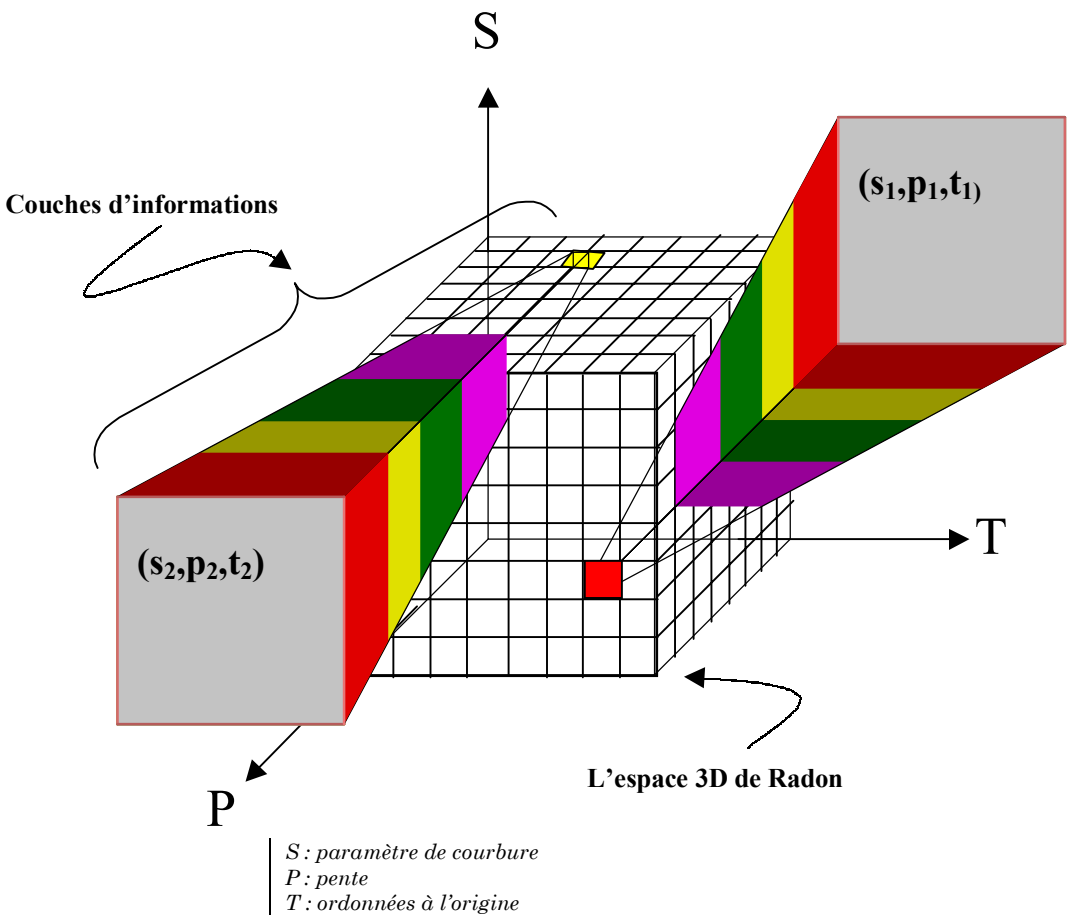



FIGURE 2 Présentation schématique de la méthode M3D. *Schematic presentation of M3D method.*

## 4. PRÉSENTATION ET ÉVALUATION DES RÉSULTATS

Afin d'évaluer la performance de la méthode M3D, nous avons choisi trois images de 250 × 250 pixels présentées par les figures 3, 4 et 5. Les deux premières images proviennent d'une image panchromatique du capteur HRV de SPOT de la ville de Sherbrooke (Québec). Cette image est acquise le 25 octobre 1986 en visée verticale avec un angle d'incidence de –2º 96'. Elle a uniquement subi une correction géométrique du type image à carte en appliquant les mêmes points de contrôle (coordonnées UTM : *Universal Transvers Mercator*).

Sur la figure 3, on présente une image sensiblement hétérogène qui correspond à une zone résidentielle urbaine ayant une forte densité de routes de longueur, de largeur et de courbure différentes. Contrairement à la première image, la figure 4 correspond à une zone semi-rurale et moins hétérogène qui contient des autoroutes à doubles voies et des échangeurs bien contrastés avec le fond de l'image. La troisième image (figure 5) est celle d'une empreinte digitale numérisée qui est caractérisée par des courbes irrégulières de largeurs et de longueurs différentes.

Comme nous l'avons indiqué, la méthode M3D vise l'étape de traitement qui consiste à identifier, localiser et extraire des lignes dans l'image binaire résultant de la phase de prétraitement. L'étape du prétraitement a été réalisée par l'application d'un nouvel algorithme de binarisation sur les trois images à l'étude pour sélectionner tous les points susceptibles d'appartenir aux routes dans les deux premières et à l'empreinte digitale dans la troisième. L'algorithme de binarisation s'appuie sur le principe du seuillage classique. Ce principe consiste à fixer un seuil prédéfini par l'utilisateur, au-dessus duquel les pixels constructifs des lignes sont validés et, par conséquent, mis à un dans l'image binaire de sortie. Contrairement au seuillage classique, le seuil déterminé de l'algorithme élaboré n'est pas fixe pour tous les pixels. Il varie automatiquement en fonction du contraste de chaque partie de l'image.

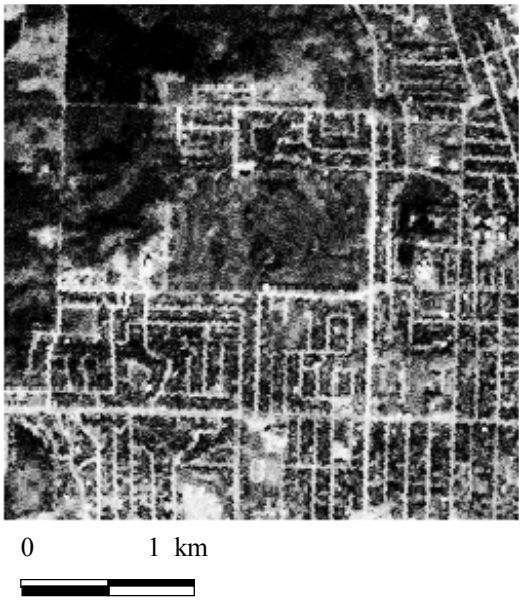



Figure 3 Zone résidentielle urbaine. *Residential urban zone.*

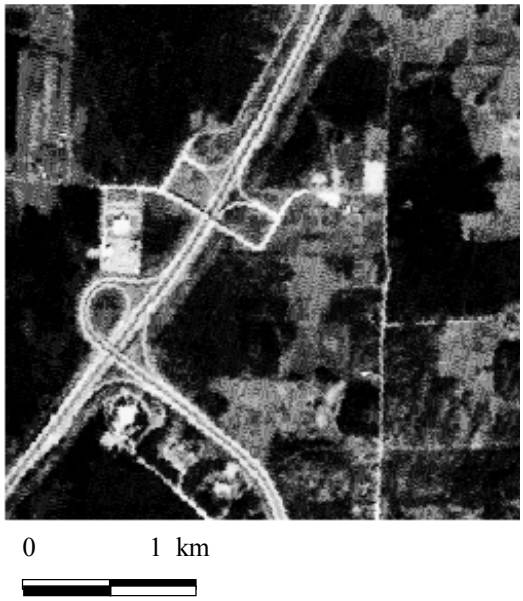



Figure 4 Zone semi-rurale. *Semi-rural zone.*

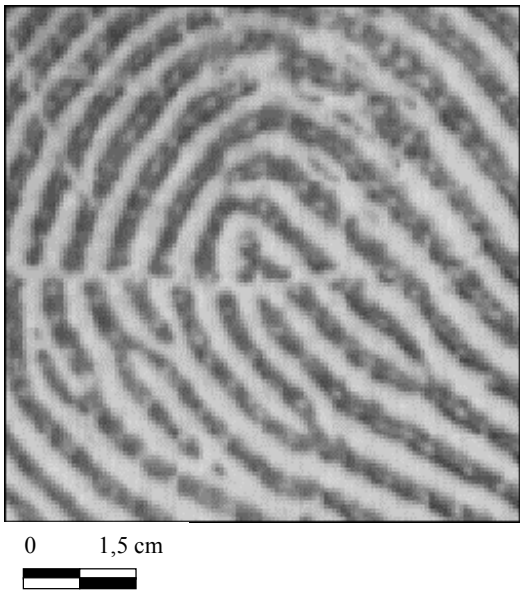



Figure 5 Empreintes digitales numérisées. *Digital fingerprints.*

Sur les figures 6, 7 et 8, on présente respectivement les images binaires résultantes de l'application de l'algorithme de binarisation sur les images choisies (figures 3, 4 et 5). En étudiant les images binaires obtenues, nous pouvons remarquer que la majorité des lignes recherchées sont sélectionnées par le seuillage effectué. Ainsi, nous remarquons que les images binaires contiennent un taux élevé de bruit, qui se manifeste davantage dans l'image la plus hétérogène.

Une fois les images binarisées, nous appliquons la méthode M3D afin d'extraire les lignes véritables (les routes dans les deux premières images et l'empreinte digitale dans la troisième). Les longueurs minimale et maximale ont été fixées respectivement à 5 et 250 pixels. Sur les figures 9, 10 et 11, on présente respectivement les images résultantes de l'application de M3D sur les images binaires. Afin de faciliter l'évaluation visuelle des résultats, nous avons superposé les images résultantes aux images originales. Sur les figures 12, 13 et 14, on présente les images résultantes où les lignes extraites sont marquées en rouge.

L'évaluation quantitative des résultats de l'extraction des routes pour les figures 3 et 4 est faite à partir de la comparaison entre les images obtenues et les cartes routières des images correspondantes (figures 15 et 16). Les cartes routières de référence sont le résultat d'une compilation cadastrale à base de la carte topographique au 1 / 1 000 en 1990. La carte routière extraite a été ensuite échantillonnée en format image avec une résolution spatiale de 10 m pour correspondre à l'image HRV(P) de SPOT.

L'évaluation effectuée est fondée sur le calcul des erreurs statistiques en estimant quatre types de mesures, à savoir : précision, omission, commission et indice de classement (O'Brien, 1988 ; Farah, 1998).

La précision, l'omission et la commission représentent respectivement les fractions de pixels de routes correctement extraites (réelles), de routes non extraites (omises) et celles en ajout (commises) par rapport aux routes contenues sur la carte routière. Quant à l'indice de classement, il est une combinaison des mesures d'omission et de commission qui varie entre 0 % et 100 %. L'indice de classement représente le degré de réussite de l'extraction : plus sa valeur est grande, plus on a de meilleurs résultats (Farah, 1998). Les expressions mathématiques correspondantes à ces mesures sont les suivantes :

$$\text{Précision} = \frac{N_{\text{réelles}}}{N_{\text{total}}}$$

$$\text{Omission} = \frac{N_{\text{omises}}}{N_{\text{total}}}$$

$$\text{Commission} = \frac{N_{\text{commises}}}{N_{\text{total}}} \qquad (12)$$

$$\text{Indice de classement} = \frac{200}{(1+\text{omi.})(1+\text{com.})(2+|\text{omi.}-\text{com.}|)}$$

où $N_{\text{réelles}}$, $N_{\text{omises}}$ et $N_{\text{commises}}$ indiquent respectivement les nombres de pixels de routes réelles, omises et commises dans l'image de sortie et $N_{\text{total}}$ est le nombre total des pixels contenus dans la carte routière.

L'évaluation de la figure 12 montre d'abord qu'une grande partie des routes, quelles que soient leur longueur et leur courbure, sont correctement extraites avec une précision élevée de 77 %. Ainsi, les routes extraites, dépendant de leur largeur, sont positionnées avec une erreur moyenne de 1 à 2 pixels. De plus, malgré le taux élevé de bruit résiduel dans l'image binaire de la figure 6, l'omission et la commission de l'image résultante représentent les pourcentages relativement faibles de 23 % et de 39 %, respectivement. Ainsi, l'indice de classement de ce résultat est de 54 % et il peut être qualifié de satisfaisant pour une extraction automatique des routes dans un milieu hétérogène. En comparant l'image originale (figure 3) avec l'image finale, nous constatons également que la plupart des surfaces ayant une radiométrie similaire avec celles des routes (les taches blanches dans l'image originale) sont éliminées ou converties en petites lignes fragmentées. Cela met encore en évidence l'avantage de la méthode M3D pour la détection et l'élimination des stationnements ou des surfaces similaires dans les images de télédétection.

D'après l'analyse de la figure 13, nous remarquons que, malgré la présence de terre-pleins centraux et de routes plus larges qu'un pixel dans les autoroutes à voies divisées dans l'image originale (figure 4), la plupart des routes sont correctement extraites et elles suivent bien les routes correspondantes sur l'image originale. L'analyse visuelle de la figure 10 permet ainsi de constater une extraction visiblement précise d'échangeurs qui se caractérisent par des courbes prononcées. La précision de l'extraction pour cette image est forte (84 %), alors que l'omission est égale à 16 % et la commission de 31 %. Un indice de classement élevé, soit de 61 %, pour cette extraction démontre une fois de plus la performance de la méthode M3D pour l'extraction des routes de courbures différentes.

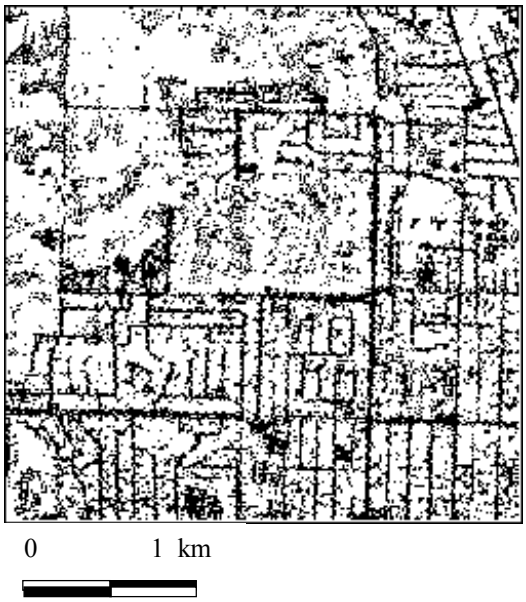



FIGURE 6 Image binarisée de la figure 3. *Binarized image of the Figure 3.*

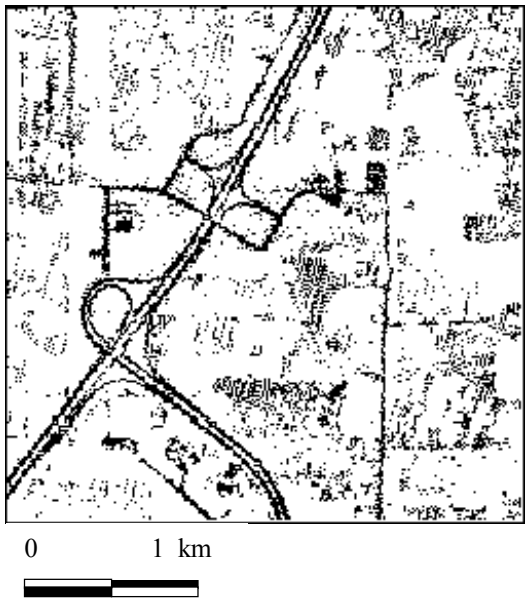



FIGURE 7 Image binarisée de la figure 4. *Binarized image of the Figure 4.*

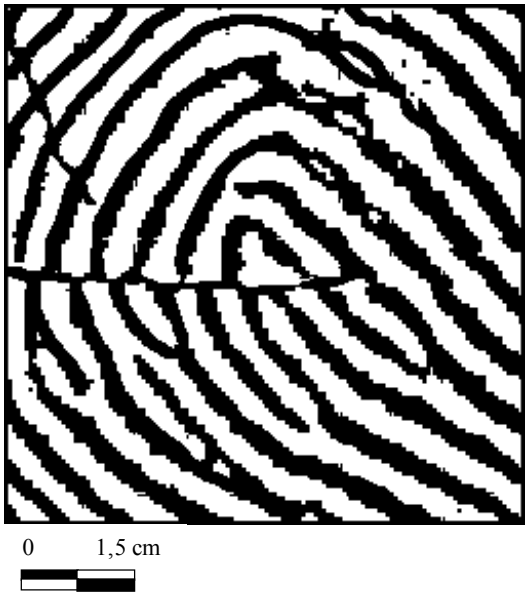



FIGURE 8 Image binarisée de la figure 5. *Binarized image of the Figure 5.*

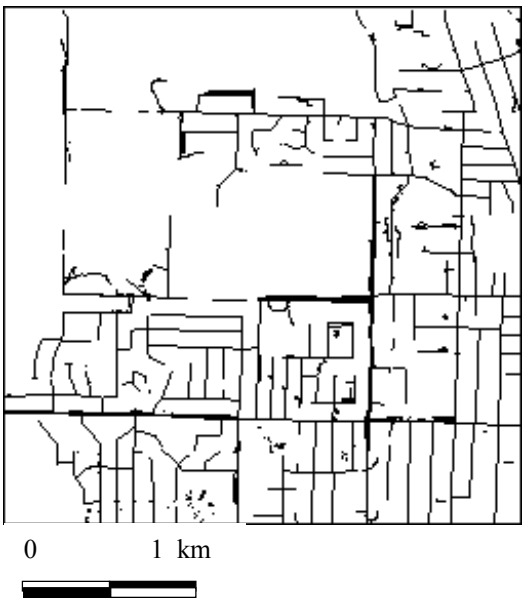



FIGURE 9 Résultat de l'application de la M3D sur l'image la figure 6. *Result of M3D method applied to the figure 6.*

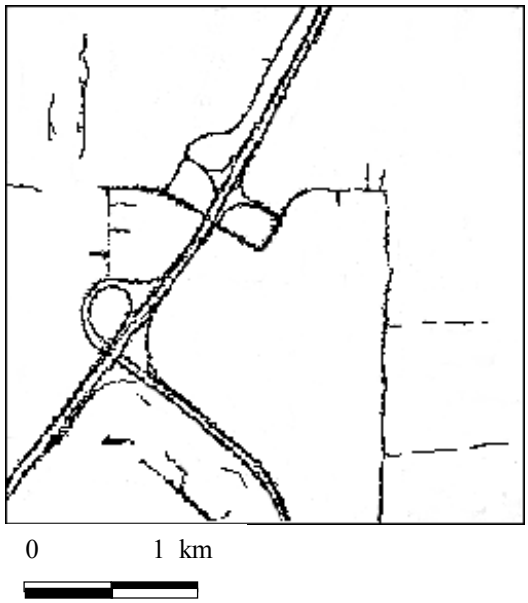



FIGURE 10 Résultat de l'application de la M3D sur l'image la figure 7. *Result of M3D method applied to the figure 7.*

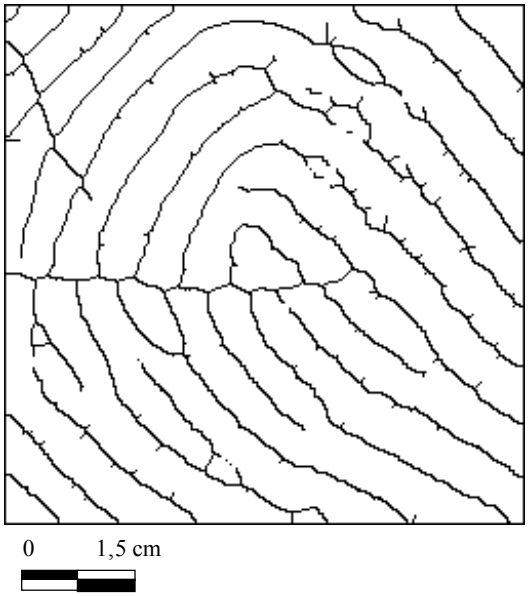



FIGURE 11 Résultat de l'application de la M3D sur l'image la figure 8. *Result of M3D method applied to the figure 8.*

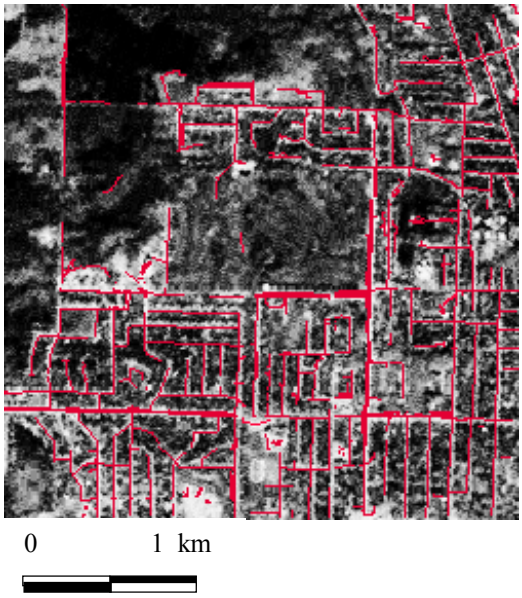



FIGURE 12 Image originale (figure 3) et routes extraites (figure 9). *Original image (figure 3) and extracted roads (figure 9).*

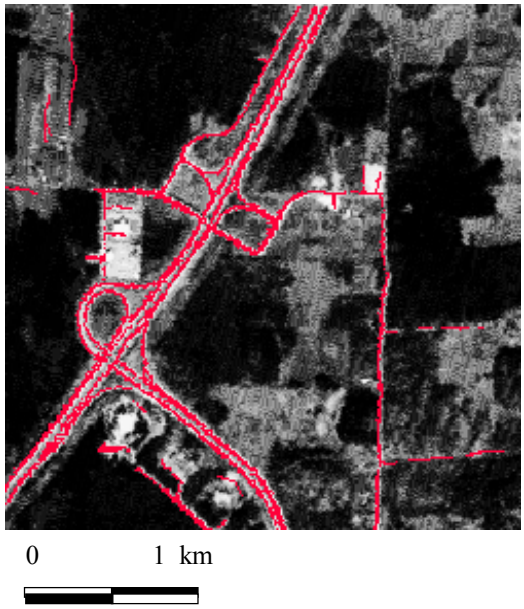



FIGURE 13 Image originale (figure 4) et routes extraites (figure 10). *Original image (figure 4) and extracted roads (figure 10).*

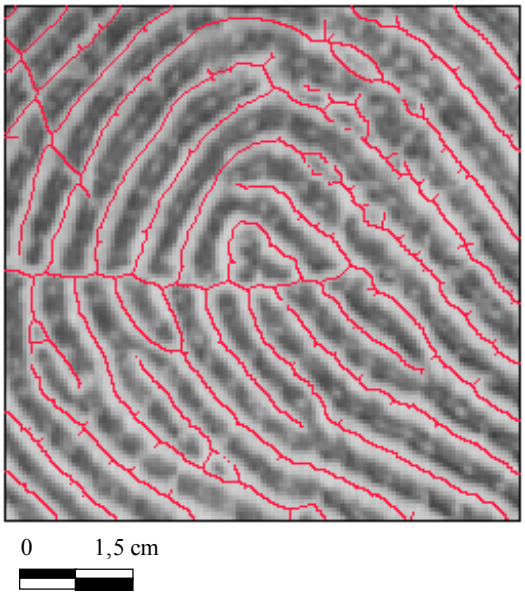



FIGURE 14 Image originale (figure 5) et empreintes digitales extraites (figure 11). *Original image (figure 5) and extracted digital fingerprints (figure 11).*

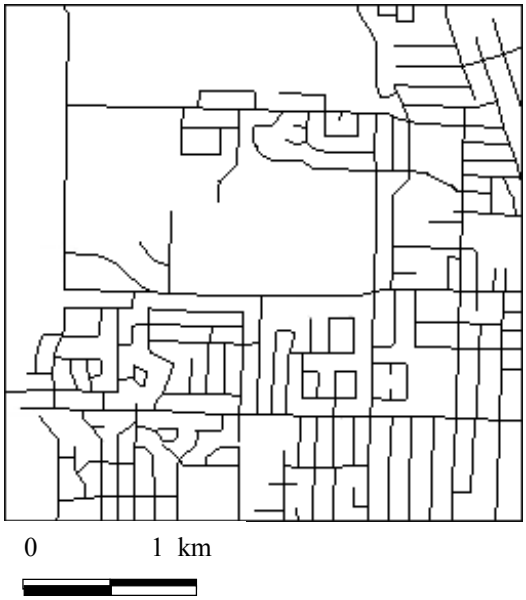



FIGURE 15 Image de référence pour la figure 3.
*Referenced image of the figure 3.*

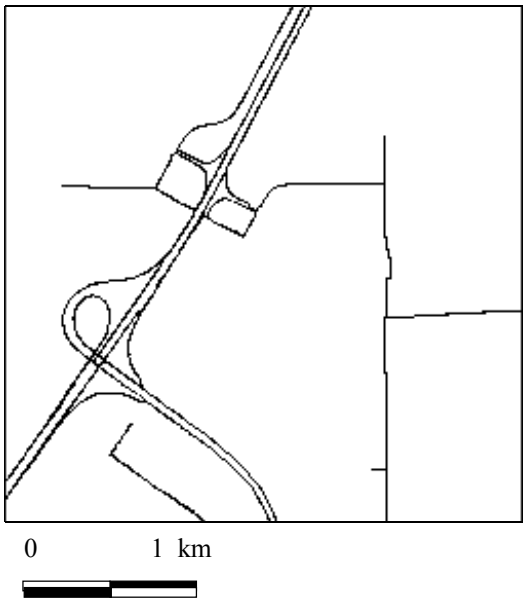



FIGURE 16 Image de référence pour la figure 4.
*Referenced image of the figure 4.*

Sur le tableau 2, on résume les résultats quantitatifs de l'analyse de la performance de l'extraction de routes par la méthode M3D pour les figures 9 et 10. On présente également les résultats de l'analyse de l'extraction de deux méthodes différentes proposées par Wang *et al.,* (1996) et Farah (1998). Il est à noter que le site d'étude dans les trois applications est identique. Par contre, les résultats obtenus par la méthode M3D n'ont pas subi de post-traitement.
En analysant le tableau 2, on constate une amélioration apparente apportée par la méthode M3D pour l'extraction automatique de routes. Cette amélioration se manifeste davantage dans les mesures de précision et d'omission. L'analyse du tableau 2 montre également que, pour les trois méthodes d'extraction présentées, les fausses routes ont des taux plus élevés que ceux des routes omises.

Au moyen de la figure 14, on peut affirmer que la majorité des crêtes de l'empreinte digitale, malgré leur forme courbée, sont correctement extraites et suivent bien les courbes correspondantes de l'image originale (figure 15). Il est important de noter que les crêtes de l'empreinte digitale présentes dans l'image originale sont caractérisées par des lignes de courbure et de largeur différentes. Toutefois, seules les crêtes centrales des empreintes digitales ont été extraites et présentées dans les figures 11 et 14. Finalement, la qualité du résultat obtenu met en évidence le potentiel de la méthode M3D pour diverses applications afin d'extraire d'autres types d'éléments linéaires que des routes à partir d'autres types d'images numériques que des images satellitaires.

TABLEAU 2 Comparaison quantitative entre trois méthodes d'extraction automatique de routes. *Quantitative comparison between the three automatic road extraction methods.*

| **Évaluation** | **Précision %** | **Omission %** | **Commission %** | **Indice de classement %** |
|---|---|---|---|---|
| Figure 9 / figure 15 | 77 | 23 | 39 | 54 |
| Figure 10 / figure 16 | 84 | 16 | 31 | 61 |
| Wang *et al.* (1996) | 70 | 30 | 34 | 56 |
| Farah (1998) | 73 | 27 | 47 | 49 |

## 5. CONCLUSION ET PERSPECTIVE

L'apparence d'une route dans une image aérospatiale varie en fonction du type de route et de la résolution spatiale de l'image. Sur certaines bandes spectrales comme HRV(P) de SPOT ou TM 1, 2 et 3 de Landsat, la perception de routes principales est linéique et la détection de ces routes revient au problème général de l'extraction des lignes dans le domaine du traitement numérique d'image. Parmi les méthodes globales de l'extraction des lignes dans les images, la transformée de Radon retient une attention particulière. Cette transformée converti le problème complexe et global de détection des lignes dans le domaine d'image par un problème plus simple de détection de pics. Néanmoins, il existe certaines restrictions liées à la transformée de Radon pour la détection des lignes. Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle méthode basée sur la transformée de Radon, appelée multicouche tridimensionnelle M3D, pour l'extraction de lignes. Cette méthode élimine simultanément les trois restrictions liées à la transformée de Radon pour l'extraction de lignes. Elle est capable d'extraire des lignes de longueurs et de courbures différentes même dans un contexte fortement bruité. Elle permet également d'établir une base de données pertinente pour l'enregistrement des informations géométriques concernant les lignes extraites comme la longueur, les points de départ et de fin de chaque route, etc. Cette base de données peut être intégrée dans un système d'information à référence spatiale afin de pouvoir l'utiliser dans d'autres applications.

Nous avons évalué la performance de la méthode M3D en l'appliquant sur trois images différentes. La qualité des résultats obtenus montre le potentiel de cette méthode dans diverses applications pour extraire des routes aussi bien que d'autres types d'éléments linéaires à partir de différents types d'images.

La perspective de cette recherche consiste à modifier le fonctionnement de la transformée de Radon afin qu'elle s'applique directement sur les valeurs numériques des pixels de l'image originale avec des niveaux de gris. Cette modification de la fonctionnalité de la transformée de Radon éliminera la phase de binarisation de l'image originale. Cette approche peut être réalisée par l'application de la méthode M3D d'une manière

séquentielle en plusieurs étapes. De même, la méthode M3D dans une étape donnée *i*, sera appliquée sur l'image résultante de l'étape précédente (étape *i-1).* Ainsi, des paramètres d'échantillonnage de la méthode M3D de l'étape *i* seront déterminés en fonction des positions des pics détectés de l'étape *i-1.*

### *Remerciements*

Ce projet a été subventionné par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG). Nous tenons à remercier le rédacteur en chef et les évaluateurs anonymes de la revue Télédétection pour leurs précieux conseils.

### *Références*

Ballard, D.H. (1981) Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. Pattern Recognition vol. 13, p. 111-122.

Barzohar, M. and Cooper, D.B. (1993) Completely automatic reliable finding of main road in aerial imagery by using Bayesian methods. Rapport technique, Laboratory for Engineering Man/Machine Systems (LEMS), Brown University, Providence (Rhode Island), 118 p.

Bhattacharya, U. and Parui, S.K. (1997) An improved backpropagation neural network for detection of road-like features in satellite imagery. International Journal of Remote Sensing, vol. 18, p. 3379-3394.

Brown, C.M. (1983) Hierarchical cache accumulators for sequential mode estimation. Computer Science Department, University of Rochester, rapport technique, 16 p.

Califano, A. and Bolle, R.M. (1992) The multiple window parameter transform. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, p. 1157-1170.

Canny, J.F. (1986) A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, p. 679-698.

Copeland, A.C., Ravichandran, G. and Trivedi, M.M. (1994) Localized Radon transform-based detection of linear features in noisy images. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle (WA), June 1994, p. 664-667.

Couloigner, I. (1998) Reconnaissance de formes dans des images de télédétection du milieu urbain. Thèse de doctorat, École de Mines de Paris, 115 p.

Couloigner, I. and Ranchin, T. (2000) Mapping of urban areas: A multiresolution modeling approach for semi-automatique extraction of streets. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 66, p. 867-874.

Destival, I. and Men, H. (1986) Detection of Linear Networks on Satellite Images, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 54, p. 1551-1555.

Doucette, P., Agouris, P., Stefanidis, A. and Musavi, M. (2001) Self-organised clustering for road extraction in classified imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 55, p. 347-358.

Duda, R.O., and Hart, P.E. (1972) Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Communications of the ACM, vol. 15, p. 11-15.

Duda, R.O. and Hart, P.E. (1973) Pattern classification and scene analysis. John Wiley, New York, 235 p.

Eckhardt, U. and Mederlechner, G. (1988) Application of the projected Radon transform in picture processing. *In* J. Kittler (réd.) Proceedings, British Pattern Recognition Association 4th International Conference on Pattern Recognition, Springer-Verlag, New York/Berlin, p. 370-379.

Farah, N. (1998) Extraction et évaluation du réseau routier urbain à partir des images satellitaires : développement d'algorithmes. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, 112 p.

Fiset, R., Cavayas, F., Mouchot, M.-C., Solaiman, B. and Desjardins, R. (1998) Map-image matching using a multi-layer perception : the case of the road network. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 53, p. 76-84.

Fischler, M.A., Tenenbaum, J.M. and Wolf, H.C. (1981) Detection of Roads and LinearStructures in low-resolution Aerial Imagery using a multisource Knowledge integration technique. Computer Graphics and Image Process, nº 15, p. 201-223.

Gerig, G. (1987) Linking image-space and accumulator-space: A new approach for object recognition. *In* 1st IEEE International Conference on Computer Vision, London, 8-11 juin, p. 112-117.

Gerig, G. and Klein, F. (1986) Fast contour identification through efficient Hough transform and simplified interpretation strategy. *In* Proceedings of the 8th International Conference on Pattern Recognition, 28-31 octobre 1986, Paris, p. 498-500.

Groch, W.D. (1982) Extraction of line shaped objects from aerial images using a special operator to analyze the profiles of functions. Computer Graphics and Image Processing, vol. 18, p. 347-358.

Gruen, A. and Li, H. (1995) Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 50, p. 11-20.

Illingworth, J. and Kittler, J. (1988) A Survey of the Hough transform. Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 44, p. 87-116.

Jedynak, B. (1995) Modèles stochastiques et méthodes déterministes pour extraire les routes des images de la Terre vues du ciel. Thèse de doctorat, Université de Paris Sud Paris Sud, Paris, 134 p.

Karnieli, A., Meisels, A., Fisher, L. and Arkin, Y. (1996) Automatic extraction and evaluation of geological linear features from digital remote sensing data using a Hough transform. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 62, nº 5, p. 525-531.

Kesidis, A.L. and Papamarkos, N. (2000) On the gray-scale inverse Hough transform. Image and Vision Computing, vol. 18, p. 607-618.

Leavers, V.F. (1993) Which Hough transform ? Computer Vision and Image Understanding, vol. 58, p. 250-364.

Leavers, V.F. and Boyce, J.F. (1986) Automatic Shape parameterizations in machine vision. National Physical Laboratory, Report DITC (Ditech Communications), Teddington, Middlesex (UK), p. 79-86.

Leavers, V.F. and Boyce, J.F. (1987) The Radon transform and its application to shape parameterization in machine vision. Image Vision and Computing, vol. 5, nº 2, p. 161-166.

Leavers, V.F. and Miller, G.F. (1987) Radon transform of δ-function curves. A geometric approach, in proceedings. *In* Proceedings of the 3rd Alvey Vision Conference, Cambridge (England), 1987, p. 335-340.

Li, H., Lavin, M.A. and LeMaster, R.J. (1986) Fast Hough transform: A hierarchical approach. Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 36, nº 3, p. 139-161.

Maillard, P. and Cavayas, F. (1989) Automatic map-guided extraction of roads from SPOT imagery for cartographic database updating. International Journal of Remote Sensing, vol. 10, p. 1775-1787.

Mayer, H. and Steger, C. (1996) A new approach for line extraction and its integration in a multi-scale, multi-abstraction-level road extraction system. *In* Proceeding in Machine Perception Applications Workshop : Mapping buildings, roads and other man-made structures from Images. Oldenbourg-Verlag, Wien, p. 331-348.

Murphy, L.M. (1986) Linear feature detection and enhancement in noisy images via the Radon transform. Pattern Recognition Letters, vol. 4, p. 279-284.

O'Brien, D. (1988) Automatic extraction of road networks from digital imagery. Proceedings of International Symposium on

Topographic Applications of SPOT Data, Chicago, Illinois, 5-8 avril 1988, p. 273-287.

O'Gorman, L. and Sanderson, A.C. (1984) The converging squares algorithm : An efficient method for locating peaks in multidimensions, IEEE Transactions on Pattern Analysis andMachine Intelligence, vol. 6, p. 280-288.

Rey, M.Y., Tunaley, J.K., Folinsbee, J.T., Jahans, P.A., Dixon, J.A. and Vant, M.V. (1990) Application of Radon transform techniques to wake detection in Seasat-A SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, p. 553-560.

Roux, M. (1992) Recalage d'images multi-sources. Application au recalage d'une image SPOT et d'une carte. Thèse de doctorat, École nationale supérieure des télécommunications, Paris, 166 p.

Schanzer, D.L., Plunkett, G.W. and Wall, D. (1990) Filters for residential road delineation from SPOT PLA Imagery. *In* GIS for the 1990s Conference Proceedings, Ottawa, 5-8 mars 1990, p. 801-815.

Serendero, M.A. (1989) Extraction d'informations symboliques en imagerie SPOT : réseaux de communications et agglomération. Thèse de doctorat, Université de Nice, Nice, 160 p.

Serra, J. (1982) Image Analysis and mathematical morphology. Academic Press, North Carolina, 610 p.

Toft, P. (1996) The Radon transform, theory and implementation. Thèse de doctorat, Departement of Mathematical Modeling, Section for Digital Signal Processing, Technical University of Denmark, Lyngby, 308 p.

Ton, J., Jain, A.K., Enslin, W.R. and Hudson, W.D. (1989) Automatic road identification and labeling in Landsat 4 TM images. Photogrammetria, vol. 43, p. 257-276.

Tripathi, N.K., Gokhale, G.K. and Siddiqui, M.U. (2000) Directional morphological image transform for lineament extraction from remotely sensed images. International Journal of Remote Sensing, vol. 21, p. 3281-3292.

Van Veen, T.M. and Groen, F.C.A. (1981) Discretisation errors in the Hough transform. Pattern Recognition, vol. 14, p. 137-145.

Wang, D., He, D.-C., Wang, L., et Morin, D. (1996) L'extraction du réseau routier urbain à partir d'images SPOT HRV. International Journal of Remote Sensing, vol. 17, p. 827-833.

Wang, F. and Newkirk, R. (1988) Knowledge-Based system for highway network extraction. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 26, p. 525-531.

Wang, J.F. (1993) LINDA-A System for automated linear feature detection and analysis. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 19, p. 9-21.

Wang, J.F. and Howarth, P.J. (1987) Automated road network extraction from Landsat TM imagery. *In* Proceeding of Annual ASPRS/ACSM Convention, Baltimore (Maryland), 6-10 juillet 1987, vol. 1, p. 86-95.

Wang, J.F, and Liu, W. (1994) Road detection from multi-spectral satellite imagery. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 20, p. 180-189.

Wang, J.F., Treitz, P.M. and Howarth, P.J. (1992) Road network detection from SPOT imagery for updating geographical information systems in the rural-urban fringe. International Journal of Geographical Information Systems, vol. 6, p. 141-157.

Wiedemann, C., Heipke, C., Mayer, H. and Hinz, S. (1998) Automatic Extraction and Evaluation of Road Networks from MOMS-2P Imagery. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 32, p. 285-291.

Xu, L. and Oja, E. (1993) Randomized Hough Transform (RHT) : Basic mechanisms, algorithms and computational complexities. Image Understanding, vol. 57, p. 131-154.