

EXTRACTION AUTOMATIQUE DE PLAN CADASTRAL A PARTIR DE MODELES NUMERIQUES D'ELEVATION PAR UTILISATION DE PROCESSUS PONCTUELS SPATIAUX

Mathias ORTNER, Xavier DESCOMBES, Josiane ZERUBIA

Ariana, projet commun CNRS/INRIA/UNSA
2004, route des Lucioles - BP 93
06902 Sophia Antipolis cedex - FRANCE
E-mail : Prénom.Nom@inria.fr
Tél. : 04.92.38.78.57 - Fax : 04.92.38.76.43

Résumé

Nous nous intéressons à la cartographie automatique de zones urbaines denses. C'est un problème complexe dont les champs d'application sont vastes. Ce travail s'intéresse, en particulier, aux Modèles Numériques d'Élévation (MNE). L'image du relief d'une ville est une donnée simple et désormais relativement facile d'accès. Il existe, en outre, plusieurs types de capteurs ou d'algorithmes pouvant fournir des données sous cette forme. Nous proposons un algorithme qui permet de détecter dans l'image du relief d'une ville des formes tridimensionnelles simples, obéissant à des contraintes modélisées par les morpho-mathématiques.

L'objectif est d'obtenir un plan cadastral tridimensionnel de la zone urbaine considérée. Nous introduisons un processus ponctuel marqué dont les points représentent des éléments de bâtiments. La densité de ce processus ponctuel se divise en deux parties : la première est un modèle d'agencement des bâtiments utilisant des interactions entre les points, tandis que la seconde est un terme d'attache aux données pour assurer la cohérence entre les réalisations du processus ponctuel et le MNE. Nous calculons ensuite une estimée du sur-sol bâti de la zone urbaine à partir de cette densité en utilisant une simulation de Monte Carlo par Chaîne de Markov (MCMC) combinée avec un recuit simulé. Nous présentons des résultats sur des données réelles sur la ville d'Amiens fournies par l'Institut Géographique National et discutons de la robustesse de notre approche. Nous présentons trois modèles différents et étudions leur apport à la reconstruction 3D.

Mots clés : Extraction de bâtiments, Modèles Numériques d'Élévation, plan cadastral, processus ponctuels, méthodes MCMC à sauts réversibles.

Abstract

We focus on automatic cartography of dense urban areas. This complex issue concerns a lot of fields. This work focuses on Digital Elevation Models (DEM). Altimetry of a town is a simple data which is quite easily available nowadays. Different sensors can provide this kind of data. We propose here an algorithm that allows to detect on a DEM simple 3D shapes fitting some conditions using mathematical morphology.

The goal is to obtain a three dimensional land register vector map of the considered urban area. This algorithm uses some a priori knowledge of the disposition of buildings in towns. We introduce a spatial point process whose points stand for buildings. The distribution of this random process is split into two parts : the first favours configurations where points lie according a pattern that reflects buildings arrangement by use of interactions, while the second is a data term that makes realisations of the point process be relevant with respect to the DEM. We compute an estimate of the land register by using an MCMC sampler coupled with a simulated annealing. We present results on real data provided by IGN (French Mapping Institute) and discuss about the robustness of our method. We present three different models and study their utility to the 3D reconstruction.

Keywords : Building extraction, Digital Elevation Models, land register map, point processes, RJMCMC.

1. Introduction

L'objectif de cette étude est de proposer une méthode et plusieurs modèles dans un but d'extraction automatique de caricatures de bâtiments à partir d'un Modèle Numérique d'Élévation (MNE).

La description tridimensionnelle d'une ville est d'un intérêt croissant pour un nombre de plus en plus important de domaines (téléphonie mobile, étude de l'urbanisation, préparations de missions militaires...).

La restitution entièrement automatique de la cartographie 3D d'une ville est un problème toujours ouvert ayant donné lieu à un nombre important de travaux. On trouvera dans [Jibrini 2002] une synthèse des différentes approches utilisées pour la reconstruction tridimensionnelle des zones urbaines denses. Un premier critère classe ces méthodes en deux grandes catégories : les méthodes semi-automatiques (on se référera à [Gruen, Nevatia 98] pour quelques exemples) et les méthodes ne nécessitant pas d'intervention humaine, dites automatiques.

Ces méthodes automatiques reposent sur trois étapes : la focalisation sur une zone d'intérêt, la détection de primitives, et la reconstruction des bâtiments proprement dite.

La focalisation sur une zone consiste en la recherche d'une zone pertinente ou bien par segmentation sol/sur-sol, bâti/non-bâti ou encore par l'apport d'une donnée externe, comme un plan cadastral vectoriel. La détection de primitives et la reconstruction des bâtiments sont deux étapes étroitement liées, en général. Elles reposent en effet sur deux processus : le premier consiste en une détection de primitives images simples (segments 3D, plans 3D), puis en leur regroupement en un ensemble d'hypothèses "bottom up" (cf. [Fischer 98]). Le second processus compare ces hypothèses avec une base de données décrivant un ensemble plus ou moins complexe de modèles de bâtiments plausibles.

Ces approches souffrent de plusieurs handicaps : d'abord, pour améliorer et faciliter le processus, nombre de travaux s'emploient à augmenter la variété et la quantité des données en entrée. Ensuite, la mise en relation des hypothèses nées de la fusion de primitives avec les modèles de bâtiments plausibles donne lieu à une explosion combinatoire.

Nous proposons dans cette étude une approche différente, qui repose sur les idées suivantes :

- Nous cherchons d'abord à utiliser le moins de données possibles. Nous nous focalisons en particulier sur l'utilisation du seul MNE. Ce type de données peut être obtenu soit par corrélation optique, soit par mesure LASER directement.
- Nous nous proposons de fusionner les phases de focalisation et de proposition d'hypothèses en une seule étape.

- Nous avons pour ambition d'introduire et d'utiliser une connaissance a priori sur l'agencement des bâtiments dans une zone urbaine dense.

Nous n'abordons pas ou très peu la troisième étape de reconstruction précise des bâtiments, celle-ci devant se faire en fonction de la quantité et du type de données disponibles ainsi que de l'application visée.

Notre approche utilise un cadre stochastique. En effet, pour décrire des statistiques spatiales comme l'agencement des bâtiments, nous utilisons un modèle reposant sur les processus ponctuels. Ce type d'approche a été introduite en traitement d'image dans [Baddeley, van Lieshout, 93], réétudié par H. Rue (cf. [Rue, 98]), puis appliquée à des problèmes plus complexes entre autre dans [Stoica, 01] et [Ortner, 03]. Cette approche a pour avantage d'être une approche objet. Les hypothèses de bâtiment formulées peuvent être comparées à un ou plusieurs types de données au travers d'une simple projection, ce qui évite la mise en correspondance de primitives. Une autre approche objet du même type peut être trouvée dans [Vinson, Cohen, 01].

Les modèles que nous proposons se présentent sous la forme d'une énergie à minimiser. La complexité de cette énergie ainsi que le manque de structure mathématique de l'espace d'état nous conduisent à utiliser comme algorithme d'optimisation le recuit simulé, dont le principe repose sur l'exploration stochastique de l'espace d'état.

Nous présentons dans cette étude trois modèles, reposant sur trois approches différentes. Nous appellerons ces trois modèles, les modèles A, B et C.

2. Modélisation

2.1. Modèle géométrique

Notre approche repose sur la définition d'un modèle géométrique de bâtiments. Nous cherchons à extraire une information vectorielle d'un niveau relativement bas. Nos modèles sont donc très simples.

2.2.1. Silhouettes

L'objet d'intérêt est le bâtiment. Nous avons donc besoin d'un modèle simple de bâtiment. Ainsi, dans le cadre des modèles A et B, nous cherchons des bâtiments grossiers dont la silhouette au sol est rectangulaire.

Un bâtiment est représenté dans ce cadre par un élément $u \in \mathbf{S}$, u étant constituée de 5 paramètres décrivant la position du centre du rectangle, son orientation, sa longueur et sa largeur, comme présenté par la figure 1 : $u=(x,y,\theta,L,l)$

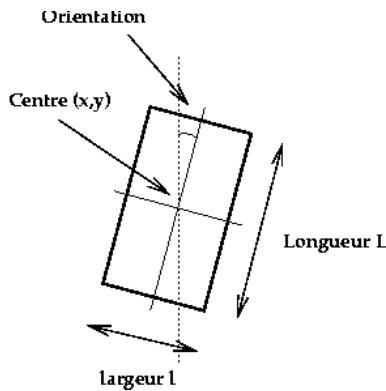


Figure 1 : Premier modèle géométrique : un rectangle

On note S l'espace associé à cette paramétrisation. En fait, il est utile de diviser S en $S=KxM$, K correspondant au rectangle de l'image $[0, X_{max}]x[0, Y_{max}]$ et M aux trois paramètres supplémentaires θ, L et l nécessaires pour décrire un rectangle.

2.2.2 Modèle polyédrique

Pour le dernier modèle, le modèle C, nous nous intéressons à des objets plus complexes. L'objet d'intérêt est un bâtiment polyédrique, paramétré comme un rectangle auquel on ajoute 6 autres paramètres comme présenté par la figure 2.

Dans ce cas, l'espace objet S' correspond au précédent espace S augmenté de 6 paramètres :

$$S' = KxMxM'$$

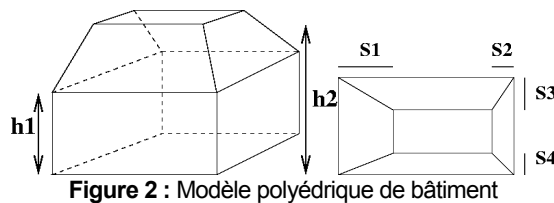


Figure 2 : Modèle polyédrique de bâtiment

2.2. Configurations d'objets

Du point de vue de la vision par ordinateur, notre objectif est de détecter un nombre inconnu de figures géométriques dans une scène décrite par une image. Nous notons x une configuration non ordonnée d'un nombre inconnu d'objets :

$$x = \{u_1, \dots, u_n\}$$

où les u_i sont tous des éléments de S (ou de S' dans le cas du modèle C). Notons C l'ensemble des configurations possibles, qui inclue la configuration vide (sans objets) ainsi que toutes les configurations à 1 objet, à 2 objets, à 3 objets, etc. jusqu'à l'infini.

C est l'espace d'état sur lequel notre méthode s'appuie. Un tel espace n'a pas de structure vectorielle. Par conséquent, pour optimiser une fonctionnelle définie sur cet espace, il faut introduire une variable aléatoire à valeur dans cet espace.

2.3. Processus ponctuel

Au lieu de considérer des configurations statiques d'objets, nous considérons des configurations aléatoires. Par

exemple, on peut imaginer tirer aléatoirement un nombre entier N , puis tirer aléatoirement N objets (rectangles/polyèdres) suivant une loi donnée.

Mathématiquement, cela revient à introduire un espace probabilisé abstrait (Ω, A, P) et à définir une application mesurable X allant de Ω vers C . X est un processus ponctuel, c'est à dire que X est une variable aléatoire dont les réalisations sont des configurations aléatoires d'objets.

2.4. Processus de Poisson

Sur R , lorsqu'un modèle probabiliste est défini, deux objets mathématiques apparaissent : une densité de probabilité f , et une mesure de référence contre laquelle cette densité est définie.

Notre modélisation repose sur les mêmes idées. Nous allons définir une densité de probabilité rendant certaines configurations d'objets plus probables que d'autres, et en particulier, celles dont les bâtiments suivent certaines contraintes et sont vraisemblables au vu des données. Nous avons donc d'abord besoin d'une mesure de référence.

Celle-ci est donnée par la loi d'un processus ponctuel de Poisson. La figure 3 présente deux réalisations de deux processus de Poisson différents. Le premier est un processus de Poisson de points dans une image avec une espérance de nombre de points valant 50, tandis que le second est un processus de rectangles avec en moyenne 20 rectangles dans ses réalisations. Le processus de Poisson est un processus entièrement aléatoire : les objets d'une réalisation sont indépendamment distribués.

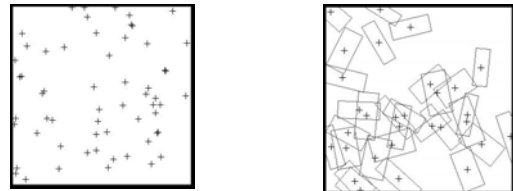


Figure 3 : Deux réalisations de deux processus de Poisson

2.5. Densités de probabilité

Dès lors que la mesure de référence a été définie, il est possible de spécifier une densité de probabilité correspondant à un modèle. Cela revient à associer à toute configuration x d'objets une valeur réelle positive $f(x)$ reflétant la vraisemblance de cette configuration. Classiquement, en traitement d'image, cette densité est définie comme le produit de deux densités :

$$f(x) = \alpha f_d(x) f_{\text{priori}}(x)$$

où α représente la constante de normalisation, inconnue étant donnée la taille de l'espace d'état C , $f_d(x)$ une densité reflétant la vraisemblance de la configuration x au vu des données, et $f_{\text{priori}}(x)$ la vraisemblance de cette configuration par rapport à une connaissance a priori. C'est par ce second terme que nous allons favoriser certaines interactions géométriques entre les bâtiments.

Comme cela se fait classiquement en traitement d'image, nous spécifions les modèles sous leur forme énergétique.

Cela revient à définir une énergie, au travers de la relation de Gibbs suivante :

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \alpha \exp(-\mathbf{U}(\mathbf{x})) \quad \mathbf{U}(\mathbf{x}) = \mathbf{U}_d(\mathbf{x}) + \mathbf{U}_{\text{priori}}(\mathbf{x})$$

Les comportements de \mathbf{f} et de \mathbf{U} sont opposés : la vraisemblance $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ d'une configuration augmente quand son énergie $\mathbf{U}(\mathbf{x})$ diminue.

2.5. Modèle a priori

Commençons par définir le modèle *a priori*. Ce modèle fait intervenir des interactions entre les objets comme celles présentées sur la figure 4. Nous commençons par présenter une interaction d'intersection. Cette interaction doit être pénalisée.

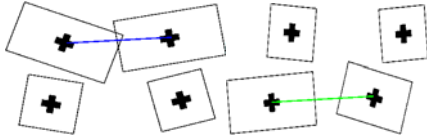


Figure 4 : Exemples d'interactions entre rectangles (intersection et alignement)

2.5.1. Intersection

On dit que deux objets u_i et u_j sont en relation d'intersection si les deux rectangles associés s'intersectent. Pour une configuration \mathbf{x} donnée, on note $\mathbf{s}(\mathbf{x})$ le nombre d'intersections ayant lieu dans cette configuration. En utilisant un paramètre réel positif V_{inter} , on définit la contribution de l'interaction d'intersection à l'énergie *a priori* sous la forme suivante :

$$\mathbf{U}_{\text{inter}}(\mathbf{x}) = V_{\text{inter}} \mathbf{s}(\mathbf{x})$$

Comme le paramètre V_{inter} est positif, l'énergie d'une configuration est augmentée à chaque fois qu'une intersection est créée. Par conséquent, cette interaction est bien rendue répulsive.

2.5.2. Alignement

A l'inverse, nous cherchons à favoriser les alignements entre bâtiments. De la même manière que l'on a pénalisé l'intersection de deux bâtiments, on peut favoriser leur alignement. Cela soulève cependant deux problèmes. D'une part, il faut que cette attraction soit d'un ordre plus faible que l'intersection, pour éviter de favoriser les configurations d'objets avec beaucoup d'objets se superposant et alignés. D'autre part, il semble utile de quantifier la qualité d'un alignement, de manière à favoriser les bons alignements par rapports aux mauvais. Comme décrit dans nos précédentes études [Ortner,03], on peut introduire une fonction de potentiel σ comme suit :

$$\sigma : \mathbf{S} \times \mathbf{S} \rightarrow [0,1]$$

avec $\sigma(u,v)=0$ si les objets u et v ne sont pas alignés, $\sigma(u,v) \in [0,1]$ sinon, la valeur nulle correspondant à la limite de détection d'un alignement, et la valeur 1 à un alignement parfait. On peut alors considérer une énergie définie à l'aide d'un potentiel V_{align} :

$$U_{\text{alignement}}(\mathbf{x}) = \sum_{\substack{u \in \mathbf{x} \\ v \in \mathbf{x} \\ u \neq v}} V_{\text{align}} \sigma(u, v)$$

2.6. Attache aux données

Il faut également définir une énergie d'attache aux données. Cela revient à quantifier la pertinence d'une configuration d'objets par rapport au MNE donné. Dans cette étude, nous présentons deux types de modèles d'attache aux données différents.

Les modèles A et B (silhouettes rectangulaires) suivent le principe suivant : l'énergie d'attache aux données est factorisée sur tous les objets :

$$\mathbf{U}_d(\mathbf{x}) = V_d \sum_{u \in \mathbf{x}} \mathbf{U}_d(u)$$

Pour ce type de modèle, on construit donc une fonction de coût associant à chaque objet u d'une configuration une valeur de pertinence $\mathbf{U}_d(u)$ valant 0 pour un objet non pertinent et 1 pour un objet parfait par rapport au MNE. V_d paramètre réel, doit donc être négatif puisque les configurations favorisées sont celles d'énergie minimale.

Pour le modèle C, nous utilisons une distance entre la surface reconstruite et la surface de données.

3. Algorithme

3.1. Maximum de densité

Le travail de l'algorithme consiste à trouver une configuration d'objet \mathbf{x} qui minimise l'énergie $\mathbf{U}(\cdot)$, c'est à dire qui maximise la densité $\mathbf{f}(\cdot)$. Comme $\mathbf{U}(\cdot)$ est définie par une somme pondérée d'énergies d'interactions et d'attache aux données, la configuration qui minimise cette énergie est donnée par le meilleur compromis entre ces différents termes.

L'algorithme que nous utilisons est un recuit-simulé. Son principe (cf. [Van Lieshout, 93]), provient de la physique statistique. L'idée est de simuler le refroidissement d'un ensemble de particules. Les particules sont agitées en fonction de l'énergie définie précédemment. Plus la température est élevée, plus l'agitation est grande. En simulant le refroidissement du système, on le fige dans sa configuration d'énergie minimale.

3.2. Principe de l'algorithme

L'algorithme de recuit simulé est un algorithme itératif, qui repose sur l'échantillonnage de Monte Carlo par Chaîne de Markov. Nous ne présentons ici que la trame concrète de l'algorithme, et passons sur les aspects développés dans [Ortner, 03, rr2]. Il faut noter tout de même que l'on doit pour l'essentiel la construction de l'algorithme aux travaux théoriques présentés dans [Geyer et Møller, 94] et [Green, 95].

A chaque instant t , on dispose d'une température T_t et d'une configuration $\mathbf{X}_t = \mathbf{x}$ d'objets. Une méthode de perturbation aléatoire de cette configuration est choisie et appliquée, ce

qui donne une nouvelle configuration y . Parmi les méthodes de perturbation que nous avons implémentées se trouvent :

- **La naissance ou la mort d'un objet.** La nouvelle configuration y est obtenue en retirant un objet sélectionné au hasard, ou bien en ajoutant un nouvel objet généré aléatoirement sur S .
- **La perturbation d'un objet de la configuration.** Un objet u est tiré aléatoirement parmi les objets de la configuration x . En perturbant légèrement cet objet, on obtient un nouvel objet v . La nouvelle configuration y est obtenue en retirant u de x et en y ajoutant v . Parmi les perturbations d'un objet que nous avons implémentées, on trouve :
 - Pour les rectangles des modèles A et B ; la translation, la rotation et les deux dilatations suivant les deux axes principaux d'un rectangle,
 - Pour les bâtiments polyédriques du modèle C, les mêmes transformations plus des transformations de perturbation de la forme des toits.
- **La création ou la suppression d'une interaction.** Afin d'aller dans le sens du modèle, nous avons implémenté cette perturbation qui ajoute un bâtiment dans l'alignement d'un autre, par exemple, ou bien qui supprime un bâtiment aligné avec un autre.

Une fois cette nouvelle configuration y générée, on peut calculer deux grandeurs :

- $\Delta U = U(y) - U(x)$ qui correspond à la variation d'énergie du système induite par la perturbation,
- $\tau(x, y)$ qui est un terme correctif lié à la transformation de perturbation utilisée pour générer y à partir de x . Par exemple, dans le cas des méthodes de perturbation qui modifient légèrement un des objets de x , τ vaut 1, tandis que dans le cas de l'ajout ou de la suppression d'un objet il vaut $\beta/n(x)$ ou bien $n(x)/\beta$, β étant un paramètre provenant du processus de Poisson de référence.

Ces deux grandeurs permettent de calculer le taux d'acceptation p :

$$p = \tau(x, y) \exp(-\Delta U/T_i) \quad p = \min(1, r)$$

Une fois ce taux d'acceptation calculé, on accepte de remplacer la configuration x par sa perturbée y avec une probabilité p ; dans ce cas on pose $X_{t+1} = y$. Sinon l'état reste inchangé et $X_{t+1} = x$.

Entre deux itérations, la température est diminuée. En théorie, cette décroissance doit se faire selon une loi logarithmique avec le temps, auquel cas, pour de très faibles températures, l'algorithme se fige dans la configuration d'énergie minimale. En pratique, toutefois, une décroissance géométrique est utilisée.

Pour comprendre l'esprit de l'algorithme, posons $\tau = 1$. Si la perturbation induit une variation d'énergie ΔU négative, c'est à dire améliorante, la perturbation est acceptée, puisque dans ce cas $p = 1$. En revanche, si la variation d'énergie est positive, $p = \exp(-\Delta U/T) < 1$ et la perturbation est d'autant moins acceptée que cette hausse d'énergie est grande.

Le fait d'autoriser des perturbations détériorantes justifie intuitivement le fait que l'algorithme conduise au minimum

global d'énergie. La diminution de température rend ces perturbations détériorantes de plus en plus difficiles à accepter, ce qui justifie intuitivement le fait que l'algorithme se fige dans un état final.

4. Modèle A : approche région

Nous décrivons ici le premier modèle que nous avons mis en place (voir [Ortner (icassp),03]).

4.1. Les objets

Comme décrit précédemment, nous avons utilisé pour ce modèle des objets rectangulaires. L'objectif que l'on se donne est d'extraire l'emprise planimétrique des bâtiments en 2D sous forme rectangulaire.

4.2. L'attache aux données

Pour cette première approche, nous avons utilisé deux hypothèses. La première est que les bâtiments sur le Modèle Numérique d'Élévation sont extrudés d'une hauteur h_{\min} au moins par rapport au sol, et la seconde que la répartition des pixels le long d'une ligne parallèle à l'axe de la longueur d'un bâtiment suit une distribution gaussienne.

Nous avons ensuite introduit une énergie d'attache aux données $U_a(u)$ qui vaut 1 (répulsif) si ces hypothèses ne sont pas vérifiées pour un objet proposé u et qui vaut entre 0 et -1 si ces hypothèses sont vérifiées, le cas -1 correspondant au cas parfait.

4.3. Les interactions

Pour ce premier modèle, nous avons fortement pénalisé les intersections. Cependant, dans les résultats que nous présentons ici, nous avons autorisé de légères intersections de façon à ce que le résultat présenté soit plus propre au niveau des coins des objets. A l'inverse, nous avons favorisé légèrement l'alignement entre deux bâtiments proches ainsi que l'orthogonalité entre deux bâtiments adjacents.

4.4. Les paramètres

Les paramètres de ce modèle ont été réglés à la main, par une stratégie d'essai et d'erreur.

4.5. Résultats

4.5.1. MNE issu d'une corrélation de données optiques

L'IGN nous a fourni un MNE de qualité moyenne, présenté en figure 5. Ce MNE est issu de la mise en correspondance par corrélation d'images aériennes. Ce MNE est résolu à 20cm au sol et à 10 cm en altitude.

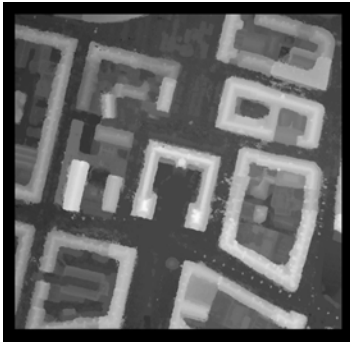


Figure 5 : MNE (Amiens) fourni par l'IGN à 20 cm de résolution.

4.4.2. Extraction obtenue

Le résultat montré par la figure 6 est obtenu en une vingtaine de minutes sur une machine puissante (1GO Ram, 1GHz), sans initialisation.

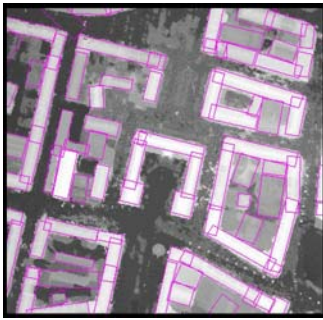
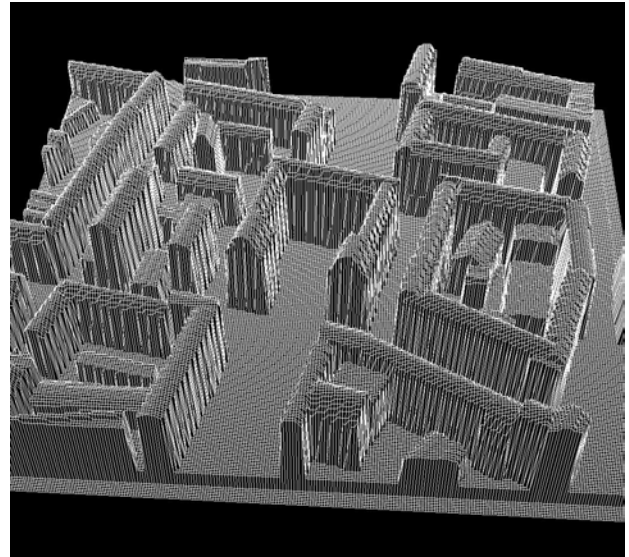


Figure 6 : Emprise planimétrique extraite

On peut visualiser ce résultat en trois dimensions comme le présente la figure 7. Ce résultat a nécessité l'utilisation des traces au sol détectées, ainsi qu'une estimation naïve des formes de toit. Il faut noter que le relief du sol n'a pas été estimé.



b) Bâtiments extraits

Figure 7 : Résultats en trois dimensions

4.6 Commentaires

Ce modèle fonctionne bien pour des objets vraiment surélevés. Par contre, dans les cours intérieures des bâtiments, ce modèle donne de piètres résultats. Cela est dû au fait qu'il n'utilise aucune information de gradients, d'où l'idée du modèle suivant.

5. Modèle B : approche contour

Nous décrivons ici un modèle que nous avons mis récemment en place (voir [Ortner (rr4919), 03]). Ce modèle se fonde sur une analyse des profils locaux du MNE. Pour un objet u donné, on considère des lignes de profils du MNE sous échantillonnées. La figure 8 montre les profils associés à un rectangle.

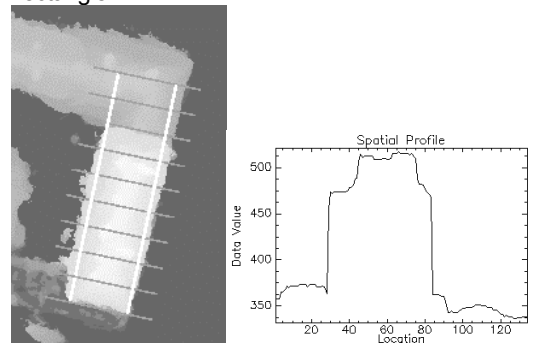
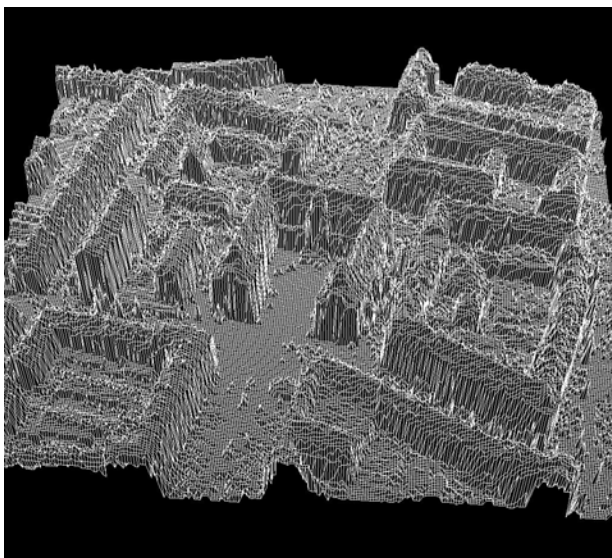


Figure 8 : A gauche profils associés à un rectangle issu du MNE grossier et à droite, exemple de profil.

Le modèle d'attache aux données est construit de manière à utiliser les profils décrits par la figure 8. L'utilisation des profils fait de cette approche une approche par contours.

5.1. Simplification des profils

L'idée est de simplifier les profils extraits du MNE de manière à ne tenir compte que des gradients d'intérêt. La figure 9



a) MNE original (IGN)

présente deux résultats de l'algorithme de simplification des profils présenté dans [Ortner (rr4919), 03], l'un sur le MNE précédemment décrit, l'autre sur un MNE obtenu par mesure LASER, résolu à 50 cm.

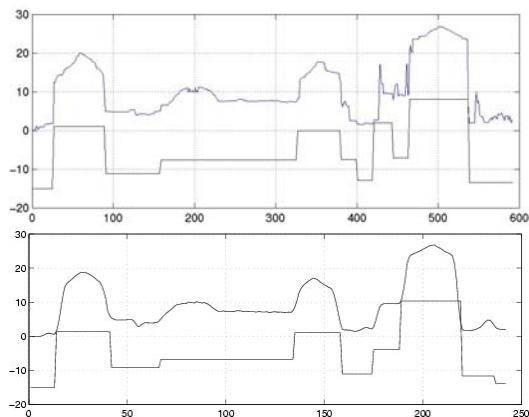


Figure 9 : Deux simplifications de profils, en haut sur MNE de corrélation, en bas sur MNE Laser.

Dans [Ortner, 03] un algorithme rapide permettant de simplifier les profils est présenté. Il repose sur un seuillage des pentes, une accumulation des pentes suffisamment grande et une ouverture morphologique. Les points détectés sont en fait les gradients important du profil simplifié, c'est à dire les frontières entre deux bâtiments successifs.

Cet algorithme de simplification est appliqué à tous les profils associés à un rectangle. En pratique, les profils dont les traces sont présentées sur la figure 8 sont bien moins long que les profils présentés sur la figure 9.

Une fois un profil simplifié, on utilise diverses grandeurs géométriques (distances, moments) pour construire une fonction de coût qui calcule la distance entre un rectangle et sa position idéale par rapport aux gradients du profil simplifié.

5.2. Modèle d'attache aux données

De même que pour le premier modèle, nous utilisons une énergie d'attache aux données associée à chacun des objets de la configuration (ce qui n'est pas le cas du modèle C). Cette énergie est construite à l'aide de la distance évoquée dans le paragraphe précédent. En fait, nous avons distingué 4 niveaux différents qui donnent pour chaque objet des niveaux d'énergie interne différents.

5.3. Modèle a priori

Nous présentons très brièvement le modèle a priori utilisé. Nous avons introduit différentes interactions qui correspondent à des interactions de proximité entre les coins de deux rectangles proches. Ces interactions modifient l'énergie associée à chaque objet en suivant les principes résumés par la figure 10.

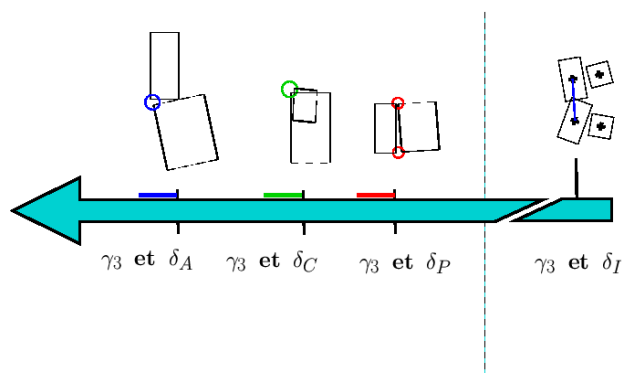


Figure 10 : Paysage énergétique associé à un objet en fonction de l'interaction considérée.

La partie gauche contient les interactions qui sont favorisées, c'est à dire les interactions d'alignement, de complétion et de pavage. On remarquera, en particulier l'interaction de complétion qui cherche à faire se correspondre deux rectangles orthogonaux, de manière à faire se compléter les détectés des gradients intéressants dans deux directions orthogonales. On remarquera également qu'un objet sujet d'une interaction d'intersection voit son énergie fortement augmentée. L'intersection est toujours fortement répulsive.

5.4. Résultats

Nous présentons des résultats pour ce modèle sur deux types de données : MNE laser et MNE de corrélation. Les paramètres d'interactions ont été réglés par essai et erreur, mais n'ont pas nécessité d'ajustement entre deux zones différentes ou entre deux types de données différents. Les paramètres de l'attache aux données ont été appris pour chacun des deux types de données.

5.4.1. MNE de corrélation – Zone 1

Sur la figure 11, un premier résultat est présenté sur la zone d'Amiens déjà mentionnée.

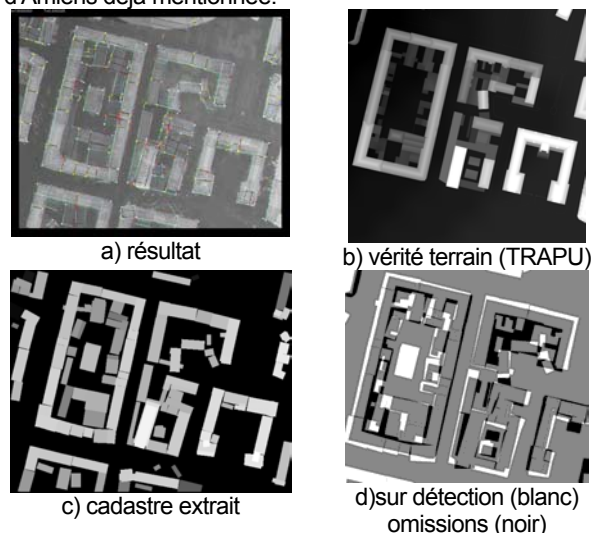


Figure 11 : Résultat de l'extraction

Nous quantifions la qualité de ce résultat en comparant les traces au sol de la vérité terrain et du cadastre extrait. Le tableau 1 détaille les proportions d'erreurs.

Taux d'omission (noir)	Taux de sur-détection (blanc)
9%	10%

Tableau 1 : Résultat de l'extraction sur la première zone

Il faut noter la présence d'artefacts comme les arbres qui augmentent le taux de sur-détection.

5.4.2. MNE Laser – Zone 1

Dans cette partie est présenté un résultat obtenu en 2h sur une donnée LASER (50cm,50cm,10 cm). La figure 12 et le tableau 2 rendent compte de ce résultat dans le détail.

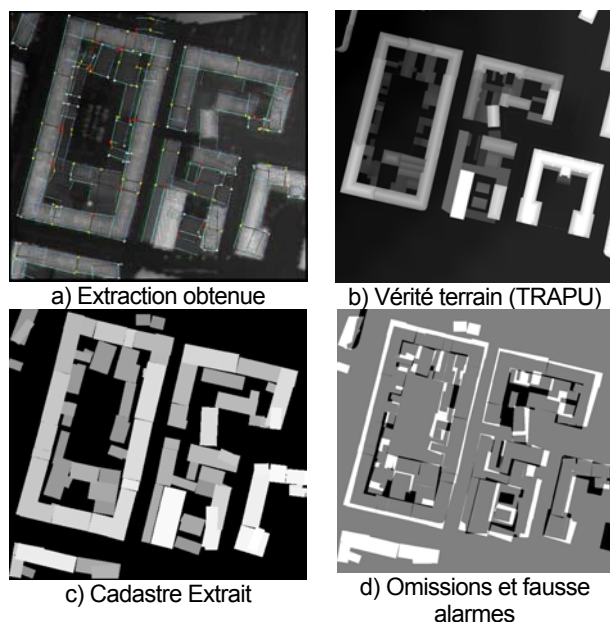


Figure 12 : Résultat sur une donnée Laser

Taux d'omission (noir)	Taux de sur-détection (blanc)
5%	11%

Tableau 2 : Erreurs du second résultat.

5.4.1. MNE de corrélation – Zone 2

Nous présentons un dernier résultat, toujours sur une zone d'Amiens. Les figures 13 et tableau 3 détaillent ce résultat.

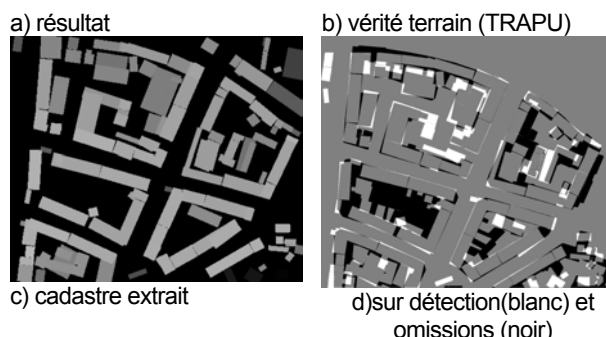
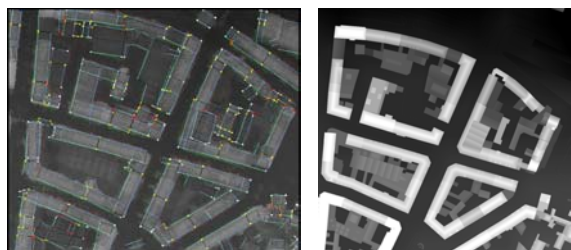


Figure 13 : Résultat de l'extraction sur une autre zone du MNE initial.

A cause de la grande cour intérieure oubliée par l'algorithme, les proportions d'omissions et de sur-détection sont inversées pour ce résultat :

Taux d'omission (noir)	Taux de sur-détection (blanc)
8%	5.3%

Tableau 3 : Résultat sur la seconde zone

5.5. Conclusions

L'approche contour permet d'obtenir de meilleurs résultats que l'approche région, en particulier au niveau du positionnement des limites de chaque objet.

6. Modèle C : Reconstruction du relief

Le troisième modèle que nous avons proposé dans [Ortner (taira), 03] utilise le modèle de bâtiments polyédriques que nous avons présenté en première partie.

L'idée fondatrice de ce modèle est qu'en ayant une description plus précise des bâtiments, il est possible d'utiliser une énergie d'attache aux données qui ne soit pas une énergie locale, mais qui tienne compte du relief reconstruit et du relief de donnée.

6.1. Les objets

Comme indiqué précédemment, nous utilisons le modèle polyédrique présenté en première partie. Cependant, une difficulté inhérente à la mise en place d'un tel modèle provient de la dimension de l'espace associé, c'est à dire du nombre de paramètres impliqués (11 dans le cas du modèle simple utilisé).

Une solution consiste donc à utiliser une pré-détection d'hypothèses plausibles de rectangles. Nous avons ensuite introduit une notion de voisinage de rectangle, et nous avons réduit l'espace d'état de l'algorithme aux configurations de bâtiments dont les traces au sol rectangulaires sont proches d'une hypothèse plausible de rectangle recensée lors de l'initialisation. La figure 14 montre un exemple d'initialisation possible.

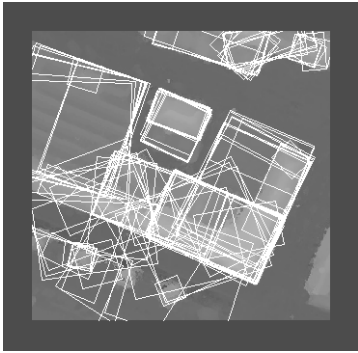


Figure 14 : Exemple d'initialisation possible

Cette pré-détection peut être obtenue soit avec les premiers modèles, soit avec des méthodes plus classiques.

6.2. Le modèle adopté

On note \mathbf{G} la grille de pixels considérés. Pour tout pixel \mathbf{g} de \mathbf{G} , le MNE de données nous fournit une altitude $h_d(\mathbf{g})$. De plus, pour une configuration \mathbf{x} , il est possible de calculer une estimée du relief $h(\mathbf{x})$. Cela nécessite de faire attention à deux points : d'une part, lorsque deux bâtiments s'intersectent, ils donnent pour quelques pixels deux altitudes possibles. Nous avons pris pour règle de ne garder que l'altitude la plus élevée. D'autre part, le calcul de l'altitude d'un point appartenant à un bâtiment nécessite une estimée de la hauteur locale du sol, laquelle est obtenue par quelques mesures autour du bâtiment.

On se donne également une fonction d de distance permettant de comparer deux altitudes. Nous avons choisi d'utiliser une valeur absolue tronquée. Cela permet de calculer l'énergie suivante (proche de la différence L1 entre les deux surfaces) :

$$U_d(\mathbf{x}) = \sum_g d(h_d(\mathbf{g}), h(\mathbf{x}, \mathbf{g})) / |\mathbf{G}|$$

En minimisant cette énergie, nous minimisons donc la distance L1 entre la surface de donnée et la surface reconstruite.

Le modèle a priori utilisé est le même que le modèle a priori utilisé pour l'approche par contours, mis à part que les intersections ne sont ici que légèrement pénalisées.

6.3. Résultats obtenus

Pour ce modèle, les temps de calcul sont très longs, puisqu'il a fallu trois heures pour obtenir le résultat présenté par la figure 14. Ce temps de calcul comprend la détection des rectangles d'initialisation, ainsi que la minimisation de la distance entre la surface de donnée, et le MNE reconstruit.

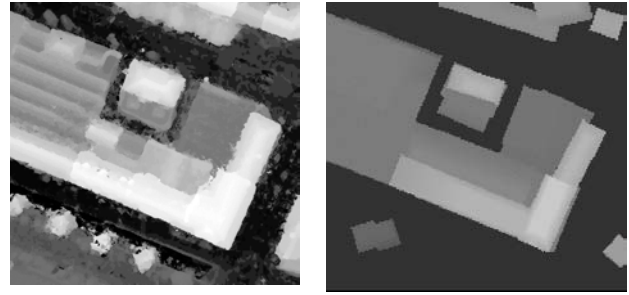


Figure 14 : A gauche, MNE de donnée (IGN), à droite, surface reconstruite.

La figure 15 présente le résultat obtenu en trois dimensions à partir du MNE fourni par l'IGN.

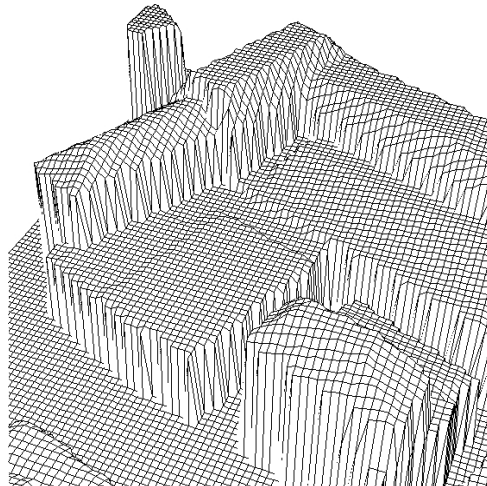
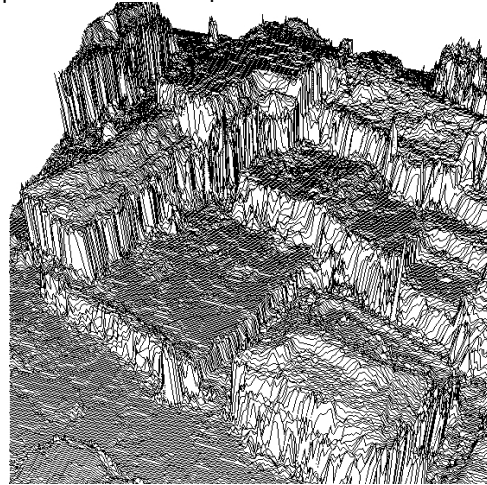


Figure 15 : Résultat en trois dimensions

6.4. Commentaires et conclusion

Ce résultat appelle plusieurs commentaires. D'abord, la distance L1 n'est sûrement pas la mieux adaptée. On constate, en effet, que cette reconstruction est moyenne. Peut être serait-il préférable d'utiliser des phi-fonctions, de façon à favoriser certains comportement de la reconstruction. D'autre part, il serait intéressant d'introduire une panoplie plus large de modèles de bâtiments. Le cadre stochastique que nous avons adopté permettrait, en effet, de passer d'un

modèle à un autre en utilisant les paramètres du premier pour proposer le second.

7. Conclusion et perspectives

Nous avons présenté dans cette étude une approche originale pour la reconstruction tridimensionnelle d'environnements urbains denses. L'originalité de cette méthode repose sur le formalisme stochastique adopté. D'un point de vue général, ce formalisme a pour avantage de produire un algorithme entièrement automatique qui converge, d'introduire des statistiques spatiales, et de donner un résultat sous forme vectorielle. Nous avons ainsi étudié trois axes pour segmenter les Modèles Numériques d'Élévations.

Le premier repose sur une approche région. Il démontre la possibilité d'utiliser des tests statistiques pour qualifier la pertinence d'un bâtiment.

Le second repose sur une approche contour. L'avantage de cette méthode provient de l'utilisation de profils de MNE, profils dont on peut extraire des points signifiants. Un autre avantage est donné par le modèle a priori, qui nous permet de régulariser les résultats grâce à des interactions géométriques. Ces deux premiers modèles permettent d'extraire un plan cadastral vectoriel à partir d'un simple Modèle Numérique d'Élévation. Les résultats sont corrects, mais nécessitent des post-traitement importants pour obtenir une reconstruction tridimensionnelle précise et définitive.

Le troisième axe que nous avons développé s'attache à démontrer la possibilité d'utiliser des modèles de bâtiments et une distance en vu d'optimiser une surface reconstruite. Les résultats obtenus soulèvent deux questions. Est-il possible d'une part d'augmenter le nombre de modèles de bâtiment sans faire exploser le temps nécessaire à une exploration stochastique suffisamment longue pour obtenir un résultat correct ? Et d'autre part, quelle distance introduire pour obtenir une meilleure reconstruction possible ?

Des axes plus généraux de recherche sont également envisagés : parmi eux, l'estimation des paramètres, même si ceux-ci ont prouvé leur robustesse, la coopération d'une approche région et d'une approche contour ou encore la possibilité de mettre en place des algorithmes plus performants.

Remerciements :

Les auteurs souhaitent remercier : H. Le Men, G. Maillet et N. Chehata de l'IGN pour la fourniture des données, leur commentaires, ainsi que quelques discussions d'une très grande utilité ; M.C. Van Lieshout et R. Stoica du CWI d'Amsterdam pour leur collaboration à l'élaboration de certaines parties théoriques ainsi que la DGA (Délégation Générale pour l'Armement) qui finance la thèse du premier auteur sur ces travaux.

Références :

A. Baddeley et M. N. M. van Lieshout. Stochastic geometry models in high-level vision. In K.V. Mardia, editor, *Statistics*

and Images, volume 1, pages 233-258. Abingdon : Carfax, 1993.

A. Fisher, T.H. Kolbe, F. Lang, A.B. Cremers, W. Forstner, L. Plumer, et V. Steinhage. Extracting buildings from aerial images using hierarchical aggregation in 2D and 3D. *Computer Vision and Image Understanding : CVIU*, 72(2):185-203, 1998.

C.J. Geyer et J. Møller. Simulation and likelihood inference for spatial point process. *Scandinavian Journal of Statistics*, Series B, 21:359-373, 1994.

P.J. Green, Reversible Jump Markov Chain Monte-Carlo Computation and Bayesian Model Determination, *Biometrika*, vol. 57, pp. 97-109, 1995.

A. Gruen et R. Nevatia (eds). Special issue on automatic building extraction from aerial images. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 72, 1998.

H. Jibrini. *Reconstruction automatique des bâtiments en modèles polyédriques 3D à partir de données cadastrales vectorisées 2D et d'un couple d'images aériennes à haute résolution*. Thèse de doctorat, ENST, Paris, France, 2002.

M.N.M. van Lieshout, *Stochastic annealing for nearest-neighbour point processes with application to object recognition*, Rapport de Recherche, N° BS-R9306, CWI, Pays-Bas, 1993.

H. Mayer. Automatic object extraction from aerial imagery-a survey focusing on buildings. *Computer Vision and Image understanding (CVIU)*, 74(2) :138-149, 1999.

M. Ortner, X. Descombes et J. Zerubia. Building detection from digital elevation models. In *ICASSP*, volume III, Hong Kong, Avril 2003.

M. Ortner, X. Descombes, et J. Zerubia. Improved RJMCMC point process sampler for object detection by simulated annealing. *Rapport de Recherche INRIA 4900*, Août 2003.

M. Ortner, X. Descombes, et J. Zerubia. Automatic 3D land register extraction from altimetric data in dense urban areas. *Rapport de Recherche INRIA 4919*, Août 2003.

M. Ortner, X. Descombes, et J. Zerubia. *Un nouveau modèle pour l'extraction de caricatures de bâtiments à partir de Modèles Numériques d'Élévation*. Article de conférence, TAIMA, Hammamet (Tunisie), Octobre 2003.

H. Rue et M. Hum. Bayesian object identification. *Biometrika*, 3 : 649-660, 1999.

R. Stoica, Processus ponctuels pour l'extraction des réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes, Thèse de Doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, 2001.

S. Vinson, L. D. Cohen et F. Perlant. Extraction of rectangular buildings using DEM and orthoimage. In *Scandinavian Conference on Image Analysis*, Bergen, Norway, June 2001.