HAL
open science

Détection d'empreintes de bâtiments dans un Modèle Numérique d'Élévation : une approche énergétique

Olivier Tournaire, Mathieu Brédif, Didier Boldo, Mélanie Durupt

To cite this version:

Olivier Tournaire, Mathieu Brédif, Didier Boldo, Mélanie Durupt. Détection d'empreintes de bâtiments dans un Modèle Numérique d'Élévation : une approche énergétique. Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA), Jan 2010, Caen, France. hal-02551471

HAL Id: hal-02551471

https://hal.science/hal-02551471v1

Submitted on 23 Apr 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Détection d'empreintes de bâtiments dans un Modèle Numérique d'Élévation : une approche énergétique

O. Tournaire M. Brédif D. Boldo* M. Durupt

Laboratoire MATIS / Institut Géographique National
73, avenue de Paris - 94165 St-Mandé

olivier.tournaire@ign.fr - mathieu.bredif@ign.fr - didier.boldo@edf.fr - melanie.durupt@ign.fr

Résumé

Nous présentons dans cet article[1] *une méthode totalement automatique pour l'extraction d'emprises de bâtiments dans des Modèles Numériques d'Élévation (MNE). Nous utilisons pour cela le cadre définit par [13] utilisant des processus ponctuels marqués de rectangles.*
Nous considérons donc que les emprises bidimensionnelles des bâtiments sont des arrangements de rectangles, dont on ne connaît a priori ni le nombre ni les paramètres. L'objectif est de déterminer la configuration d'objets optimale, c'est-à-dire celle qui minimise une fonction d'énergie. Nous utilisons pour l'optimisation un échantillonneur RJMCMC (Reversible Jump Monte Carlo Markov Chain) couplé à un recuit simulé afin de déterminer l'optimum de cette fonction d'énergie non convexe.
Les temps de calcul sont notablement réduits par rapport aux précédentes approches, d'une part grâce à la définition simplifiée de l'énergie, d'autre part par des optimisations géométriques permettant des calculs rapides.

Mots Clef

Modèle Numérique d'Élevation, emprise de bâtiment, modélisation énergétique, processus ponctuel marqué

Abstract

This paper presents a fully automatic method for building footprints extraction from Digital Elevation Models (DEM). We use an already existing framework developped by [13] which relies on marked point process of rectangles. Thus, we consider that 2D building footprints are arrangements of rectangles of which we neither know a priori the number nor the parameters. The aim is to find the optimal configuration of objects, that is to say the one which minimizes an energetic function. The optimisation is conducted thanks to a RJMCMC sampler (Reversible Jump Monte Carlo Markov Chain) and coupled with a simulated annealing in order to find the optimum of this non convex energetic function.
Computation times are notably reduced with respect to former approaches. This is due to both our simplified energy formulation and geometric optimisations, allowing very fast computations.

Keywords

Digital Elevation Model, building footprint, energetic modelling, marked point process

1 Introduction

1.1 Contexte

La constitution de modèles tridimensionnels de bâtiments en milieu urbain est un enjeu important dans de nombreuses applications. Ces modèles sont en effet utilisés, entre autres, pour de la visite virtuelle, des études d'aménagement, des simulations ... La majorité des systèmes de constitution de ces modèles utilise comme source l'imagerie optique, aérienne ou spatiale. Cependant, la plupart des approches automatiques ou semi-automatiques nécessite une étape de focalisation ou d'extraction des emprises bidimensionnelles des bâtiments [2, 7, 8, 12]. Nous proposons dans cet article une méthode complètement automatique d'extraction de ces emprises. Nous travaillons à partir de MNE issues d'images aéroportées ou satellitaires. Notre méthodologie repose sur une stratégie présentée par [13] utilisant des processus ponctuels marqués de rectangles modélisant les empreintes de bâtiments. Une formulation différente du problème permet d'obtenir une réduction considérable des temps de calcul et une simplification importante du paramétrage (1 seul paramètre influant). Nous proposons de plus une représentation optimisée des rectangles qui permet des calculs géométriques rapides.
La résolution du problème passe par la minimisation d'une énergie composée de deux termes : un terme d'attache aux données qui mesure la cohérence des objets par rapport à l'image, et un terme de régularisation qui permet d'introduire des contraintes entre les objets. Nous considérons alors que les empreintes de bâtiments dans les MNE sont la

*Didier Boldo travaille actuellement à EDF R&D, Département STEP - 6, Quai Vatier, 78401 Chatou

[1] Cet article est une version courte d'un article en cours de relecture pour la revue *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*.

réalisation d'un processus ponctuel marqué de rectangles. Nous recherchons la configuration d'objets qui minimise la fonction d'énergie. L'optimisation de cette fonction est menée par un échantillonneur RJMCMC, couplé à un recuit simulé qui permet d'obtenir un optimum global quelle que soit l'initialisation.

1.2 État de l'art et stratégie

La littérature est riche dans le domaine de l'extraction d'emprises de bâtiments . Cependant, pour répondre à des besoins sur de grandes zones ou à très haute résolution, les méthodes automatiques sont d'un intérêt particulier.
[8] se base sur des critères de taille et de forme pour détecter les bâtiments dans des MNE LiDAR. Un seuillage altitudinal et de la géométrie différentielle permettent de filtrer les petits objets (voitures, arbres, ...). Les emprises sont ensuite extraites par rasterisation et simplifiées sur un critère d'orthogonalité des directions principales.
A partir d'images à très haute résolution, [16] délimite les bâtiments dans une analyse multi-échelle avec des opérateurs de morphologie mathématique. Cette méthode est très sensible aux erreurs qui se propagent à travers les niveaux d'analyse.
Pour peupler une base de données de modèles 3D de bâtiments, [4] extrait en premier lieu leurs emprises. Une région d'intérêt est définie, et son squelette extrait. Ce dernier permet de construire un ensemble d'hypothèses de rectangles. Un algorithme itératif donne finalement un graphe simplifié des rectangles, dont l'assemblage représente l'emprise du bâtiment.

Notre approche, en prenant comme base les travaux de [13], vise à une formulation simplifiée et à une implémentation efficace du problème permettant de traiter des volumes de données importants avec des temps de calcul restreints. Pour y parvenir, nos travaux se focalisent en premier lieu sur la définition d'une énergie simple et rapide à calculer, avec un minimum de paramètres, chacun de ces paramètres ayant une signification physique permettant de faciliter le choix de leur valeur en fonction des données en entrée (bruit plus ou moins important) et/ou des objectifs de précision des résultats (niveau de généralisation des emprises de bâtiments). Dans un second temps, et c'est dans cet aspect que réside la majeure partie de l'efficacité de notre implémentation, nous avons utilisé une approche fortement optimisée du calcul géométrique qui évite les opérations arithmétiques coûteuses.

Notre article est organisé comme suit. Dans la section 2, nous rappelons tout d'abord brièvement les aspects mathématiques essentiels du problème. Nous définissons ensuite les deux termes de notre énergie. Dans la section 3, nous présentons l'implémentation du problème et expliquons en quoi les choix réalisés permettent l'obtention de temps de calcul particulièrement intéressants. Sont ensuite présentés en section 4 des résultats et des comparaison de notre approche avec celle d'Ortner [13]. Enfin, la section 5 conclut notre article et propose des pistes pour l'amélioration de la méthodologie.

2 Modélisation énergétique

Nous rappelons ici brièvement les fondements mathématiques sur lesquels repose la méthodologie que nous utilisons dans notre approche. Nous définissons ensuite notre énergie et présentons les outils permettant d'obtenir l'optimum de la fonction associée.

2.1 Cadre mathématique

Le principe de l'approche présentée dans ce travail repose sur les processus ponctuels marqués, une approche stochastique. On recherche la meilleure configuration d'objets, en l'occurence des rectangles, pour décrire l'arrangement des empreintes de bâtiments dans un MNE. Cette *meilleure configuration* se définit en fonction d'une énergie mesurant la cohérence des objets par rapport au MNE, mais aussi les relations géométriques *a priori* entre ces objets. Ce problème évolue dans un espace de dimension importante et inconnue puisque le nombre d'objets à rechercher est lui-même une inconnue du problème. Cette contrainte conduit à utiliser un échantillonneur RJMCMC [6, 9], et, la fonction d'énergie étant par ailleurs non convexe, à le coupler à un recuit simulé [15] qui évite de se retrouver piégé dans un miminum local.
Les modèles stochastiques et en particulier les processus ponctuels marqués ont fait l'objet de nombreuses applications récentes en traitement d'image et en vision par ordinateur. A l'origine utilisés dans des applications physiques ou biologiques [1, 17], ils sont apparus en télédétection, pour leur capacité à reconnaitre des objets modélisables par des formes géométriques simples. [10] utilise des processus ponctuels marqués de segments pour détecter des réseaux linéaires dans des images de télédétection. Dans un contexte forestier, [14] utilise des ellipses pour délimiter les couronnes des arbres. [12], en prenant en entrée des emprises de bâtiments a proposé un modèle pour la reconstruction tridimensionnelle du bâti.

Un processus ponctuel est un modèle stochastique régissant la position d'événements $\{c_i\}$. Un processus ponctuel marqué X_t est un processus ponctuel où chaque $\{c_i\}$ est associé à une marque $\{m_i\}$, ce qui permet de définir un objet $u_i = (c_i, m_i)$. Des aspects théoriques plus détaillés et pratiques peuvent être consultés par exemple dans [3].
Les emprises de bâtiments peuvent être considérées comme la réalisation d'un processus ponctuel marqué de rectangles, cet objet étant un bon descripteur géométrique de ce type de structures. Dans la suite, nos rectangles seront paramétrés par leur centre c, un vecteur $\overrightarrow{v}$ pour le demi-grand axe et leur rapport d'aspect $r \leq 1$, ratio entre les longueurs des petit et grand côtés du rectangle.
D'une manière générale, la densité $f(.)$ d'un processus

ponctuel marqué X_t peut s'écrire sous sa forme non normalisée (énergie de Gibbs) :

$$f(X_t) = \exp -\mathcal{U}(X_t) = \exp - [\mathcal{U}_{\text{prior}}(X_t) + \mathcal{U}_{\text{data}}(X_t)]$$

Rechercher la meilleure configuration d'objets $\tilde{X}_t$ revient à maximiser la probabilité $argmax\ f(.)$.

Échantillonneur RJMCMC. Les méthodes MCMC classiques ne permettent pas de changement de dimension entre les échantillons. [6] a proposé une extension de ces méthodes qui autorise ce changement, par l'utilisation de sauts réversibles définis par des noyaux de proposition. Cela consiste à simuler une chaine de Markov sur l'espace des configurations en proposant à chaque itération une modification locale (ajout, suppression ou modification d'un objet ...). L'algorithme 1 décrit le processus global.

Algorithme 1 : Echantillonneur RJMCMC

Entrée : Une configuration initiale X_0 (vide ou aléatoire)
répéter
- Choisir un noyau de proposition Q_i en fonction d'une loi p_i
- Construire une nouvelle configuration X_{new} à partir de X_t en fonction de Q_i
- Calculer le rapport de Green $R(X_t, X_{new})$ (cf. [6])
- Calculer le taux d'acceptation $\alpha = \min(1, R(X_t, X_{new}))$
- Avec la probabilité $\begin{cases} \alpha & , X_{t+1} = X_{new} \\ (1-\alpha) & , X_{t+1} = X_t \end{cases}$

jusqu'à *convergence* ;

Recuit simulé. L'échantillonneur RJMCMC est couplé à un recuit simulé pour déterminer l'optimum de la densité $f(.)$. En lieu et place de $f(.)$, est utilisée $f(.)^{\frac{1}{T_t}}$ où T_t est une suite décroissante de températures qui tend vers 0 quand t tend vers l'infini. En théorie, la convergence est garantie quelle que soit la configuration initiale X_0 si le schéma de décroissance de la température est logarithmique. Pour des raisons pratiques de temps de calcul, un schéma géométrique est généralement retenu, et donne une solution proche de l'optimum.

2.2 Énergie proposée

Énergie d'attache aux données. L'énergie externe permet de mesurer la cohérence des objets par rapport au MNE. Naturellement, nous recherchons dans le MNE des discontinuités altimétriques : plus la discontinuité est importante, plus la probabilité qu'une limite de bâtiment soit présente est élevée. Notre mesure est donc basée sur la magnitude du gradient. Le produit scalaire entre le vecteur gradient et les normales de chaque arête du rectangle permet de tester la cohérence entre l'objet et les discontinuités du MNE.
Si la magnitude du gradient au pixel p est $\overrightarrow{\nabla}(p)$ et $[a, b]$ une arête du rectangle, on a :

$$\mathcal{U}_{\text{data}}(a, b) = \overrightarrow{ab} \cdot \left(\int_0^1 \overrightarrow{\nabla}\left(a + t\,\overrightarrow{ab}\right) dt \right)^{\perp}$$

La discrétisation de l'intégrale donne :

$$\mathcal{U}_{\text{data}}(a, b) = \overrightarrow{ab} \cdot \left(\sum_{k=0}^{n} (t_{k+1} - t_k)\, \overrightarrow{\nabla}_k \right)^{\perp}$$

où les (t_k) sont les intersections du segment $[a, b]$ avec les frontières du pixel au point $p_k = a + t_k\overrightarrow{ab}$, tel que les (t_k) sont croissant, $t_0 = 0$ et $t_{n+1} = 1$. $\overrightarrow{\nabla}_k$ est l'approximation de $\overrightarrow{\nabla}$ le long du segment $[p_k, p_{k+1}]$.
$\mathcal{U}_{\text{data}}(a, b)$ dépend donc de la longueur de l'arête et de la magnitude moyenne du gradient (moyenne de la hauteur de façade) : c'est une mesure de la surface de façade. La croissance des (t_k) permet de prendre en compte l'orientation des vecteurs (et par suite, celle des gradients).
Pour un objet u_i, son énergie externe est la somme des énergies externes des quatre arêtes $[p_i^j, p_i^{j+1}]$ soustraite à une constante w_{data} :

$$\mathcal{U}_{\text{data}}(u_i) = w_{\text{data}} - \sum_{j=0}^{3} \max\left(0, \mathcal{U}_{\text{data}}\left(p_i^j, p_i^{j+1}\right)\right)$$

w_{data} permet de donner un coût initial à chaque rectangle s'apparentant à la surface minimale de façade pour qu'un bâtiment soit détecté. Son réglage est facilité par cette signification physique. Par ailleurs, seules sont prises en compte les discontinuités orientées de l'intérieur vers l'extérieur de l'objet (grâce au $\max$). Le terme global a finalement la forme suivante :

$$\mathcal{U}_{\text{data}}(X_t) = \sum_{u_i \in X_t} \mathcal{U}_{\text{data}}(u_i)$$

Énergie *a priori*. Préalablement à la définition de l'énergie *a priori*, il est nécessaire de définir une relation de voisinage (notée $\sim$) entre les objets. Dans notre application, nous avons retenu un critère géométrique simple : deux objets u_i et u_j sont considérés comme voisins s'ils s'intersectent :

$$u_i \sim u_j \Leftrightarrow u_i \cap u_j \neq \emptyset$$

C'est un choix naturel du fait de la structure même des objets que nous recherchons. En effet, un bâtiment isolé peut être représenté par un unique rectangle, c'est-à-dire sans voisin, alors qu'un bâtiment plus complexe peut être considéré comme un ensemble de rectangles contigus ou en légère superposition.
La pratique a montré qu'il n'était pas nécessaire de développer un système complexe d'interactions entre les objets (de types pavage, attraction entre les coins, parallélisme, ...). Ainsi, notre terme de régularisation est simple

et uniquement répulsif : c'est une pondération de la surface d'intersection entre deux objets u_i et u_j voisins.

$$\mathcal{U}(u_i, u_j) = \beta \mathcal{S}_{inter}(u_i, u_j)$$

Le paramètre de pondération β permet de régler la pénalisation à donner à des objets en recouvrement. Plus précisément, il peut s'interpréter physiquement comme une pondération de la surface de recouvrement par rapport à la surface de façade. Si $\beta = 10$, un rectangle doit représenter $10\,\mathrm{m}^2$ de façade pour compenser $1\,\mathrm{m}^2$ de recouvrement. Pour une configuration d'objets donnée, le terme global d'énergie *a priori* s'écrit comme suit :

$$\mathcal{U}_{\text{prior}}(X_t) = \sum_{i \neq j} \mathcal{U}_{\text{prior}}(u_i, u_j)$$

En conclusion, notre énergie *a priori* n'est que répulsive et permet d'éviter les recouvrements entre objets. La partie attractive de l'énergie globale est assurée par l'attache aux données qui cherche à aligner les rectangles avec les fortes variations du gradient dans le MNE. Ces deux termes simples permettent de décrire convenablement ce qu'est un bâtiment dans un MNE, et offrent par ailleurs l'avantage d'être cohérents, dans le sens où ils mesurent des aires (emprise et façade), facilitant leur comparaison et leur pondération.

Par ailleurs, notre approche est facilement paramétrable. En comparaison de celle d'Ortner, nous n'avons que deux paramètres, w_{data} et β, alors que son modèle en requiert plus d'une vingtaine avec ou sans signification physique (aire, distance, nombre de profils valides, ...).

3 Implémentation

Une implémentation efficace, notamment en terme de temps de calcul, repose sur deux points cruciaux : la structure de données et les calculs géométriques. Avant de revenir plus en détail sur ces deux aspects, nous présentons les noyaux de proposition utilisés dans l'échantillonneur RJMCMC.

3.1 Noyaux de proposition

Dans notre application, nous n'utilisons que trois noyaux de proposition. Les noyaux de naissance et mort sont nécessaires pour changer de dimension [5]. La naissance (*resp.* mort) consiste simplement à ajouter (*resp.* supprimer) un objet aléatoire à la configuration courante.

L'autre noyau, le noyau de perturbation, permet de modifier les marques d'un objet. Bien qu'il ne soit pas nécessaire, il est intéressant de le mettre en œuvre car il permet d'éviter au cours du processus d'optimisation une mort et une naissance consécutives. Il a également son importance en fin de processus quand tous les objets sont détectés, mais qu'il ne reste plus qu'à les positionner finement. Notre implantation utilise deux perturbations différentes : la translation d'une arête (figure 1, gauche) et la combinaison d'une rotation et d'une similarité autour d'un sommet du rectangle à rapport d'aspect constant (figure 1, droite).

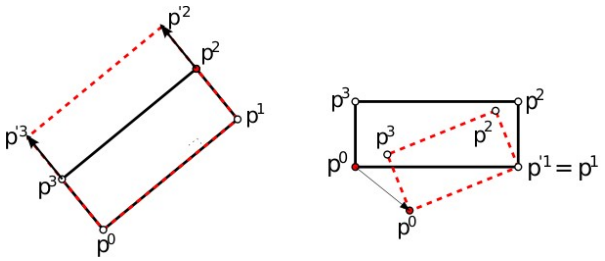

FIG. 1 – Perturbations d'un rectangle (l'objet perturbé est en noir, le résultat de la perturbation est en pointillé rouge). A gauche, translation d'une arête ; à droite, rotation et similitude autour d'un sommet.

3.2 Structure de données

Une configuration est composée d'objets en interaction, c'est-à-dire que chaque objet a un ensemble - éventuellement vide - de voisins. Cette propriété de voisinage conduit naturellement à mettre en place un graphe comme structure de données pour stocker une configuration et maintenir la relation de voisinage $\sim$ (figure 2).

Nous maintenons un graphe valué, où chaque nœud

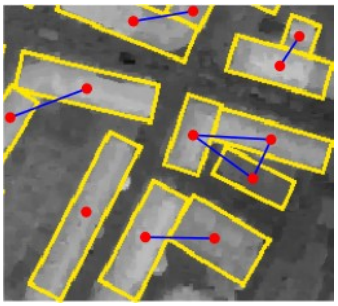

FIG. 2 – Le système de voisinage. Chaque rectangle est associé à un nœud. Chaque rectangle a un ensemble de voisins connectés par les arêtes du graphe.

représente un objet u_i (stockant son rectangle en cordonnées image et son énergie d'attache aux données $\mathcal{U}_{\text{data}}(u_i)$) et chaque arête modélise la relation $\sim$ entre objets voisins. Les arêtes ne sont pas orientées, la relation $\sim$ étant symétrique, et sont par ailleurs valuées par l'énergie de régularisation entre les deux objets voisins $\mathcal{U}_{\text{prior}}(u_i, u_j)$. Cette structure de graphe assure une mise à jour efficace des énergies lorsque la configuration est modifiée. Une naissance amène à créer un nœud et un ensemble d'arêtes adjacentes, et à ne calculer que les énergies attachées à ces nouveaux éléments. Ils sont ainsi disponibles pour mettre à jour l'énergie globale quand un nœud et ses arêtes adjacentes sont supprimés dans le cas d'une mort. L'application d'une perturbation correspond dans ce cadre à appliquer une mort et une naissance.

3.3 Géométrie

Représentation. La majorité du temps de calcul de l'approche présentée dans cet article est imputable aux calculs

géométriques. Nous proposons ainsi une paramétrisation optimisée de l'objet de base, le rectangle, qui amène à des calculs rapides.

Un rectangle est représenté par son centre c, un vecteur

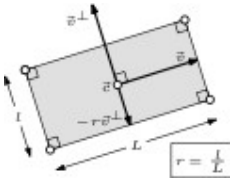

FIG. 3 – Le rectangle $(c, \overrightarrow{v}, r)$.

$\overrightarrow{v}$ du centre vers le mileu d'un de ses petits côtés et son rapport d'aspect r (c'est le ratio de la longueur l du côté orthogonal à $\overrightarrow{v}$ et de la longueur L du côté parallèle à $\overrightarrow{v}$). Par rapport à la représentation classique (centre, angle par rapport à l'horizontale et longueur des deux côtés), notre représentation évite les opérations coûteuses telles que les racines carrées et les fonctions trigonométriques, limite le nombre de divisions, et utilise majoritairement additions, soustractions et multiplications.

Noyaux de perturbations. Grâce à notre représentation, les perturbations peuvent être implémentées efficacement. Les transformations sont décrites ci-dessous, où $(\varepsilon, \varepsilon') \in \{-1, 1\}^2$ sélectionne l'arête ou le sommet fixe :

$$\begin{array}{rcl} \text{Rotation/échelle} & \rightarrow & (c + \varepsilon \overrightarrow{w} + \varepsilon' r \overrightarrow{w}^{\perp}, \overrightarrow{v} + \overrightarrow{w}, r) \\ \text{Translation} & \underset{\varepsilon'=-1}{\rightarrow} & (c + \varepsilon(t-1)\overrightarrow{v}, t\overrightarrow{v}, \frac{r}{t}) \\ & \underset{\varepsilon'=1}{\rightarrow} & (c + \varepsilon(t-1) r \overrightarrow{v}^{\perp}, \overrightarrow{v}, rt) \end{array}$$

Test d'intersection. Ce test peut être implémenté efficacement grâce à la symétrie du problème. On recherche en fait une ligne séparatrice entre les deux rectangles R_1 et R_2, ce qui, en notant $\overrightarrow{c_{12}} = c_2 - c_1$ le vecteur entre le centre des deux objets, $\lambda = |\overrightarrow{v_1} \cdot \overrightarrow{v_2}|$ et $\mu = |\overrightarrow{v_1} \cdot \overrightarrow{v_2}^{\perp}|$ se teste avec quatre quantités :

$$R_1 \cap R_2 \neq \emptyset \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{lcl} |\overrightarrow{c_{12}} \cdot \overrightarrow{v_1}| & \leq & v_1^2 + \lambda + r_2\mu \\ |\overrightarrow{c_{12}} \cdot \overrightarrow{v_2}| & \leq & v_2^2 + \lambda + r_1\mu \\ |\overrightarrow{c_{12}} \cdot \overrightarrow{v_1}^{\perp}| & \leq & r_1 v_1^2 + \mu + r_2\lambda \\ |\overrightarrow{c_{12}} \cdot \overrightarrow{v_2}^{\perp}| & \leq & r_2 v_2^2 + \mu + r_1\lambda \end{array} \right.$$

Aire d'intersection. Pour calculer l'aire d'intersection de R_1 et R_2, on calcule la boîte englobante R_3 de R_2 alignée avec R_1 (figure 4a). R_3 est alors l'union de quatre triangles rectangles T_i et de R_2. On a alors :

$$\text{aire}(R_1 \cap R_2) = \text{aire}(R_1 \cap R_3) - \sum_{i=1}^{4} \text{aire}(R_1 \cap T_i)$$

Itération le long d'un segment. La figure 4b) montre que la distance entre deux intersections consécutives d'un

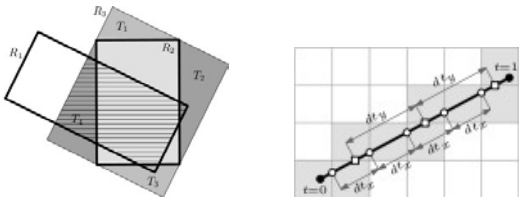

FIG. 4 – a) Le calcul de l'aire d'intersection entre R_1 et R_2 est facilité en prenant en compte la boîte englobante R_3 de R_2 alignée avec R_1. b) Itération sur les pixels traversés par un segment.

segment avec les mailles horizontales (*resp.* verticales) de l'image est une constante dt_x (*resp.* dt_y). Pour itérer le long d'un segment, des précalculs peuvent être réalisés en utilisant dt_x et dt_y. Ceci permet de calculer de façon particulièrement efficace le terme d'attache aux données.

4 Résultats

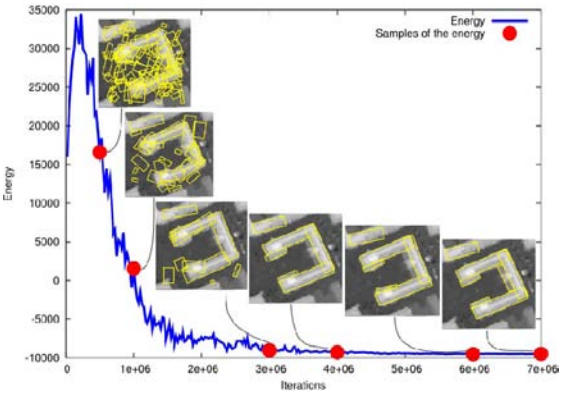

FIG. 5 – Evolution de la configuration au cours de l'algorithme. En bleu, la courbe d'énergie ; les points rouges correspondent aux valeurs d'énergie de la configuration associée.

La figure 5 montre l'évolution du processus de détection à différents moments de l'algorithme. Au début, quand la température est élevée, l'énergie est élevée et les objets sont trop nombreux et mal placés. Puis, au fur et à mesure que la température diminue, de plus en plus d'objets sont bien placés. En fin de processus, il ne reste plus qu'à positionner finement les objets.

Les figures 6 et 7 présentent nos résultats et ceux de l'approche d'Ortner sur la même zone (Amiens, MNE à 50 cm). D'une manière générale, les bâtiments sont bien détectés et les arêtes des rectangles correspondent bien à des limites de bâtiments. Les sur-détections sont principalement dues aux alignements d'arbres ou aux arbres dans les cours intérieures. Nos résultats sont en revanche moins fragmentés. Avec l'énergie d'Ortner, certains rectangles ont tendance à se superposer, ce qui amène à découper en plusieurs parties un unique bâtiment. Les cas de recouvrement sont également fréquents. Cela s'explique par son

terme énergétique de pavage et d'attraction des coins. Il est également important de noter que la plupart des bâtiments qui ne sont pas détectés sont ceux peu élevés dans les cours intérieures : les discontinuités altimétriques sont trop faibles et notre énergie d'attache aux données ne les rend pas attractifs, notamment par l'influence du paramètre w_{data}.

Par ailleurs, les temps de calcul présentent des disparités importantes. L'approche d'Ortner requiert environ 5 heures, alors que la notre ne requiert qu'environ 3 minutes pour des résultats tout à fait comparables (826×679 pixels, respectivement 196 et 73 objets).

La figure 8 présente un résultat que nous avons pu évaluer quantitativement grâce à une vérité terrain saisie par un opérateur à partir d'un plan cadastral (tableau 1). Les deux approches sont quasiment équivalentes. Le taux de fausses alarmes peut s'expliquer par la détection d'arbres, ce qui pourrait être évité par l'utilisation d'un masque de végétation. Pour simuler ce masque, nous avons retiré manuellement les arbres, ce qui améliore clairement le taux de surdétection et la qualité. La légère diminution du taux de détection s'explique par un rectangle qui mélangeait arbres et bâtiments dans le résultat original.

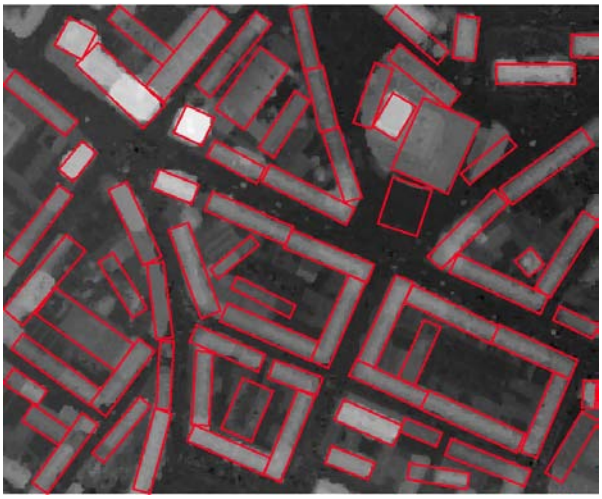

FIG. 6 – Résultat de notre approche sur la zone test.

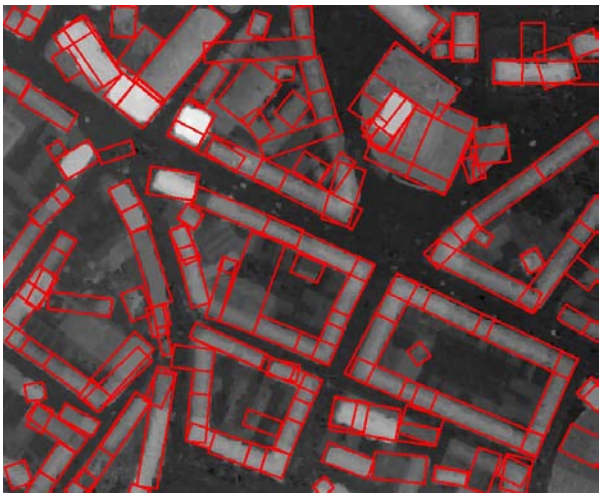

FIG. 7 – Résultat de l'approche d'Ortner sur la même zone.

Finalement, l'influence du paramètre w_{data} est illustré sur la figure 9. Il montre clairement que plus sa valeur est grande, plus les objets détectés doivent présenter des gradients important. C'est donc un paramètre de généralisation.

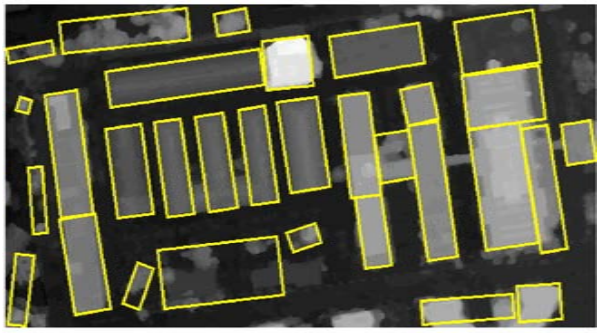

FIG. 8 – Résultat de notre approche sur un MNE à 20 cm.

	Taux (%)		
	Détection	Faux positifs	Qualité
Notre approche	86.1	34.9	63.8
Approche Ortner	88.3	45.8	60.5
Notre approche (sans arbres)	83.8	14.3	73.3

TAB. 1 – Comparaison quantitave des deux approches. Les temps de calcul sont d'environ 100 s pour notre approche 3 h pour celle d'Ortner (758×1359 pixels, 30 objets).

5 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté dans cet article une méthode efficace pour l'extraction d'emprises de bâtiments dans des MNE. Notre objectif est de proposer une implémentation efficace, facile à paramétrer et donnant des résultats de bonne qualité.

L'efficacité repose sur deux aspects. D'une part, la définition de l'énergie à minimiser, mais aussi les choix et les efforts d'implémentation. L'énergie a été fortement simplifiée, tout en conservant les aspects essentiels permettant de modéliser une emprise de bâtiment. D'autre part, la paramétrisation originale de l'objet de base du processus, le rectangle, permet des transformations rapides sans les coûteuses opérations mathématiques. La structure sous-jacente de graphe qui porte les configurations permet

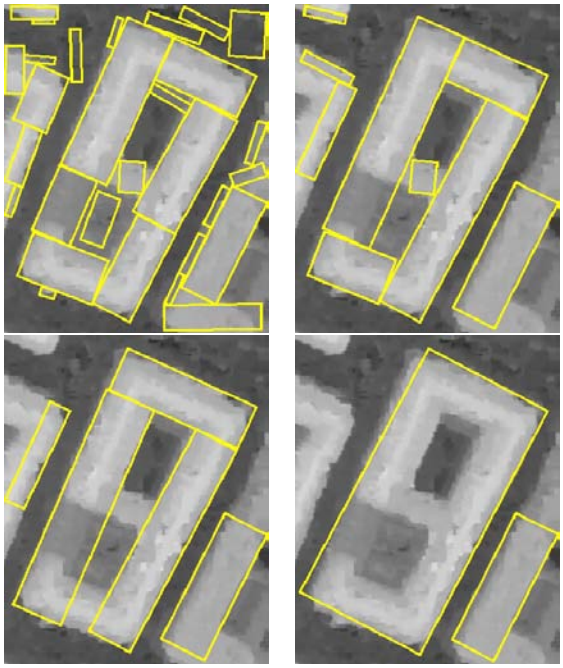

FIG. 9 – Influence du paramètre w_{data}. De haut en bas et de gauche à droite, des valeurs de 25, 100, 250 et 1000 m^2. Pour des valeurs trop faibles, la détection est trop fragmentée et de petits objets sont détectés dans le bruit. Plus la valeur est élevée, plus le niveau de généralisation est important.

elle aussi les mises à jour des énergies avec un minimum d'opérations. Il est également à noter que nos énergies sont homogènes, chacune des deux mesurant une aire, ce qui rend facile leur interprétation en évitant les mélanges de quantités physiques hétérogènes.
L'extraction d'empreintes de bâtiments est un préalable à leur reconstruction tridimensionnelle. Il est cependant nécessaire d'obtenir entre ces deux étapes une représentation plus fine des arêtes faîtières. Une approche a déjà été présentée dans [11] qui consiste à détecter les discontinuités dans les rectangles et à fusionner les objets en polygones connectés. Cet algorithme n'est cependant basé que sur les propriétés géométriques des objets. Il pourrait être amélioré par l'utilisation du MNE pour déterminer les arêtes de polygones correspondant à des discontinuités du MNE.
La parallélisation de l'algorithme est également une piste intéressante. Des aspects plus théoriques, comme le recuit stochastique ou la *jump diffusion* pourraient aussi être des orientations intéressantes.

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier J. Zerubia et M. Ortner (INRIA) pour leur avoir fourni l'exécutable permettant les comparaisons de résultats présentées dans cet article.

Références

[1] A. J. BADDELEY et M. N. M. VAN-LIESHOUT : Stochastic geometry models in high-level vision. *Statistics and Images*, 20(5-6):231–256, 1993.

[2] A. BRUNN et U. WEIDNER : Extracting buildings from digital surface models. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32 (Part 3/4W2), 1997.

[3] N. A. C. CRESSIE : *Statistics for spatial data*. Probability and Mathematical Statistics. Wiley-Interscience, New-York, USA, 1993.

[4] B. FRÉDÉRICQUE, S. DANIEL, Y. BÉDARD et N. PAPARODITIS : Populating a building multi-representation data base with photogrammetric tools : recent progress. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(4):441–460, 2008.

[5] C. J. GEYER et J. MØLLER : Simulation and likelihood inference for spatial point processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 21(4):359–373, 1994.

[6] P. J. GREEN : Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination. *Biometrika*, 82(4):711–732, 1995.

[7] N. HAALA, C. BRENNER et K. H. ANDERS : 3D urban GIS from laser altimeter and 2D map data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32(3):339–346, 1998.

[8] T. L. HAITHCOAT, W. SONG et J. D. HIPPLE : Building footprint extraction and 3D reconstruction from LIDAR data. *In Proc. of the Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, pages 74–78, Roma, Italy. 8-9 November 2001, 2001. IEEE/ISPRS.

[9] W. K. HASTINGS : Monte Carlo sampling using Markov chains and their applications. *Biometrica*, 57(1):97–109, 1970.

[10] C. LACOSTE, X. DESCOMBES et J. ZERUBIA : Point processes for unsupervised line network extraction in remote sensing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(10):1568–1579, 2005.

[11] F. LAFARGE, X. DESCOMBES, J. ZERUBIA et M. PIERROT-DESEILLIGNY : A structural approach for 3d building reconstruction. Research Report 6048, INRIA, 2006.

[12] F. LAFARGE, X. DESCOMBES, J. ZERUBIA et M. PIERROT-DESEILLIGNY : Building reconstruction from a single DEM. *In Proc. of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, AK, USA. 24-26 June 2008, 2008. IEEE.

[13] M. ORTNER, X. DESCOMBES et J. ZERUBIA : Building outline extraction from digital elevation models using marked point processes. *International Journal of Computer Vision*, 72(2):107–132, 2007.

[14] G. PERRIN, X. DESCOMBES et J. ZERUBIA : 2D and 3D vegetation resource parameters assessment using marked point processes. *In Proc. of the International Conference on Pattern Recognition*, Hong-Kong, China. 20-24 August 2006, 2006. IAPR.

[15] P. SALAMON, P. SIBANI et R. FROST : *Facts, conjectures and improvements for simulated annealing*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, USA, 2002.

[16] A. K. SHACKELFORD, C. H. DAVIS et X. XIANGYUN WANG : Automated 2D building footprint extraction from high-resolution satellite multispectral imagery. *In Proc. of the Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004.*, volume 3, pages 1996–1999, Anchorage, AK, USA. 20-24 September 2004, 2004. IEEE.

[17] G. WINKLER : *Image analysis, random fields and Markov Chain Monte Carlo methods : a mathematical introduction*. Springer-Verlag, second édition, 2003.