

Extraction des bâtiments complexes à partir d'images aériennes et de MNE

Segmentation of complex buildings from aerial images and DEM

Samuel Vinson¹

Laurent D. Cohen²

¹ EADS Matra Systèmes & Information
samuel.vinson@iie.cnam.fr

² CEREMADE Université Paris IX Dauphine
Place du Maréchal de Lattre de Tassigny,
75775 Paris cedex 16, France
cohen@ceremade.dauphine.fr

Résumé

Cet article présente une chaîne de traitement pour l'extraction des bâtiments à partir d'images aériennes. Dans un premier temps, nous nous focalisons sur la détection des bâtiments rectangulaires qui sont le type de construction le plus répandu. Nous étendons notre méthode aux bâtiments plus complexes, qui peuvent être décomposés en plusieurs rectangles. Les rectangles obtenus permettent d'améliorer la reconstruction 3D du Modèle Numérique d'Élévation (MNE).

La segmentation du MNE et de l'ortho-image permet l'extraction du sur-sol. Nous calculons un critère de ressemblance entre chaque région et leur meilleur rectangle associé.

Pour les bâtiments complexes, nous proposons un algorithme de division des régions. Le découpage optimise itérativement notre critère de ressemblance. L'approche est illustrée sur des données synthétiques et réelles.

L'estimation des structures rectangulaires n'est pas correctement localisée ni dimensionnée. Nous présentons un modèle paramétrique déformable qui permet d'améliorer ces caractéristiques.

Les estimations rectangulaires finales sont utilisées avec leur altitude extraite du MNE pour obtenir une scène 3D précise.

Mots Clefs

Images aériennes, Modèles déformables, Extraction de bâtiments, Estimation rectangulaire, Décomposition de polygones en rectangles.

Abstract

This paper introduces a method for extraction of buildings in aerial images. We first present a method based on rectangular buildings, which are the most common constructions. We then extend this method to more complex shapes

by decomposition in a set of rectangles. These rectangles are used to enhance a 3D reconstruction of the digital elevation model (DEM).

Based on stereo data, we use the DEM and the ortho-image for a first segmentation of all areas at elevation above ground. We estimate a criterion of similarity of each region with the best matching rectangle.

For buildings of complex shapes, we introduced a way to iteratively divide a region in order to optimize its approximation by two rectangles. This is successfully illustrated on synthetic and real examples.

The estimated rectangle shapes may be neither precisely localized nor sized. We use a parametric deformable model for refining its position.

The final rectangle estimate is used together with elevation to make a precise rendering of the 3D scene.

Keywords

Aerial images, Deformable templates, Buildings extraction, Rectangular estimation, Rectangle Cover Problem.

1 Introduction

De plus en plus d'applications civiles et militaires utilisent des modèles 3D, c'est-à-dire des descriptions tridimensionnelles d'une scène urbaine. De nombreuses applications comme l'urbanisme, la cartographie, la simulation, l'environnement, la téléphonie mobile poussent la recherche liée à ces domaines. Par exemple, les auteurs de [5, 1, 7] présentent des méthodes automatiques de modélisation du terrain (sol, végétation, construction...) à partir d'images aériennes ou satellites. De cette modélisation et des photographies aériennes, il est possible de calculer l'ortho-image, i.e. la vue verticale de la scène (Fig. 1-haut).

La modélisation automatique des bâtiments est une opération délicate. Ce domaine de recherche a été très actif ces dernières années [10]. Plusieurs travaux cherchent

à améliorer le rendu des bâtiments dans les Modèles Numériques d'Élévation (MNE). Brunn *et al.* [3] minimisent un critère basé sur des règles de colinéarité et d'orthogonalité. Lin *et al.* [15] regroupent les contours des bâtiments par groupement perceptuel. Vestri [20] améliore la précision du MNE en modifiant la méthode de génération par une corrélation spécifique sur les façades.

Lee *et al.* [14] présentent une méthode semi-automatique pour générer les modèles 3D des bâtiments avec des hypothèses de rectilinéarité. Leur système permet de minimiser le temps et le nombre d'interaction de l'opérateur en définissant des règles de suppression ou d'ajout de rectangles au modèle. Kim *et al.* [13] utilisent plusieurs images pour obtenir les modèles complexes.

Dans notre approche, nous voulons limiter le travail d'un opérateur en effectuant automatiquement la modélisation 3D de la majorité des bâtiments. Notre méthode a l'avantage d'être moins dépendante de la segmentation initiale des structures de sur-sol que les méthodes pré-citées. L'extraction des structures de sur-sol, comme la végétation et les constructions, (cf. Fig. 1 bas-gauche) du MNE, est réalisée par les algorithmes présentés dans [21]. Nous estimons alors les paramètres d'un rectangle pour chacune des régions du sur-sol, et définissons un critère pour vérifier la ressemblance entre la forme et son modèle (Section 2). Nous introduisons une nouvelle approche pour reconstruire les bâtiments complexes en utilisant un découpage itératif sur la région jusqu'à obtenir un recouvrement par un ensemble de rectangles (Section 3). Pour affiner la position et les dimensions du modèle, nous présentons un modèle paramétrique déformable de rectangles (Section 4). L'application des étapes précédentes sur les formes rectangulaires et complexes, nous permet de reconstruire une scène 3D réaliste contenant les modèles de bâtiments (Section 5).

2 Extraction des bâtiments rectangulaires

Notre premier objectif est l'extraction automatique de toutes les constructions rectangulaires issues des images aériennes. Nous utilisons l'algorithme proposé par Canu [4] pour segmenter le MNE obtenu par stéréovision en deux classes : sol et sur-sol. La première étape consiste en un filtrage morphologique du MNE pour supprimer le bruit. La seconde étape repose sur le calcul de la ligne de partage des eaux, pour définir les régions d'altitudes homogènes. Les petites structures sont supprimées. L'étape de classification utilise la connexité inter-région, pour calculer les différences altimétriques aux frontières des régions. Suivant le pourcentage de points dont l'altitude diffère d'un seuil de l'altitude des régions voisines, on détermine la classe d'appartenance de la région.

Le résultat de la classification est représentée par une image où chaque région de sur-sol est décrite par un niveau de gris, comme le montre la figure 1-bas-gauche. Pour chaque région, nous cherchons le meilleur rectangle correspondant et calculons un critère pour tester si la structure est

estimable par un rectangle.

2.1 Paramètres des rectangles

Nous cherchons à estimer chaque élément du sur-sol par un rectangle. Un rectangle est entièrement défini par son barycentre, son orientation, sa longueur et sa largeur. Le barycentre du rectangle est celui de la région du sur-sol. L'orientation est définie par les axes principaux de la région calculés à l'aide des moments d'inertie. Nous estimons les dimensions du rectangle en supposant que la région est un rectangle.

Le barycentre est donné par les moments du premier ordre ($X_g = \frac{1}{K} \sum_i x_i$ et $Y_g = \frac{1}{K} \sum_i y_i$). L'orientation θ de l'axe principal d'inertie se calcule à partir des moments d'ordre deux :

$$\tan 2\theta = \frac{2M_{xy}}{M_{xx} - M_{yy}} \quad (1)$$

où $M_{xx} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i^2 - X_g^2$, $M_{yy} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i^2 - Y_g^2$ et $M_{xy} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i y_i - X_g Y_g$. La matrice d'inertie $\begin{pmatrix} M_{xx} & M_{xy} \\ M_{xy} & M_{yy} \end{pmatrix}$ est construite avec les moments du second ordre. Habituellement, celle-ci est utilisée pour définir l'ellipse englobant la région donnée (cf. par ex. [18, 17]). Nous voulons utiliser les propriétés de la matrice d'inertie pour définir les dimensions du rectangle. Dans un premier temps, considérons la diagonalisation de la matrice. Cette transformation est équivalente à un changement de repère. En effet, la diagonalisation exprime la transformation à effectuer pour passer de l'espace cartésien à l'espace défini par les axes principaux de la région. Maintenant considérons les valeurs propres λ_+ et λ_- :

$$\lambda_{+/-} = \frac{M_{xx} + M_{yy} \pm \sqrt{(M_{xx} - M_{yy})^2 + 4M_{xy}^2}}{2} \quad (2)$$

Dans le cas d'un rectangle horizontal, le moment d'ordre 2 croisé, i.e. M_{xy} , est nul, et le moment du second ordre M_{xx} (resp. M_{yy}) dépend uniquement de la longueur L (resp. de la largeur ℓ). Aussi M_{xx} (resp. M_{yy}) est équivalent à λ_+ (resp. λ_-). Il existe une relation directe entre les deux valeurs propres λ_+ , λ_- et L , ℓ :

$$\lambda_+ = \frac{L^2 - 1}{12} \quad \text{et} \quad \lambda_- = \frac{\ell^2 - 1}{12} \quad (3)$$

Ce résultat est généralisable à tous les rectangles puisque nous savons que la diagonalisation représente un changement de repère. Par conséquent, pour les valeurs propres λ_+ , λ_- d'une région, les dimensions du rectangle sont obtenues par inversion de l'équation (3) :

$$L = \sqrt{12\lambda_+ + 1} \quad \text{et} \quad \ell = \sqrt{12\lambda_- + 1} \quad (4)$$

Dans le cas d'un carré, la direction principale ne peut être estimée. En effet, $M_{xy} = 0$ et $M_{xx} = M_{yy}$, donc θ est toujours égal à $\frac{\pi}{2}$ (voir l'Eq. 1). Cependant, l'orientation

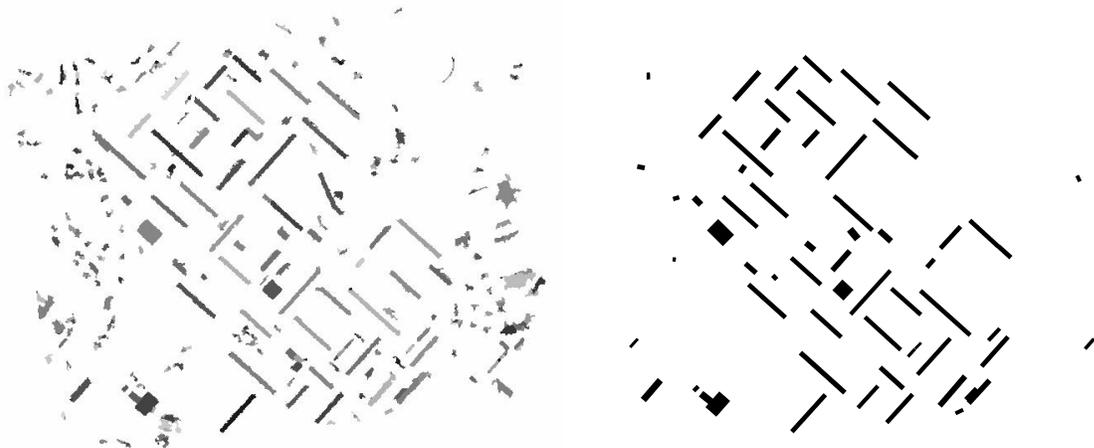
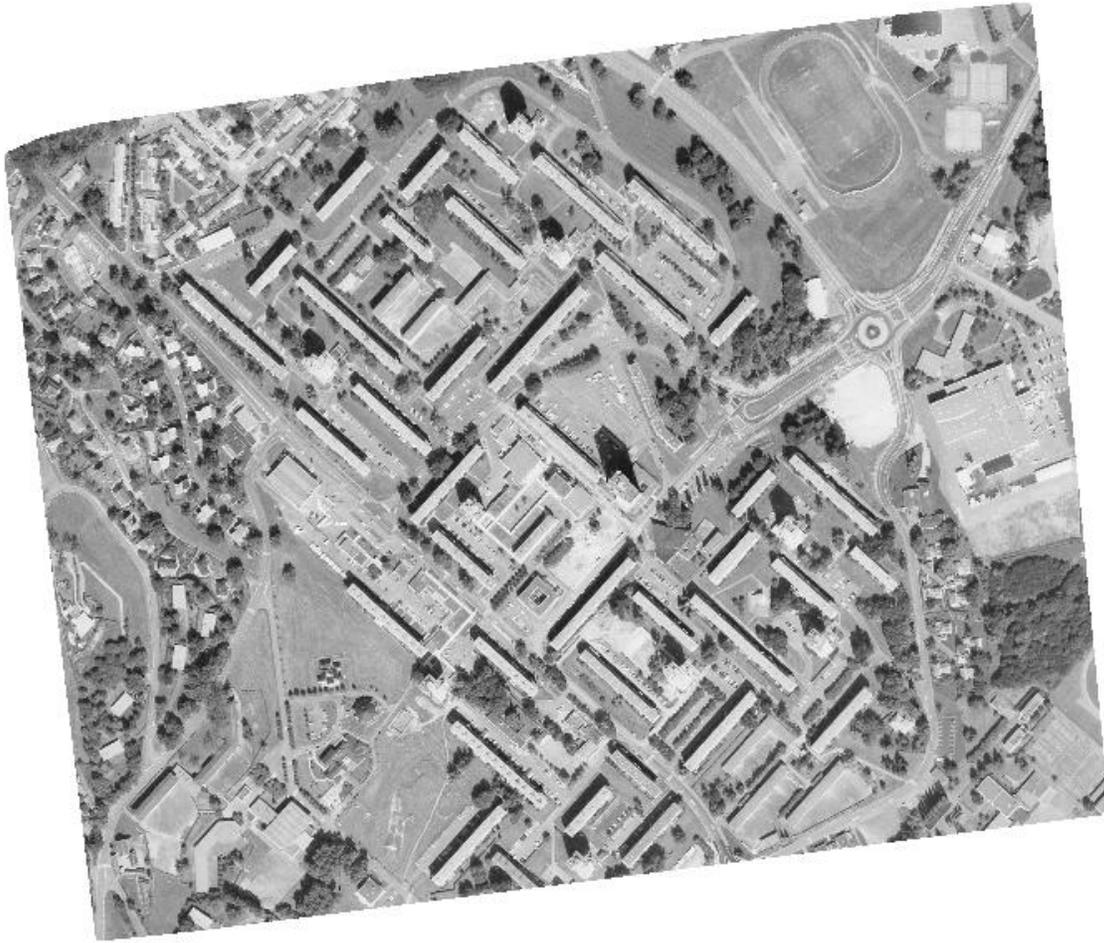


FIG. 1 – Extraction des bâtiments rectangulaires. En haut, ortho-image. En bas, à gauche segmentation du sur-sol, à droite estimation rectangulaire lorsque le critère de ressemblance est satisfait.

des structures de forme carré peut se calculer en utilisant les descripteurs de Fourier.

Comme on peut le voir sur la figure 1 bas-gauche, quelques régions de sur-sol ne peuvent pas être assimilées à des rectangles. Dans la partie suivante, nous présentons le critère que nous avons retenu pour valider notre estimation.

2.2 Critère de ressemblance

Le critère de ressemblance, que nous cherchons, doit simuler notre comportement visuel pour valider ou rejeter une estimation. Par conséquent, il doit être le résultat d'une comparaison ensembliste. Nous avons retenu la mesure de Hausdorff, suite à l'étude de plusieurs critères [21]. La classification manuelle d'un nombre important de régions et l'étude de l'histogramme des mesures de Hausdorff des régions, nous a permis de déterminer le seuil de validation ou de rejet de notre estimation. C'est-à-dire que lorsque notre critère est supérieur au seuil nous considérons la région comme un rectangle, et nous conservons l'estimation rectangulaire obtenue précédemment.

La mesure de Hausdorff \mathcal{H} est une comparaison entre ensembles. Elle est égale au rapport entre l'aire de l'intersection des deux ensembles $(\mathcal{A}, \mathcal{B})$ et l'aire de leur union :

$$\mathcal{H}(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \frac{\text{card}(\mathcal{A} \cap \mathcal{B})}{\text{card}(\mathcal{A} \cup \mathcal{B})} \quad (5)$$

où $\text{card}(X)$ est le cardinal de l'ensemble X .

Lorsque les deux ensembles sont égaux, leur union est égale à leur intersection et la mesure de Hausdorff est égale à 1. Au contraire, si les deux ensembles diffèrent, la dimension de leur intersection se réduit alors que celle de leur union augmente. Dans ce cas la mesure de Hausdorff tend vers 0.

La figure 1 bas-droite présente le résultat de la sélection par la mesure de Hausdorff sur des régions dont la dimension est supérieure à 300 pixels. Nous constatons que la sélection est correcte : toutes les régions qui ne sont pas rectangulaires ont été rejetées et seules quelques régions qui pourraient être estimées par un rectangle sont retenues.

3 Extraction des bâtiments complexes

Le modèle rectangulaire n'est pas suffisant pour décrire tous les bâtiments, comme le montre la figure 2. C'est pourquoi nous présentons une nouvelle méthode pour découper une forme en plusieurs rectangles. Nous voulons que notre algorithme minimise le nombre de rectangles et le recouvrement entre les rectangles, et maximise la taille des rectangles. Pour cela, nous découpons itérativement une structure en deux régions et cherchons le meilleur découpage pour obtenir au moins un rectangle correct.

L'idée de notre méthode est de supposer qu'une région complexe est décomposable en deux rectangles. Si nous scindons la forme par une droite contenant le barycentre et dont la direction est perpendiculaire à l'axe d'inertie portant le plus grand côté, alors nous devrions obtenir deux

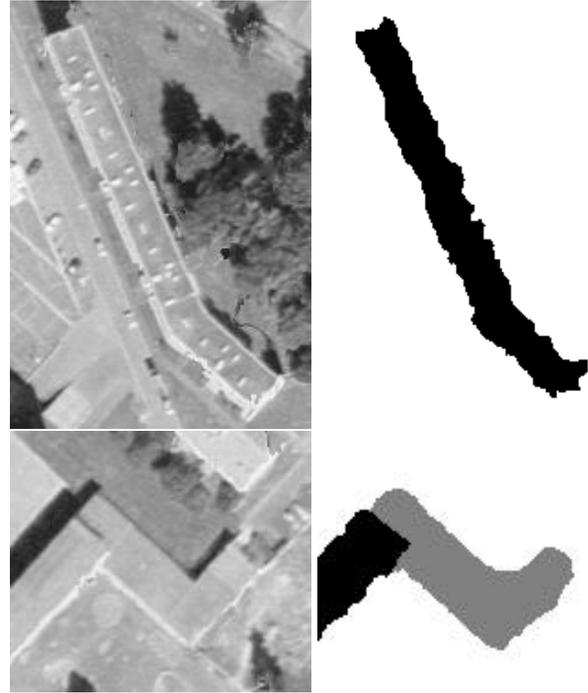


FIG. 2 – Exemples de bâtiments complexes. A gauche, ortho-image. A droite, structures de sur-sol associées.

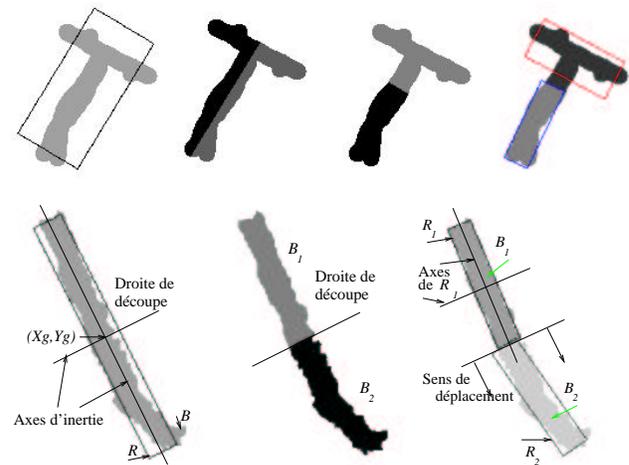


FIG. 3 – Bâtiments complexes : Premières étapes du découpage des structures de sur-sol. En haut, une structure en forme de T synthétique. De gauche à droite, la structure et son rectangle associé, le découpage en deux régions suivant les deux axes d'inertie, le rectangle associé à chaque région obtenue initialement. En bas, nous présentons le processus d'optimisation sur le bâtiment complexe de la figure 2. Nous illustrons les notations, la ligne de découpage et la direction de déplacement (cf. texte).

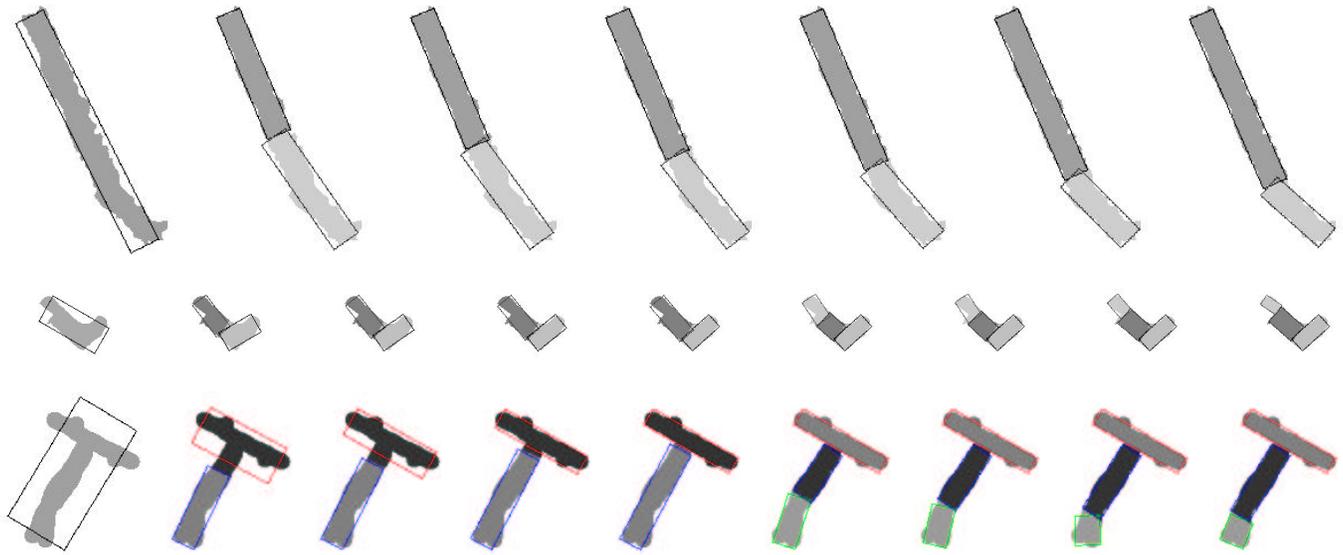


FIG. 4 – Bâtiments complexes : Etapes intermédiaires du découpage. Les deux premiers exemples sont des structures issues d’images réelles (Figure 2). Le troisième exemple est une structure synthétique. Pour chaque exemple, nous présentons de gauche à droite, la structure et son rectangle associé, le découpage initial en deux régions, et l’évolution de l’optimisation jusqu’à l’état d’équilibre à droite. Pour le premier exemple, un découpage est suffisant, alors que pour les autres exemples un second découpage est nécessaire. Nous obtenons dans ces cas trois rectangles.

formes proches d’un rectangle. Aussi, comme l’illustre la figure 3, nous proposons un premier découpage de la région par l’axe secondaire d’inertie du rectangle calculé sur la région. Nous notons \mathcal{B} la région entière et \mathcal{B}_1 et \mathcal{B}_2 les deux régions issues du découpage par la droite choisie. Pour chaque région, le meilleur rectangle (noté R , R_1 et R_2) est obtenu à l’aide de la section précédente. L’axe de découpage choisi correspond à la plus petite valeur propre. C’est-à-dire que le découpage de la forme intersecte l’axe de plus grande valeur propre. Le choix de l’axe de découpage est dépendant de tests basés sur l’orientation relative de R , R_1 et R_2 .

La seconde étape consiste à déplacer la droite de découpe selon sa direction orthogonale, pour trouver le meilleur endroit pour scinder la structure. Comme nous le supposons précédemment, une des deux régions est assimilable à un rectangle. Nous voulons que ce rectangle soit de longueur maximale. La mesure de Hausdorff globale est calculée entre l’union des rectangles et la structure complète : $\mathcal{H}(R_1 \cup R_2, \mathcal{B})$. Le processus de découpage est optimisé de telle sorte que la mesure globale soit maximale. Plus précisément, nous translatons la droite de découpe dans la direction qui augmente la surface de la région la plus proche d’un rectangle. Le choix est effectué à l’aide de $\mathcal{H}(R_i, \mathcal{B}_i)$ la plus forte, par ex. R_1 . Dans la figure 3, la direction de la droite de découpe est modifiée pour être orthogonale à la direction principale de R_1 . Cet axe est plus précis que celui de R . Une fois que la valeur maximale du critère est atteinte, nous savons que l’approximation rectangulaire R_1 est la meilleure de la région \mathcal{B}_1 .

Si la mesure de Hausdorff globale n’est pas suffisamment élevée, nous renouvelons le découpage sur la région \mathcal{B}_2 la moins bien estimée. Les deux étapes décrites précédemment sont appliquées, découpage de \mathcal{B}_2 en deux régions puis estimation de chaque sous-région par un rectangle. De plus amples détails sont présentés dans [21].

La figure 4 présente l’évolution du processus sur trois exemples et le résultat final de la décomposition en plusieurs rectangles. Sur la figure 5 le résultat de l’estimation est tracé sur l’ortho-image.

4 Affinage du modèle rectangulaire

Les traitements précédents définissent pour chaque région du sur-sol un rectangle ou un ensemble de rectangles. Lors de la projection de ces rectangles dans l’ortho-image, il apparaît que les bords des rectangles ne correspondent pas exactement aux contours des bâtiments rectangulaires. Cette imprécision entre rectangles et bâtiments est due aux traitements de segmentation du MNE ainsi qu’à la méthode de calcul du MNE qui induit une imprécision de quelques pixels (jusqu’à 10 pixels) [5, 4].

Jibrini *et al.* [11] proposent d’affiner les côtés indépendamment les uns des autres. Cette approche nécessite de limiter le déplacement des côtés pour pouvoir conserver la notion de connexité. Les travaux de Fua [8] sur les netsnakes avec des “hard-constraints” permettent le recalage de structures 3D avec des contraintes d’horizontalité, verticalité et d’angle droit. Cette méthode nécessite l’utilisation de plusieurs images. Or, nous voulons utiliser uniquement l’ortho-image pour affiner le modèle rectangu-

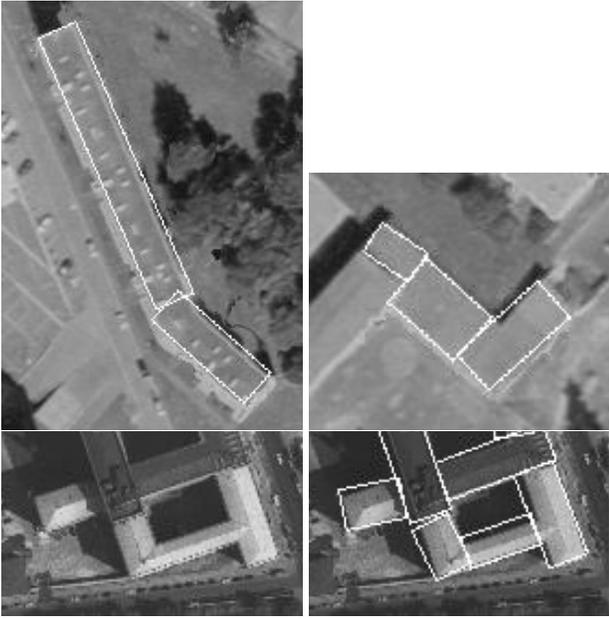


FIG. 5 – Bâtiments complexes : pour les exemples issus de données réelles de la figure 2, nous présentons le résultat de notre méthode. Les images du bas présentent le résultat de l'extraction automatique sur d'autres bâtiments complexes.

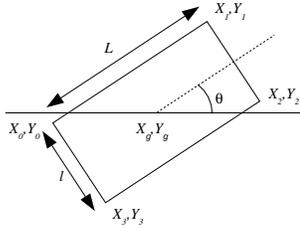


FIG. 6 – Les cinq paramètres $(X_g, Y_g, \theta, L, \ell)$ définissant un rectangle.

laire. Nous utilisons un modèle paramétrique déformable rectangle. Ceci est une version paramétrique contrainte des contours actifs [12], comme dans les travaux de Yuille *et al.* [23].

Dans notre cas le modèle est un rectangle défini par ses cinq paramètres : les coordonnées du centre X_g, Y_g , l'orientation θ et les dimensions L, ℓ . Ces paramètres définissent le modèle paramétrique (Fig. 6), qui évolue par minimisation d'une énergie calculée sur les quatre côtés du rectangle :

$$E = E_{01} + E_{12} + E_{23} + E_{30} \quad (6)$$

où les indices de 0 à 3 représentent les sommets du rectangle. Cette énergie découle d'un potentiel P induit par le gradient de l'ortho-image. Ce potentiel doit être minimum sur les bords des bâtiments et plus élevé ailleurs.

$$E_{ij} = \int_0^1 P(X_i + \lambda(X_j - X_i), Y_i + \lambda(Y_j - Y_i)) d\lambda \quad (7)$$

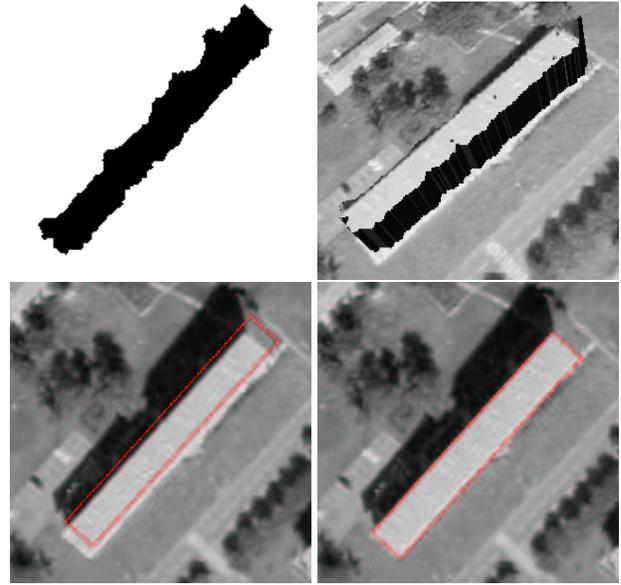


FIG. 7 – En haut : sur-sol obtenu à partir du MNE, vue 3D. En bas : rectangle initial sur l'ortho-image, et rectangle final après minimisation.

L'énergie est minimisée par une descente de gradient à pas constant :

$$\begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ \theta \\ L \\ \ell \end{bmatrix}^{n+1} = \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ \theta \\ L \\ \ell \end{bmatrix}^n - \alpha \nabla E \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ \theta \\ L \\ \ell \end{bmatrix}^n \quad (8)$$

où les valeurs initiales des paramètres sont déterminées à partir des sections précédentes. Le pas de descente est calculé au début de la minimisation. Il est choisi tel que l'évolution individuelle d'un paramètre provoque un déplacement unitaire du modèle, lors de la première itération. Nous utilisons un pas de déplacement adapté séparément pour chacun des 5 paramètres. C'est-à-dire que $\alpha \frac{\partial E}{\partial a_k} = \Delta a_k \approx 1$, avec $a_k = \{X_g, Y_g, L, \ell\}$. Le paramètre d'orientation θ ne possède pas la même unité que les autres paramètres. Pour rendre une variation de θ homogène à un déplacement unitaire d'un pixel, l'estimation de $\alpha \theta$ est obtenue avec la relation suivante : $\frac{\ell+L}{4} \Delta \theta \approx 1$, avec ℓ et L fixés. Ceci est analogue à la détermination des paramètres des contours actifs dans [6]. L'évolution du modèle nécessite le calcul du gradient de l'énergie. Le calcul des dérivés partielles de l'énergie est identique pour les quatre côtés du rectangle.

$$\frac{\partial E_{ij}}{\partial a_k} = \int_0^1 \left(\frac{\partial P(X, Y)}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial a_k} + \frac{\partial P(X, Y)}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial a_k} \right) d\lambda \quad (9)$$

où X et Y sont les représentations paramétriques d'un côté du rectangle, et ils dépendent des paramètres a_k . De plus amples détails sont présentés dans [21].

La fonction de potentiel P est définie à partir de l'ortho-image. Elle doit être minimum sur les contours des bâtiments et élevée ailleurs. Comme dans [12], nous calculons l'opposé de la norme du gradient de l'ortho-image. Les gradients directionnels de l'image de potentiel sont calculés par la méthode du Gradient Vector Flow [22]. Cette méthode lisse le champ de force pour définir un gradient dans les zones éloignées des contours. Ceci permet d'étendre le pouvoir d'attraction d'un contour, même lorsque le modèle est éloigné des contours.

Les figures 7 et 10-haut montrent différentes étapes du processus de déformation. Nous constatons, dans cet exemple, que la méthode permet d'obtenir des paramètres corrects pour les bâtiments.

5 Reconstruction 3D

Un des objectifs de ce travail est l'obtention d'une reconstruction 3D précise de la scène à l'aide de notre modèle de bâtiments. Aussi, dès que nous possédons une estimée précise des bâtiments, nous séparons la reconstruction de la surface du sol de celle du sur-sol. Pour les bâtiments, nous utilisons un modèle parallélépipède. La base du modèle est le rectangle que nous avons obtenu dans les sections précédentes. La hauteur du parallélépipède est l'altitude moyenne du MNE sur la région originelle. Le rendu des constructions comporte sur le sommet la texture de l'ortho-image et les quatre façades verticales sont de couleur uniforme grise.

Les régions de sur-sol ne sont pas toutes correctement estimées par un rectangle ou un ensemble de rectangles. Dans ce cas les régions sont polygonalisées par l'algorithme de la corde de Pavlidis [16].

La surface du sol est obtenue par une reconstruction classique avec régularisation [9, 2, 19]. La donnée initiale est l'altitude obtenue dans le MNE où des trous ont été réalisés à l'emplacement des régions de sur-sol. La texture de la surface est le niveau de gris de l'ortho-image.

La figure 8 présente deux vues 3D sans modélisation des bâtiments rectangulaires et décomposables en rectangles. Dans la figure 9, nous présentons deux vues différentes obtenues à partir des données de la figure 1, avec les résultats de notre méthode pour l'extraction des rectangles et des bâtiments complexes. Le bâtiment complexe de la figure 2-haut apparaît au centre de la figure 9-haut. De même le bâtiment de la figure 2-bas est présent sur le côté haut-gauche de la figure 9-haut.

La figure 10 démontre l'importance d'une bonne localisation du rectangle pour obtenir une belle reconstruction. Ces images présentent le rendu 3D du bâtiment rectangulaire à différentes étapes du processus d'affinage de la section 4. Nous pouvons voir que le rectangle initial (obtenu dans la section 2) et les étapes suivantes de descente du gradient donnent des vues 3D peu satisfaisantes visuellement. Dans la troisième image, le modèle 3D possède encore un léger décalage en bas à gauche. Cependant, nous voyons dans la quatrième image que l'estimation initiale a permis d'obte-

nir un résultat final parfaitement localisé, après le processus de minimisation d'énergie de la section 4. Le modèle 3D des bâtiments s'insère très bien dans la surface du sol et nous obtenons un modèle réaliste, comme le montre la figure 9.

6 Conclusion

Nous décrivons dans cet article l'utilisation du MNE et de l'ortho-image, i.e. une vue verticale de la scène, pour extraire les bâtiments rectangulaires ainsi que les bâtiments qui peuvent être décomposés en plusieurs rectangles.

La mesure de Hausdorff permet de retenir ou de rejeter notre estimation. La définition d'un modèle paramétrique rectangulaire déformable, utilisant l'ortho-image, améliore la précision de la localisation et des dimensions.

Ces traitements automatiques réduisent la charge des opérateurs, et calculent, sur de grandes zones, la reconstruction 3D des bâtiments.

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du LTIS de EADS Matra Système & Information. Nous tenons à remercier F. Perlant pour son aide précieuse lors de nos nombreuses discussions.

Références

- [1] Caroline Baillard and Henri Maître. 3D reconstruction of urban scenes from aerial stereo imagery : A focusing strategy. *Computer Vision and Image Understanding*, 79(3) :244–258, December 1999.
- [2] Andrew Blake and Andrew Zisserman. *Visual Reconstruction*. MIT Press, 1985.
- [3] Ansgar Brunn, Uwe Weidner, and Wolfgang Förstner. Model-based 2D-shape recovery. In *DAGM Conference on Pattern Recognition*, pages 260–268, 1995.
- [4] David Canu. *Vision Stéréoscopique à partir d'un grand nombre d'images : Application à l'imagerie aérienne*. PhD thesis, Université de Rouen, 1997.
- [5] David Canu, Jean-Pierre Gambotto, and Jacques A. Sirat. Reconstruction of building from multiple high resolution images. In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, September 1996.
- [6] Laurent D. Cohen. On active contour models and balloons. *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Image Understanding*, 53(2) :211–218, March 1991.
- [7] M. Fradkin, M. Roux, H. Maître, and U.M. Leloglu. Surface reconstruction from multiple aerial images in dense urban areas. In *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 262–267, 1999.
- [8] P. Fua. Fast, accurate and consistent modeling of drainage and surrounding terrain. *The International Journal of Computer Vision*, 26(3) :1–20, February 1998.

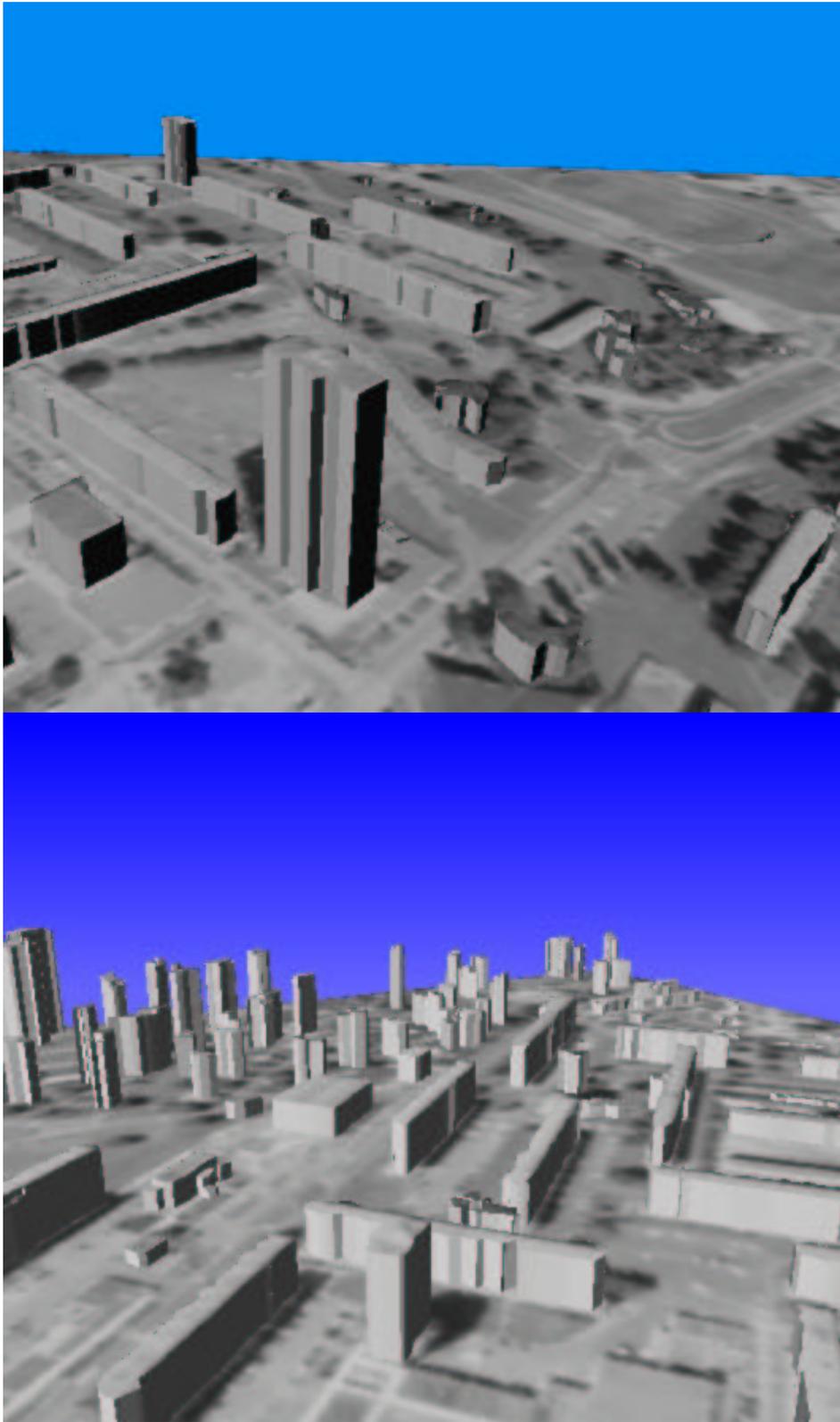


FIG. 8 – Deux vues différentes de la reconstruction 3D sans les modèles rectangle et complexe.

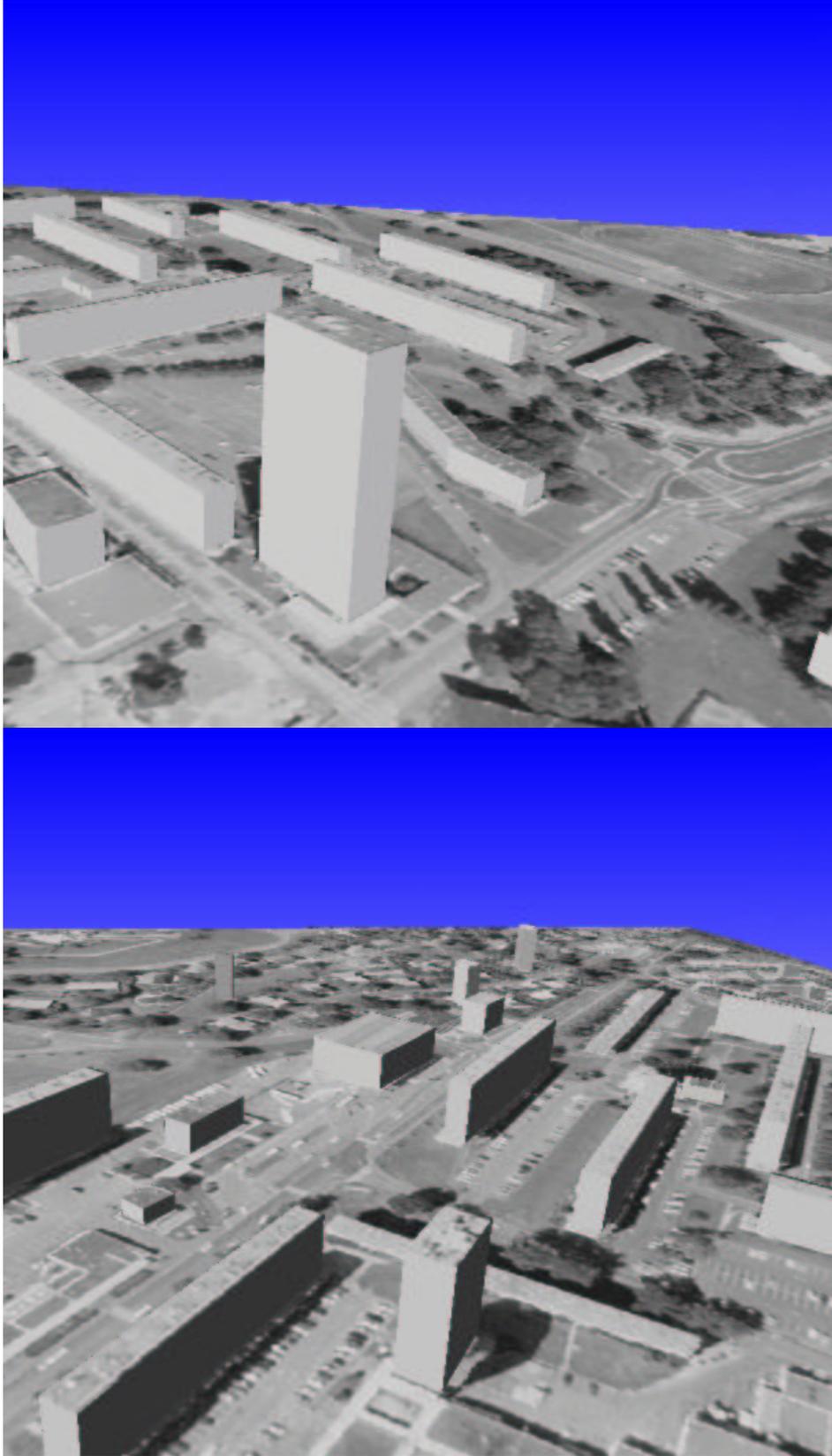


FIG. 9 – Deux vues différentes de la reconstruction 3D avec les modèles rectangle et complexe.

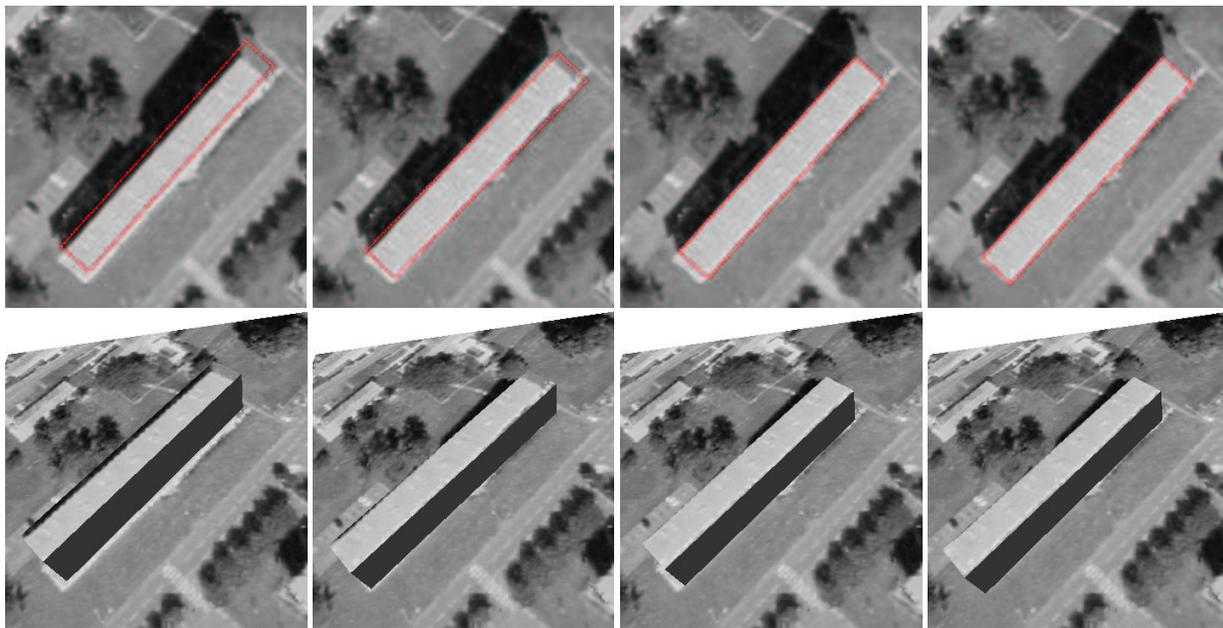


FIG. 10 – De gauche à droite : rectangle initial, deux étapes intermédiaires et le résultat final dessiné sur l’ortho-image. En bas, présentation de vues 3D utilisant le modèle (cf. texte).

- [9] W.E.L. Grimson. *From Images to Surfaces : A computational study of the Human Early vision system*. MIT Press, 1981.
- [10] A. Gruen and R. Nevatia Eds. Special issue on automatic building extraction from aerial images. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(2), 1988.
- [11] Hassan Jibrini, Marc Pierrot-Deseilligny, Nicolas Paparoditis, and Henri Maître. Reconstruction 3D de bâtiments à partir de données 2D cadastrales vectorisées et d’images aériennes. In *Actes de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, volume 3, pages 299–306, février 2000.
- [12] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos. Snakes : Active contour models. In *The International Journal of Computer Vision*, pages 321–331, 1988.
- [13] Zu Whan Kim, Andres Huertas, and Ramakant Nevatia. Automatic description of complex buildings with multiple images. In *WACV*, pages 155–162, 2000.
- [14] S. C. Lee, A. Huertas, and R. Nevatia. Modeling 3D complex buildings with user assistance. In *WACV*, pages 170–177, 2000.
- [15] C. Lin, A. Huertas, and R. Nevatia. Detection of buildings using perceptual grouping and shadows. In *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 62–69, 1994.
- [16] T. Pavlidis and S. L. Horowitz. Segmentation of plane curves. *IEEE Transactions on Computers*, 23(8) :860–870, 1974.
- [17] John C. Russ. *The image processing handbook*, chapter 8. CRC Press and Springer-Verlag, 3 edition, 1999.
- [18] M. Teague. Image analysis via the general theory of moments. *Journal of the Optical Society of America*, 70(8) :920–930, August 1980.
- [19] Demetri Terzopoulos. The computation of visible-surface representations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(4) :417–438, July 1988.
- [20] Christophe Vestri and Frédéric Devernay. Extraction de façades utilisant la stéréoscopie par corrélation sur des images aériennes transformées. *SFPT*, 153 :46–48, April 1999.
- [21] Samuel Vinson. *Applications des méthodes variationnelles à la reconstruction 3D de sites géographiques*. PhD thesis, Université Paris IX Dauphine, A paraître.
- [22] Chenyang Xu and Jerry L. Prince. Gradient vector flow : A new external force for snakes. In *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 66–71, 1997.
- [23] Alan L. Yuille, Peter W. Hallinan, and David S. Cohen. Feature extraction from faces using deformable templates. *The International Journal of Computer Vision*, 8(2) :99–111, August 1992.