

Choix d'un espace de représentation image adapté à la détection de réseaux routiers

Jérôme Gilles

DGA/Centre d'Expertise Parisien
Département Géographie-Imagerie-Perception,
16 bis, rue Prieur de la Côte d'Or
94114 Arcueil Cedex, France
Tél : int+ 33 1 42 31 94 27, Fax : int+ 33 1 42 31 99 64
jerome.gilles@etca.fr

Résumé Ces dernières années, des algorithmes permettant de décomposer une image en ses composantes structures + textures ont vu le jour. Dans cet article, nous présentons une application de ce type de décomposition au problème de la détection de réseau routier en imagerie aérienne ou satellitaire. La chaîne algorithmique met en œuvre la décomposition d'image (dont nous utilisons une propriété particulière), une détection d'alignements issus de la théorie de la *Gestalt* et un raffinement des routes extraites par contours actifs statistiques.

1 Introduction

Différents travaux, plus ou moins récents, se sont attelés au problème de la détection automatique de réseaux routiers en imagerie aérienne ou satellitaire ([5,8]). Ces travaux ont plus particulièrement concerné les méthodes de détection et la modélisation même d'une route.

Dans cet article, nous étudions la possibilité de disposer d'un espace de représentation de l'image qui soit mieux adapté en vue de faire la détection. Nous proposons d'utiliser l'espace de textures basé sur les méthodes de décomposition d'image développées ces dernières années autour des travaux de Y.Meyer ([9]). Après avoir rappelé le principe de la décomposition d'image, nous montrerons que la composante texture permet de réhausser les objets filiformes. La décomposition sera alors utilisée comme prétraitement avant l'application d'un algorithme de détection (nous proposons un algorithme bas niveau basé sur la méthode de détection d'alignements issue de la théorie de la *Gestalt* et des contours actifs statistiques).

2 Décomposition d'image

2.1 Modèle $u + v$

Dans [9], Yves Meyer, se basant sur l'algorithme de Rudin-Osher-Fatemi [11], propose un modèle permettant de décomposer une image en deux parties : l'une (notée u) contenant les structures, l'autre (notée v) contenant les textures. Ce modèle consiste à minimiser la fonctionnelle (1) :

$$F^{YM}(u, v) = \|u\|_{BV} + \lambda\|v\|_G \quad (1)$$

où $u \in BV$ (l'espace des fonctions à variations bornées) et $v \in G$ (espace des fonctions oscillantes, proche du dual de BV , et ayant comme propriété que plus une fonction est oscillante, plus sa norme $\|\cdot\|_G$ sera faible), λ étant un paramètre du modèle. Ce modèle peut être résolu numériquement grâce à la formulation proposée par J-F.Aujol [1,2], en introduisant un paramètre μ supplémentaire correspondant à la norme maximale des textures dans l'espace G . L'utilisation des projecteurs non linéaires définis par A.Chambolle [3] permet d'obtenir la décomposition de l'image par un algorithme itératif (voir [1,2] pour tous les détails).

2.2 Réhaussement d'objets longilignes

En imagerie aérienne ou satellitaire, une première approximation est de voir les réseaux routiers comme des objets filiformes. Lors d'expérimentations sur la décomposition d'image, nous avons remarqué que les structures filiformes étaient "réhaussées" dans la composante texture. Cette propriété se justifie grâce au lemme 21.

Lemma 21 *Soit f la fonction indicatrice de l'ensemble E_N défini par*

$$E_N = [0, 1] \times [0, N] \quad (2)$$

quand N est grand f correspondra à une route dans l'image. On a alors

$$\|f\|_G \in \left[\left(2 + \frac{2}{N}\right)^{-1}, \frac{1}{2} \right] \quad (3)$$

Démonstration. Soit la fonction θ définie par

$$\theta(t) = \begin{cases} t - \frac{1}{2} & \text{si } 0 < t < 1 \\ \frac{1}{2} & \text{si } t \geq 1 \\ -\frac{1}{2} & \text{si } t \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

alors on peut écrire la fonction f comme la divergence de θ (afin respecter la définition de la norme sur l'espace G) :

$$f = \chi_{E_N} = \frac{\partial}{\partial x_1} (\theta(x_1)\chi_{[0,N]}(x_2)) \quad (5)$$

on a alors

$$\|\theta(x_1)\chi_{[0,N]}(x_2)\|_{L^\infty} = \frac{1}{2} \quad (6)$$

Ce qui nous fournit la borne supérieure. La borne inférieure est obtenue en appliquant la propriété suivante

$$\|f\|_G \|f\|_{BV} \geq \int f^2(x) dx = |E_N| \quad (7)$$

On en déduit

$$\|f\|_G \geq \frac{N}{2N+2} \quad (8)$$

ce qui achève la démonstration.

La figure 1 illustre cette propriété sur une imagerie extraite d'une image aérienne. La décomposition peut donc servir de prétraitement avant une étape de détection à proprement parler. Afin de vérifier la plus-value de cet espace de représentation, nous utilisons un algorithme de bas niveau construit à partir d'une détection d'alignements et d'un raffinement par contour actifs décrits dans les sections suivantes.

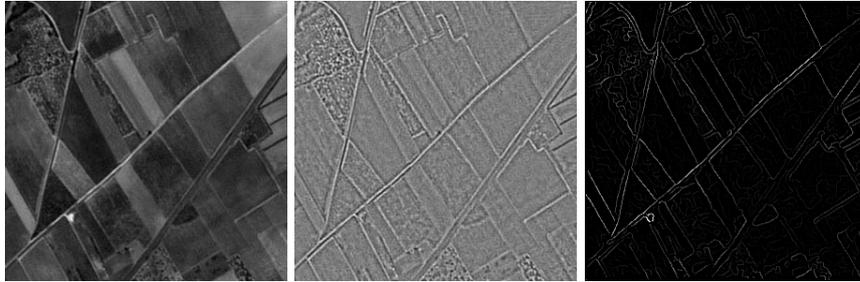


Fig. 1. Réhaussement d'objets longilignes : à gauche l'image originale, au milieu la composante texture issue de la décomposition dans laquelle les routes sont réhaussées et à droite le résultat en sortie du filtre de Canny-Deriche.

3 Détection d'alignements

La composante texture de la figure 1 nous montre qu'en première approximation nous pouvons considérer une route comme étant un alignement de points. Un moyen simple de détecter ce type de configuration géométrique est le détecteur d'alignements issu de la

théorie de la *Gestalt* proposé par Morel et al. (voir [4] pour tous les détails). Afin d'éliminer certaines redondances de segments détectés mais correspondant à une même route, nous incorporons quelques règles de "fusion" entre les segments (ces règles sont disponibles dans [6]). L'image de gauche de la figure 3 illustre le résultat obtenu sur la partie texture de la figure 1. Cet algorithme ne fournissant que des segments, une étape supplémentaire est nécessaire afin de retrouver les courbes réelles du réseau routier. Cette étape est décrite dans la section suivante.

4 Raffinement par contours actifs

L'algorithme de détection d'alignements ne fournit qu'une liste de segments. Ceux-ci ne reflètent donc pas les formes réelles des routes. Afin de résoudre ce problème, nous proposons de convertir chaque segment détecté en une courbe polygonale ouverte composée de nœuds régulièrement espacés (voir la figure 2). Etant donné que les courbes initiales sont proches des routes recherchées, nous pouvons appliquer le principe d'évolution des courbes décrit dans [7] (le principe étant de faire évoluer les courbes suivant la normale en chaque nœud par un processus de recherche de la meilleure position). Cet algorithme appliqué sur les segments précédemment détectés fournit le résultat illustré sur l'image de droite de la figure 3. Nous voyons que la topologie des routes est bien retrouvée grâce aux contours actifs.

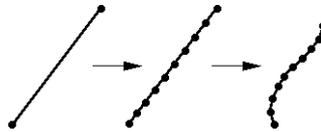


Fig. 2. Principe de conversion des segments en contours actifs.

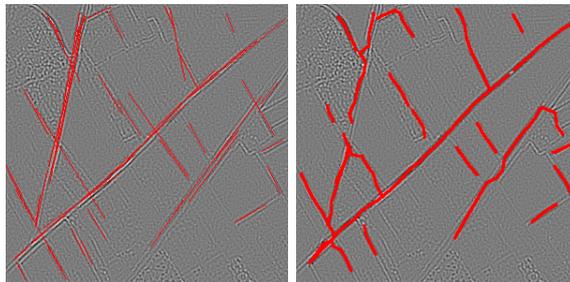


Fig. 3. A gauche : résultats en sortie de l'algorithme de détection d'alignements. A droite, réseau extrait après raffinement par contours actifs.

5 Expérimentation

Afin d'évaluer l'intérêt de l'utilisation de l'espace des textures comme espace de représentation, nous comparons les résultats en sortie de notre détecteur obtenus à partir de cet espace et d'une image prétraitée par une détection de contours classique (Canny-Deriche). La figure 4 donne les deux résultats obtenus. Nous avons pu vérifier sur plusieurs images que la détection par l'utilisation de l'espace des textures donne de meilleurs résultats.

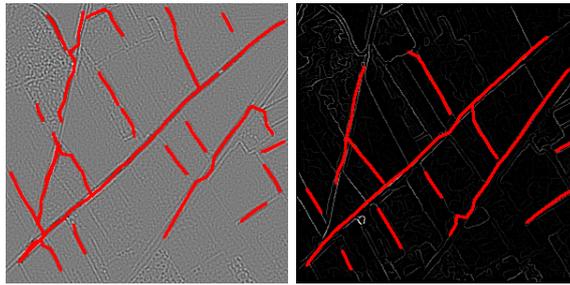


Fig. 4. A gauche : résultats obtenus à partir de la composante texture. A droite, réseau extrait à partir d'un filtrage de Canny-Deriche.

6 Conclusion

Dans cet article, nous montrons qu'une décomposition de l'image dans l'espace des textures permet de réhausser spécifiquement les objets filiformes comme les réseaux routiers.

Les premiers résultats obtenus sur des images de taille beaucoup plus conséquente semblent très encourageants (voir la figure 5). Un algorithme de détection de plus haut niveau permettra de discriminer les routes des autres objets longilignes (comme les bords des parcelles de champs) comme par exemple les travaux de Rochery et al. ([10]).

Des tests sur une base de donnée plus conséquente et disposant des vérités terrains permettrait d'obtenir une évaluation plus poussée de l'algorithme. Le choix des paramètres, notamment en ce qui concerne l'algorithme de décomposition (λ et μ), est en cours d'étude dans le cadre d'un travail plus théorique sur les méthodes de décomposition elles-mêmes. Une autre évolution intéressante à étudier est l'extension de l'algorithme au cas des images de type SAR. En effet, ce type d'image étant particulièrement bruité, ce bruit est extrait dans la composante texture altérant ainsi la détection d'alignements. Une piste envisagée est l'extension des méthodes de décomposition à trois composantes (structures+textures+bruit) proposées dans [6] au cas du bruit multiplicatif.

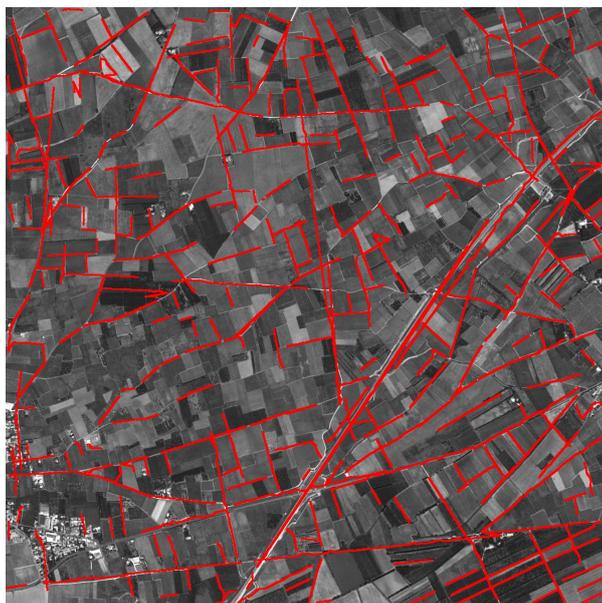


Fig. 5. Détection obtenue sur une image 4000x4000 pixels.

Références

1. J.F. Aujol, G. Aubert, L. Blanc-Féraud, and A. Chambolle. Image decomposition : Application to textured images and SAR images. Rapport Technique 4704, Université de Nice Sophia-Antipolis, 2003.
2. J.F. Aujol, G. Gilboa, T. Chan, and S. Osher. Structure-texture image decomposition-modeling, algorithms and parameter selection. *International Journal of Computer Vision*, 67(1) :111–136, 2006.
3. A. Chambolle. An algorithm for total variation minimization and applications. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 20(1-2) :89–97, mars 2004.
4. A. Desolneux, L. Moisan, and J.-M. Morel. Maximal meaningful events and applications to image analysis. *Annals of Statistics*, 31(6) :1822–1851, 2003.
5. D.Geman and B. Jedynak. An active testing model for tracking roads in satellite images. Rapport technique, University of Massachusetts-INRIA, 1994.
6. J. Gilles. Décomposition et détection de structures géométriques en imagerie. Thèse de Doctorat, Centre de Mathématiques et de Leurs Applications (CMLA) - Ecole Normale Supérieure de Cachan, 2006. <http://jerome.gilles91.free.fr>.
7. J. Gilles and B. Collin. Fast probabilist snake algorithm. *International Conference on Image Processing (ICIP)*, Barcelona, 2003.
8. C. Lacoste. Extraction de réseaux linéiques à partir d’images satellitaires et aériennes par processus ponctuels marqués. Thèse de Doctorat, INRIA, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2004.
9. Y. Meyer. Oscillating patterns in image processing and in some nonlinear evolution equations. *The Fifteenth Dean Jacqueline B. Lewis Memorial Lectures*, American Mathematical Society, 2001.
10. M. Rochery, I. Jermyn, and J. Zerubia. Contours actifs d’ordre supérieur appliqués à la détection de linéiques dans des images de télédétection. Rapport Technique 5063, INRIA-ARIANA, 2003.
11. L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60 :259–268, 1992.