

Thèse présentée pour obtenir le grade de
Docteur de l'Université Louis Pasteur
Strasbourg I

Discipline : Sciences pour l'Ingénieur
Spécialité : Topographie-Géomatique

Par : **Fayez TARSHA KURDI**

Extraction et reconstruction de bâtiments en 3D à partir de relevés lidar aéroportés

Soutenue publiquement le 06 novembre 2008

Membres du jury

Directeur de thèse : M. Pierre GRUSSENMEYER, Professeur des Universités
Rapporteur interne : M. Ernest HIRSCH, Professeur des Universités
Rapporteur externe : M. Laurent POLIDORI, Professeur des Universités
Rapporteur externe : M. Nicolas PAPANODITIS, Directeur de Recherche
Examineur : Mme Tania LANDES, Maître de Conférences
Membre invité : M. Hans Peter BÄHR, Professeur des Universités

Remerciements

Je tiens à remercier M. GRUSSENMEYER pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire MAP-PAGE et pour ses conseils toujours pertinents et l'autonomie dont j'ai bénéficié lors des choix scientifiques.

Je remercie Mme LANDES pour ses conseils avisés et son aide pendant la thèse et spécialement pendant la correction de la thèse.

Ensuite, je remercie les membres du jury, particulièrement M. HIRSCH, M. POLIDORI et M. PAPANODITIS pour le temps consacré à la relecture précise du manuscrit.

Puis, je remercie M. BÄHR d'avoir accepté de participer au jury.

A tous les collègues et étudiants du laboratoire : Majd, Chokri, Hakim, Emmanuel, Elise, Eva, et Camille pour leur gentillesse et leur soutien.

A Sam et Bernard pour leur aide.

A toutes les personnes travaillant au laboratoire de photogrammétrie pour la bonne ambiance dans laquelle ils m'ont permis d'évoluer. Merci à toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la rédaction de ce mémoire.

Je souligne les remerciements à l'équipe de la bibliothèque de l'INSA de Strasbourg Pascal-Olivier SERRE, Mme DECOVILLE et spécialement Thierry SCHAETZLE pour leur sympathie et leur aide.

A ma chère mère et à l'âme de mon père.

A ma femme Afraa et à mes enfants Ryma et Housen-Taher.

Résumé

La vitesse d'acquisition des données 3D à très haute résolution et le traitement automatique de ces données sont des sujets de recherche d'actualité dans le domaine de la topographie. Dans ce contexte, le système d'acquisition par balayage laser aéroporté (lidar) trouve toute sa place. Il fournit des nuages de points 3D de densité élevée et de distribution plus ou moins régulière.

Pour construire automatiquement un modèle 3D d'une ville à partir de données lidar, deux étapes sont indispensables. La première consiste à segmenter automatiquement le nuage de points pour en extraire des classes (en général le sol, les bâtiments et la végétation). La seconde se base ensuite sur la classe « bâtiments » pour en modéliser les éléments de manière automatique. C'est pourquoi, il est nécessaire de dresser deux états de l'art : l'un synthétisant les techniques de segmentation automatique de points, et l'autre rassemblant les méthodes existantes de modélisation 3D de bâtiments.

L'approche proposée consiste à réaliser une segmentation automatique en deux étapes. La première étape vise à segmenter le Modèle Numérique de Surface (MNS) en deux classes que sont le « sol » et le « sursol ». Pour cela, un seuillage local est appliqué par le biais d'un opérateur de convolution. Cette procédure permet de séparer le sursol du sol, même dans les régions de topographie accidentée. La deuxième étape consiste à détecter les bâtiments à partir de la classe « sursol ». A cet effet, le MNS et le nuage de points sont utilisés conjointement de manière à profiter des atouts de chacun. En effet, la superposition des deux couches d'informations livre une information intéressante sur la nature des objets imagés et permet de détecter les noyaux des bâtiments. Enfin, un algorithme de croissance de région est appliqué pour compléter ces noyaux et améliorer la forme des bâtiments.

Ensuite, concernant la modélisation automatique de bâtiments, elle revient à représenter un bâtiment sous sa forme vectorielle. Deux techniques principales de modélisation d'un bâtiment ressortent de la littérature : les modélisations paramétriques et les modélisations non paramétriques. L'approche proposée s'emploie à suivre le chemin de la modélisation non paramétrique composé de trois étapes essentielles : la modélisation des façades, la modélisation 2D des toits et la modélisation 3D des toits. Pour modéliser les façades d'un bâtiment, on détecte tout d'abord son contour. Pour ce faire, on utilise la technique de Douglas-Peucker qui permet de décomposer le contour des bâtiments selon ses façades. Puis, l'application de la théorie des moindres carrés permet de calculer le plan moyen passant par les points situés le long de chaque façade du bâtiment. Pour modéliser ensuite le toit du bâtiment, la technique RANSAC (RANdom SAMple Consensus) est adaptée et appliquée afin de détecter automatiquement les plans les plus probables du toit. Afin de mettre en évidence les arêtes internes du toit, les relations de voisinage entre les plans de toit sont étudiées à partir de l'image comportant les plans principaux. Après mise en évidence de toutes les arêtes de toit, leurs relations de jonctions sont analysées. Ces relations de jonction entre arêtes représentent l'ordre de succession des arêtes de toit. Pour terminer, les nœuds principaux entre arêtes sont détectés. La détection des plans de toit, des arêtes et enfin des nœuds de toit permettent ainsi de modéliser les toits des bâtiments en 2D. A ce stade, le passage de la 2D à la 3D implique le calcul des coordonnées 3D des nœuds principaux de toit et l'analyse des relations mutuelles entre plans de toit.

Enfin, après avoir évalué la précision et le temps de traitement requis, on peut conclure que la méthode proposée est satisfaisante. De plus, elle convient à la majorité des types de bâtiments ainsi qu'à des nuages de points de densités différentes. Une fois les modèles 3D de bâtiments et le Modèle Numérique de Terrain (MNT) reconstruits automatiquement, il faut se pencher sur l'extraction d'autres objets artificiels et naturels dans la ville comme par exemple la végétation et les axes routiers.

Mots clés : Lidar, Modélisation, Segmentation, Bâtiment, MNS, Détection

Sommaire

Introduction et Problématique	1
1. Introduction.....	2
2. Problématique	3
Chapitre 1 : Technique du balayage laser aéroporté.....	7
1.1. Système laser aéroporté ou lidar.....	8
1.2. Description des composantes du système lidar	8
1.3. Aperçu des techniques de balayage laser	11
1.4. Calcul des coordonnées des points du nuage	12
1.5. Données et informations acquises par balayage laser	14
1.6. Retours multiples de l'impulsion laser.....	16
1.7. Conclusion	18
Chapitre 2 : Segmentation automatique d'un nuage de points obtenu par balayage laser aéroporté....	19
2.1. Définition de la segmentation	20
2.2. Segmentation basée sur l'image numérique.....	21
2.2.1. Méthodes basées sur la classification d'images numériques.....	21
2.2.1.1. Méthode basée sur le maximum de vraisemblance	21
2.2.1.2. Méthode basée sur un algorithme de croissance de région	24
2.2.1.3. Méthode basée sur le réseau bayésien	25
2.2.1.4. Méthode basée sur la logique floue	25
2.2.2. Méthodes basées sur la morphologie mathématique	29
2.2.2.1. Morphologie mathématique	30
2.2.2.2. Opérateurs de base.....	30
2.2.3. Méthode basée sur la recherche de plans moyens	32
2.2.4. Méthode basée sur la transformée de Fourier (FFT)	32
2.2.5. Méthode basée sur la théorie de la surface active	33
2.3. Segmentation basée sur le nuage brut	34
2.3.1. Méthode basée sur la prédiction linéaire	34
2.3.2. Méthode basée sur la détection des surfaces 3D	35
2.3.3. Méthode basée sur la structure octree	36
2.4. Analyse des avantages et inconvénients des méthodes de segmentation.....	37
2.5. Conclusion	38
Chapitre 3 : Méthodologie de segmentation d'un nuage de points	41
3.1. Prétraitements et calcul du MNS	42
3.1.1. Calcul du MNS.....	42
3.1.2. Choix d'une méthode de rééchantillonnage	44
3.1.3. Suppression des altitudes hors zone d'étude	44
3.2. Segmentation de nuage de points en deux classes : sol et sursol	45
3.2.1. Détection des contours des segments du sursol.....	46
3.2.2. Détection des pixels formant les segments du sursol	47
3.2.3. Modification des altitudes des pixels représentant le sursol.....	49
3.2.4. Filtrage de la classe sursol.....	51
3.2.5. Cas particulier de la présence de discontinuités de terrain	52
3.3. Segmentation du sursol en deux classes : bâtiments et végétation	53
3.3.1. Recherche des plans moyens composant les toits	54
3.3.2. Pistes d'amélioration de la recherche des plans moyens	54
3.3.3. Méthode proposée pour détecter automatiquement les bâtiments de la classe sursol	58
3.4. Analyse des paramètres de segmentation.....	62

3.4.1. Paramètres intervenant dans la segmentation sol/sursol.....	62
3.4.2. Paramètres intervenant dans la segmentation bâtiments/végétation.....	64
3.5. Conclusion	67
Chapitre 4 : Modélisation automatique de bâtiments à partir de nuages de points 3D obtenus par balayage laser aéroporté.....	
4.1. Définition de la modélisation de bâtiments	70
4.2. Modélisation paramétrique	70
4.2.1. Méthode basée sur l'analyse des moments.....	71
4.2.2. Méthode basée sur l'analyse des contours de bâtiments	72
4.2.3. Utilisation des profils verticaux du bâtiment.....	72
4.2.4. Utilisation du calcul des normales des points.....	73
4.3. Modélisation non paramétrique	74
4.3.1. Utilisation des lignes de ruptures du bâtiment.....	75
4.3.2. Utilisation de la transformée de Hough.....	76
4.3.3. Utilisation de l'algorithme RANSAC	78
4.3.4. Calcul des plans moyens définissant les plans de toit (croissance de région)	79
4.3.5. Calcul des plans moyens avec contraintes géométriques	80
4.3.6. Utilisation du calcul des normales des points et des opérations de morphologie mathématique	81
4.3.7. Utilisation de la triangulation de Delaunay	82
4.4. Analyse des avantages et inconvénients des méthodes de modélisation.....	83
4.5. Conclusion	86
Chapitre 5 : Modélisation automatique de bâtiments à partir de données lidar.....	
5.1. Modélisation des façades des bâtiments.....	91
5.1.1. Création du MNSb des bâtiments.....	92
5.1.2. Extraction des polygones des contours de bâtiments	93
5.1.3. Décomposition du polygone de contour du bâtiment.....	95
5.1.4. Calcul des équations de façades du bâtiment	96
5.1.5. Résultat du calcul des façades du bâtiment	97
5.2. Modélisation des toits des bâtiments en 2D.....	98
5.2.1. Détection automatique de plans de toit	98
5.2.1.1. Mise en évidence des plans de toit	100
5.2.1.1.1. Extension de l'algorithme RANSAC	100
5.2.1.1.2. Résultat et anticipation des erreurs pour le passage à la modélisation 3D	105
5.2.1.2. Étude des relations de voisinage entre les plans de toit.....	107
5.2.2. Détection des arêtes internes de toit dans le plan horizontal	108
5.2.2.1. Mise en évidence des arêtes internes.....	108
5.2.2.2. Etude des relations de jonction entre arêtes internes.....	110
5.2.3. Détection de nœuds	114
5.2.3.1. Détection de nœuds de type M	114
5.2.3.2. Détection de nœuds de type U.....	115
5.2.4. Analyse des résultats de la modélisation des toits en 2D	119
5.3. Calcul du modèle 3D complet du bâtiment.....	121
5.3.1. Passage de la 2D à la 3D	122
5.3.1.1. Passage à la 3D pour les plans principaux.....	122
5.3.1.2. Passage à la 3D pour les plans de détail	123
5.3.1.3. Passage à la 3D pour les arêtes et les nœuds	124
5.3.2. Amélioration du modèle 3D du bâtiment	124
5.3.3. Résultats du calcul du modèle 3D complet	127
5.4. Analyse des paramètres de modélisation 3D	128
5.5. Gain en terme de stabilité de l'algorithme RANSAC étendu	132
5.6. Conclusion.....	134

Chapitre 6 : Application des méthodes développées et analyse des résultats	137
6.1. Description des données employées.....	138
6.2. Extraction des bâtiments par segmentation automatique	138
6.2.1. Résultats de l'extraction	139
6.2.2. Calcul de la précision de l'extraction	143
6.2.2.1. Evaluation automatique.....	145
6.2.2.2. Evaluation manuelle.....	146
6.3. Modélisation automatique de bâtiments.....	147
6.3.1. Modélisation des façades des bâtiments.....	148
6.3.1.1. Résultats de l'extraction des façades.....	148
6.3.1.2. Précision des résultats d'extraction des façades.....	151
6.3.2. Modélisation 2D des toits des bâtiments.....	156
6.3.2.1. Résultats de la modélisation 2D des toits des bâtiments.....	156
6.3.2.2. Précision des résultats de la modélisation 2D des toits des bâtiments.....	158
6.3.2.2.1. Analyse de la détection des plans de toits.....	159
6.3.2.2.2. Analyse de la qualité de détection des plans de toits.....	160
6.3.3. Modélisation 3D des bâtiments.....	161
6.3.3.1. Résultats de la modélisation 3D des bâtiments.....	161
6.3.3.2. Précision des résultats de la modélisation 3D des bâtiments.....	165
6.3.3.2.1. Analyse de qualité par calcul des écarts-type en distance.....	165
6.3.3.2.2. Analyse de qualité par calcul d'une carte d'erreurs.....	167
6.3.3.2.3. Temps de calcul requis.....	169
6.4. Couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation automatique de bâtiments.....	171
6.4.1. Résultats de l'application de l'algorithme de couplage.....	172
6.4.2. Précision des résultats de l'application de l'algorithme du couplage.....	175
6.5. Conclusion	180
Conclusion générale et perspectives.....	183
1. Bilan de la recherche.....	184
2. Perspectives.....	186
Annexes.....	189
Glossaire.....	190
1. Définitions.....	190
2. Sigles.....	191
Annexe I : Algorithmes utilisés fréquemment dans le domaine du traitement de données lidar.....	192
I.1. Croissance de région	192
I.2. Triangulation Delaunay et diagramme de Voronoï	193
I.2.1. Définitions.....	193
I.2.2. Représentation informatique d'une triangulation.....	194
I.2.3. Triangulation de Delaunay.....	195
I.2.4. Diagramme de Voronoï.....	195
I.3. Transformées de Fourier.....	196
I.3.1. Représentation graphique de l'espace fréquentiel.....	198
I.3.2. Programmation de la transformée de Fourier.....	199
I.4. Transformée de Hough	200
I.5. Algorithme RANSAC (RANdom SAMple Consensus) classique.....	202
I.6. Algorithme Douglas-Peucker	205
I.7. Rééchantillonnage d'un nuage de points	206
Annexe II : Définitions de base dans la morphologie mathématique.....	210
Annexe III : Principes de base dans la géométrie analytique 2D et 3D.....	214
III.1. Géométrie analytique dans le plan	214

III.1.1. Transformation des coordonnées dans le plan.....	215
III.1.1.1. Transformation affine.....	215
III.1.1.2. Transformation de HELMERT	216
III.1.1.3. Transformation d'une droite.....	217
III.1.2. Calcul de l'équation d'une droite moyenne passant par n points	217
III.2. Géométrie analytique dans l'espace	219
III.2.1. Transformation des coordonnées dans l'espace	221
III.2.2. Relation entre le plan et l'espace.....	221
III.2.3. Equation d'un plan passant par n points mesurés (où $n>3$).....	222
III.2.4. Equation d'un plan ajustant n points mesurés (où $n>2$) et qui passe obligatoirement par un point mesuré	224
III.2.5. Equation d'un plan ajustant n points mesurés (où $n>1$) et qui passe obligatoirement par deux points mesurés	224
 Annexe IV : Présentation des modèles de référence des sites étudiés et calcul de la matrice de confusion dans le cadre de l'estimation de la précision de la méthode de segmentation automatique.....	225
IV.1. Image de référence.....	225
IV.2. Calcul de la matrice de confusion.....	227
 Annexe V : Résultats du calcul des écarts-types et des covariances des façades de bâtiments de plusieurs échantillons de nuages de points.....	228
V.1. Calcul de façades basé sur les nuages des points des bâtiments.....	228
V.2. Calcul de façades basé sur le masque de bâtiments	236
 Annexe VI : Indices de qualité.....	246
VI.1. Indices de qualité des modèles de bâtiments.....	246
VI.2. Calcul des indices de qualité des modèles des façades des bâtiments pour le site du campus à Strasbourg	248
 Annexe VII : Matrices intermédiaires utilisées dans la démarche de la modélisation automatique de bâtiments.....	253
VII.1. Matrice <i>arêtes_internes_voisinage</i>	253
VII.2. Matrice <i>coordonnées_arêtes_extremités</i>	254
 Annexe VIII : Paramètres utilisés dans la démarche de traitements automatiques des données lidar.....	255
VIII.1. Paramètres de la segmentation automatique	255
VIII.2. Paramètres de la modélisation automatique des bâtiments	256
 Annexe IX : Comparaison du résultat de modélisation du site Hermanni à ceux obtenus dans le projet européen EuroSDR	257
 Bibliographie	261
Liste de publications.....	271

Liste des figures

1.	Étapes du traitement d'un nuage de points dans le but d'extraction et de modélisation de bâtiments	5
1.1	Système de scanner laser ALS 40	9
1.2	Composants du système de balayage laser aéroporté	10
1.3	Trace au sol fournie par un lidar à miroir oscillant	11
1.4	Trace au sol fournie par un lidar à fibres optiques	12
1.5	Trace au sol fournie par un lidar utilisant un miroir rotatif à axe incliné	12
1.6	Étapes du calcul des coordonnées des points du nuage	14
1.7	Différence entre le profil de l'onde laser émise et le profil de l'onde réfléchie	16
1.8	Première et dernière impulsions sur la végétation	17
1.9	Visualisation du MNS du 1 ^{er} écho et du 2 ^{ème} écho pour la même zone	17
2.1	Filtre de Laplace	22
2.2	Matrices de dérivation de Sobel	22
2.3	Matrices mobiles permettant de calculer les pentes	23
2.4	Huit matrices du filtre gradient	23
2.5	Visualisation de l'application de l'algorithme de croissance de région	24
2.6	Exemple d'une région contenant un trou important	24
2.7	Étapes du traitement des images laser en utilisant le logiciel eCognition	26
2.8	Cas dans lesquels il est possible d'observer la différence entre le premier et le dernier écho	27
2.9	Trois profils verticaux	28
2.10	Contraste des hauteurs	28
2.11	Effet de l'application de l'opérateur morphologique « érosion » sur un nuage de points	29
2.12	Transformations ensemblistes	30
2.13	Opérateurs d'ouverture	31
2.14	Opérateurs de fermeture	31
2.15	Fonction de poids utilisée pour générer le MNT à partir de données laser	35
2.16	Structure de l' <i>octree</i>	36
3.1	MNS représenté sous forme de matrice 2D	43
3.2	Conservation des relations originales du voisinage en utilisant la méthode de rééchantillonnage du « plus proche voisin »	44
3.3	Correction du MNS	45
3.4	Calcul de la matrice des contours	46
3.5	Chaîne de traitement permettant de détecter la classe sursol	48
3.6	Effet du « remplissage » des contours	49
3.7	Exemple du calcul des matrices <i>Sursol</i> et <i>TEST_sol</i>	50
3.8	Succession des opérations de morphologie mathématique	51
3.9	MNS _n obtenu avant et après application des opérateurs de morphologie mathématique sur le MNS _n	51
3.10	Fausse attribution de points à la classe sursol en raison de la présence d'une rupture de pente brutale	52
3.11	Effet du sens de déplacement de la matrice mobile sur le MNS	53
3.12	Types d'altitudes dans une même cellule	55
3.13	Exemple de distribution irrégulière du nuage de points dans le plan horizontal	55

3.14	Dénivelée maximale que l'on peut rencontrer entre les points situés dans la même cellule est fonction de la géométrie des toits des bâtiments	56
3.15	Représentation de la pente maximale du plan constituant le toit	58
3.16	Élimination des points de végétation et des contours des bâtiments	60
3.17	Défaut dans le MNSn	61
3.18	Résultat final de l'extraction automatique de bâtiments	61
3.19	Segmentation sol/sursol sur un nuage suivant la valeur du seuil de séparation	63
3.20	MNSn obtenu avant et après application des opérateurs de morphologie mathématique sur le MNSn	64
3.21	Effet d'élimination des contours de bâtiments simultanément avec la végétation	66
4.1	Décomposition d'un bâtiment complexe en un ensemble de bâtiments simples	71
4.2	Paramètres géométriques d'un modèle basique de bâtiment	71
4.3	Paramètres géométriques d'un bâtiment	72
4.4	Profil vertical dans le plan OXZ	73
4.5	Normales des points de toit du bâtiment	74
4.6	Modèles de bâtiments simples	74
4.7	Extraction du contour et des lignes de rupture du bâtiment à partir du MNS	75
4.8	Détection des lignes des ruptures du toit de bâtiment à partir du MNS	75
4.9	Transformée de Hough dans le plan	76
4.10	Détecter les frontières des contours des plans en utilisant la triangulation de Delaunay	77
4.11	Détection des plans du toit	77
4.12	Diagramme de Voronoï utilisé pour étudier l'intersection des plans voisins	79
4.13	Résultat de segmentation avant et après l'amélioration	80
4.14	Modèle 3D d'un bâtiment après avoir pris en compte des contraintes géométriques	81
4.15a	Segmentation du toit de bâtiment	82
4.15b	Etude des relations de voisinage en utilisant le diagramme de Voronoï	82
4.16	Calcul des façades à partir de la modélisation des plans du toit	82
4.17	Modélisation non paramétrique par triangulation de Delaunay	83
4.18 a	Modèle obtenu après les étapes de segmentation du bâtiment puis d'extraction de contour	86
4.18 b	Modèle obtenu après les étapes d'extraction de contour puis de segmentation du bâtiment	86
5.1	Méthodologie développée pour modéliser automatiquement un bâtiment en 3D	91
5.2	Matrices mobiles utilisées pour remplir les pixels vides dans le corps de bâtiment	92
5.3	Calcul du MNSb de bâtiment	92
5.4	Détection des pixels composant le contour d'un bâtiment et séparation des polygones la composant	93
5.5	Matrice du filtre utilisé pour extraire le contour du bâtiment	93
5.6	Extraction des polygones des contours d'un bâtiment	94
5.7	Polygone de contour du bâtiment	94
5.8	Calcul de la distance d intervenant dans l'algorithme Douglas-Peucker	95
5.9	Orientation du contour du bâtiment et numérotation des façades	95
5.10	Contour final plaqué sur le contour détecté	96
5.11	Modèle 3D d'un bâtiment avec un toit plat	97
5.12	Modèle 3D du site Hermanni avec toits plats	97
5.13	Organigramme de l'algorithme RANSAC étendu	99
5.14	Insuffisance du seuil de tolérance sur la distance St	101

5.15	Amélioration de la qualité des plans détectés	102
5.16	Détection de la partie compacte d'un segment	103
5.17	Détection de la partie compacte d'un segment ; Effet de l'application du test après quatre itérations	103
5.18	Amélioration de la détection automatique des plans de toit	104
5.19	Résultats de la détection automatique de plans sur des toits arrondis	104
5.20	Types principaux de relations mutuelles survenant entre plans adjacents	105
5.21	Relation mutuelles « intersection-décrochement » entre les plans adjacents	105
5.22	Erreur commise pendant la détection automatique des plans du toit	106
5.23	Correction des plans détectés	106
5.24	Calcul de la matrice <i>plans_voisins</i>	108
5.25	Matrice <i>arêtes_internes_raster</i>	109
5.26	Cas d'une arête composée de deux portions	110
5.27	Calcul de la matrice <i>éléments_toit</i>	111
5.28	Numérotation des arêtes du toit d'un bâtiment quelconque	112
5.29	Analyse des relations de jonction entre arêtes	112
5.30	Représentation des deux types des plans de toit	113
5.31	Fusionnement des nœuds	115
5.32	Représentation des trois repères intervenant dans le calcul des moments statiques	117
5.33	Modélisation des plans de toit de type U accolé aux façades	119
5.34	Résultat final de la modélisation 2D de bâtiments	120
5.35	Détection automatique des plans de toit en utilisant l'algorithme de croissance de région	121
5.36	Accentuation des déformations 2D sur les modèles des bâtiments	123
5.37	Visualisation de modèles 3D avant et après avoir ajouté les corrections	124
5.38	Exemples de relation mutuelle « intersection-décrochement »	125
5.39	Présentation d'une arête interne dans l'espace 3D par deux droites	125
5.40	Cas de deux arêtes 3D (générées de la même arête 2D) croisées	126
5.41	Résultat final de la modélisation 3D des bâtiments	127
5.42	Influence de la relation mutuelle <i>décrochement</i> sur la stabilité de l'algorithme RANSAC étendu	133
5.43	Composantes de l'emprise au sol d'un bâtiment	135
6.1	Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du site Hermanni	140
6.2	Résultat de la segmentation automatique du nuage de points localisé au niveau du campus à Strasbourg	141
6.3	Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du site centre ville de Strasbourg	142
6.4	Projection horizontale d'un nuage de points représentant un bâtiment	144
6.5	Modèle 3D des façades des bâtiments pour le site Hermanni	148
6.6	Modèle 3D des façades des bâtiments pour le site du campus à Strasbourg	149
6.7	Modèle 3D des façades de bâtiments pour le site du centre ville de Strasbourg	150
6.8	Polygones de contour des bâtiments n° 6 et 7 du site Hermanni	152
6.9	Valeurs moyennes des écarts-types en pixels calculées pour les bâtiments sélectionnés dans les trois sites testés	153
6.10	Superposition des modèles de bâtiments calculés aux modèles de référence	155
6.11	Modèle généré et modèle de référence des toits pour le site Hermanni	157

6.12	Modèles Modèle généré et modèle de référence des toits pour le site du Strasbourg	158
6.13	Résultat final de modélisation 3D de bâtiments du site Hermanni	162
6.14	Bâtiment n°13 de l'échantillon Strasbourg, dans diverses étapes de modélisation	163
6.15	Bâtiment n°15 de l'échantillon Strasbourg, dans diverses étapes de modélisation	165
6.16	Modèle 3D et carte des erreurs pour les bâtiments n°6 et 3 (échantillon Hermanni)	168
6.17	Organigramme synoptique de l'algorithme complet de segmentation et de modélisation automatique de bâtiments à partir de données lidar	172
6.18	Modèle 3D des façades des bâtiments du site centre ville de Strasbourg	173
6.19	Modèle 3D des façades des bâtiments du site du campus à Strasbourg	174
6.20	Modèle 3D des façades des bâtiments du site Hermanni	174
6.21	Polygone de contour des bâtiments numéros 9 et 12 dans le site Hermanni	176
6.22	Cas d'échec de l'algorithme de modélisation automatique des façades de bâtiment	176
6.23	Modèles de bâtiments calculés et modèles de référence sur le site du campus à Strasbourg	178
I.1	Algorithme de croissance de région	192
I.2	Image numérique composée de segments ayant des points homogènes	193
I.3	Illustration de croissance de région	193
I.4	Définition de K et des K_i	194
I.5	Critère de la sphère vide est violé, le disque circonscrit à K contient le point P	195
I.6	Diagramme de Voronoï	196
I.7	Origine du nouveau système est au milieu du graphe	199
I.8	Transformée de Hough dans le plan	200
I.9	Représentation des paramètres de la normale d'une droite	201
I.10	Représentation de la droite dans l'espace $O' a b$	201
I.11	Représentation des éléments de l'équation d'un plan dans la forme normale	202
I.12	Deux plans horizontaux dans la matrice 3D H	202
I.13	Algorithme de RANSAC classique	204
I.14	Résultats de la détection automatique de plans des toits en utilisant l'algorithme RANSAC classique	205
I.15	Algorithme de Douglas Peucker pour simplification ou lissage des lignes	206
I.16	Suite de l'algorithme technique de Douglas-Peucker pour simplification ou lissage des lignes	206
I.17	Rééchantillonnage par assignation de l'altitude du « plus proche voisin »	207
I.18	Rééchantillonnage par interpolation bilinéaire	208
I.19	Rééchantillonnage par interpolation bicubique	209
II.1	Calcul du nombre d'Euler	210
II.2	Distance de chanfrein	211
II.3	Coefficients a et b d'un masque de chanfrein 3 x 3	211
II.4	Illustration du balayage correspondant à plusieurs types d'ordre de balayage	212
II.5	Réalisation du squelette sur une figure en forme de rectangle en utilisant l'analogie de feu de prairie de Blum	213
III.1	Présentation du système de coordonnées rectangulaire planes	214
III.2	Projection d'un point sur une droite	215

III.3	Transformation affine dans le plan	215
III.4	Transformation des coordonnées dans le plan	216
III.5	Présentation du système des coordonnées spatiales	220
III.6	Transformation des coordonnées dans l'espace	221
III.7	Relation entre le plan et l'espace	222
IV.1	Types des pixels considérés dans la matrice de confusion	226
V.1	Bâtiments numéros 5 et 8 sur le site Hermanni	229
V.2	Bâtiments numéros 32, 17, 10, 9, 31 et 19 sur le site du campus à Strasbourg	232
V.3	Bâtiments numéros 1, 2, 3, 4, 7 et 8 sur le site centre ville de Strasbourg	236
V.4	Bâtiments numéros 7 et 8 sur le site Hermanni	238
V.5	Bâtiments numéros 1, 2, 3, 4, 5 et 6 sur le site du campus à Strasbourg	242
V.6	Bâtiments numéros 1, 2, 3, 4, 5 et 6 sur le site du centre ville de Strasbourg	245
VI.1	Opérations ensemblistes représentées à l'aide du diagramme de Venn	246
VII.1	Intersection de quatre plans voisins définissant une arête ponctuelle composée d'un seul point	253
IX.1	Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du site Hermanni	258
IX. 1	Résultats de modélisation obtenus dans le projet européen EuroSDR pour le site Hermanni ...	260

Liste des équations

1.1	Relation entre le système de coordonnées laser, le système de coordonnées lié à l'avion et le système local horizontal astronomique	13
2.1	Erodé de A par E	31
2.2	Dilatation de A par E	31
2.3	Dilatation de A par E	31
2.4	Ouverture de A par E	31
2.5	Fermeture de A par E	31
3.1	Calcul de la densité de points	43
3.2	Distance moyenne entre deux points levés par balayage laser	43
3.3	Valeur du pas à partir de la densité moyenne des points du nuage	43
3.4	Calcul de la matrice ΔZ	46
3.5	Calcul de ΔZ pour chaque pixel du MNS, à partir de ses huit voisins	47
3.6	Test des pixels voisins	50
3.7	Equation d'un plan dans le système de coordonnées OXYZ	54
3.8, 3.9 et 3.10	Calcul de la dénivelée maximale entre points d'une même cellule couvrant un bâtiment	57
3.11	Condition imposée pour la pente d'un toit	58
3.12	Calcul de la matrice <i>vegetation_points</i>	59
3.13	Dénivelée maximale prévue entre deux pixels voisins	62
3.14	Seuil de superficie des segments	63
3.15	Calcul de la dénivelée maximale entre points d'une même cellule couvrant un bâtiment	64
3.16	Valeur du seuil de la superficie des noyaux des bâtiments	66
3.17	Dénivelées calculées dans l'algorithme de croissance de région	67
4.1	Équation d'un plan dans l'espace Euclidien (X, Y, Z)	76
4.2	Équation d'un plan dans l'espace de paramètres (a, b, c)	76
4.3	Nombre d'itération dans l'algorithme RANSAC	78
5.1	Calcul de PN_S	101
5.2	Nouvelle condition pour accepter un plan dans l'algorithme RANSAC	101
5.3	Calcul de la matrice <i>paln_I_voisin</i>	107
5.4	Calcul de la matrice <i>paln_k_voisin_total</i>	111
5.5 et 5.6	Définition générale des moments	116
5.7	Calcul des coordonnées du centre de gravité du plan	117
5.8	Calcul de l'orientation θ du plan dans le système de MNS	117
5.9	Transformation des coordonnées X et Y	118
5.10	Calcul des dimensions principales d'un rectangle	118
5.11	Calcul du seuil $D_{superficie}$	119
5.12	Calcul de l'indice ΔZ pour les deux extrémités	125
5.13	Calcul d'altitudes moyennes des deux extrémités d'une arête interne	125
5.14	Calcul de la valeur du seuil S utilisé dans la technique de Douglas Peucker	128
5.15	Calcul de la valeur du seuil St	130
5.16	Calcul des valeurs des seuils <i>plan_prévisible</i> et PN_S	131
I.1	Définition de diagramme de Voronoï	195
I.2 à I.8	Transformation directe et inverse de Fourier	197

I.9	Equation de la droite	200
I.10	Forme normale de l'équation de droite	200
I.11	Equation générale d'un plan dans l'espace O X Y Z	201
I.12	Equation d'un plan dans l'espace O' a b c	201
I.13	Equation d'un plan dans l'espace O X Y Z	201
I.14	Equation d'un plan dans l'espace O X Y Z	201
I.15	Forme normale de l'équation d'un plan	201
I.16	Nombre d'itération dans l'algorithme RANSAC	203
II.1	Transformée de distance	211
II.2	Seuillage des images à niveau de gris	212
III.1	Distance entre deux points en 2D	214
III.2	Equation d'un plan dans l'espace O X Y Z	214
III.3	Equation d'une droite passant par deux points	214
III.4	Distance entre une droite et un point en 2D	214
III.5	Projection d'un point sur une droite	215
III.6 à III.9	Transformation des coordonnées dans le plan	216
III.10 à III.12	Transformation de HELMERT	217
III.13	Equations de la transformation de HELMERT	217
III.14	Equations de la transformation inverse de HELMERT	217
III.15	Equation d'une droite après la transformation de HELMERT	217
III.16	Principe général la théorie des moindres carrés pour calculer l'équation d'une droite	217
III.17 à III.21	Calcul de l'équation d'une droite moyenne par la théorie des moindres	218
III.22	Ecart-type sur X, écart-type sur Y et covariance (sur X et Y)	219
III.23	Ecart-type sur la distance d	219
III.24	Distance entre deux points en 3D	219
III.25	Equation d'un plan dans l'espace O X Y Z	219
III.26, III.27 et III.28	Equation d'une droite dans l'espace O X Y Z	219
III.29	Distance entre un plan et un point	220
III.30	Projection d'un point sur un plan	220
III.31	Projection d'un point sur une droite	220
III.32	Equation de transformation de HELMERT	221
III.33	Equation d'une droite en 2D	221
III.34	Equation d'une droite en 3D	221
III.35	Principe général la théorie des moindres carrés pour calculer l'équation d'un plan	222
III.36 à III.40	Calcul de l'équation d'un plan moyen par la théorie des moindres	222
III.41	Valeur du paramètre a dans l'équation d'un plan passant obligatoirement par un point	224
III.42	Valeurs des paramètres a et b dans l'équation d'un plan passant obligatoirement par deux points	224
VI.1	Taux de détection	246
VI.2	Indice de qualité	247
VI.3	Facteur d'excédent	247
VI.4	Facteur de déficit	247
VI.5	Indice d'alarme fausse	248
VI.6	Erreur de type 2	248
VI.7	Défaut de dissimilitude de forme	248

Liste des tableaux

3.1	Deux exemples de calcul de Δh_{max}	65
5.1	Matrice <i>plans_voisins_pixel</i>	109
6.1	Caractéristiques du nuage de points du site Hermanni et du site de Strasbourg	138
6.2	Caractéristiques des MNS des nuages points	139
6.3	Valeurs des paramètres utilisés dans la démarche de segmentation	143
6.4	Matrice de confusion	145
6.5	Mention attribuée à l'extraction des bâtiments opérée sur différents nuages de points	146
6.6	Résultats de l'évaluation quantitative d'extraction des bâtiments	146
6.7	Temps requis par les étapes de traitement appliquées aux données lidar	147
6.8	Présentation des valeurs affectées aux paramètres intervenant dans le processus de modélisation	150
6.9	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 du site Hermanni	151
6.10	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 du site Hermanni	152
6.11	Valeurs des indices de qualité calculés pour les bâtiments du campus à Strasbourg	156
6.12	Paramètres supplémentaires intervenant dans la démarche de modélisation des toits des bâtiments	158
6.13	Comparatif du nombre de plans principaux de toit dans le modèle de référence, avec le nombre de plans de toit détectés	159
6.14	Comparatif du nombre de plans principaux de toit dans le modèle de référence, avec le nombre de plans de toit détectés	160
6.15	Synthèse des résultats de calcul des indices de qualité des modèles 2D des toits des bâtiments de l'échantillon de Strasbourg	160
6.16	Distribution des écarts-types en distance par rapport aux plans de toits, calculés pour les bâtiments du site Hermanni	166
6.17	Distribution des écarts-types en distance par rapport aux plans de toits, calculés pour les bâtiments de l'échantillon de Strasbourg	166
6.18	Nombre de points et écarts-types des bâtiments n° 13 et 15 de l'échantillon de Strasbourg	167
6.19	Distribution des écarts des points par rapport aux plans moyens pour les bâtiments n°13 et 15 de l'échantillon de Strasbourg	167
6.20	Distribution des écarts des points par rapport aux plans moyens pour les bâtiments numéros 6 et 3 du site Hermanni	169
6.21	Temps de traitement confronté au nombre de points lidar couvrant le bâtiment et au nombre de plans principaux d'après les documents de référence	170
6.22	Estimation de la précision de calcul des façades du bâtiment n°9 en partant du masque de bâtiments (site Hermanni).....	175
6.23	Estimation de la précision de calcul des façades de bâtiment n°12 en partant du masque de bâtiments (site Hermanni)	175
6.24	Valeurs des 7 indices d'évaluation de qualité des modèles de bâtiments	179
I.1	Sommets du triangle K et ceux des Ki	194
IV.1	Matrice de confusion	225

IV.2	Matrice de confusion du site du campus à Strasbourg	227
IV.3	Matrice de confusion du site du centre ville de Strasbourg	227
IV.4	Matrice de confusion du site Hermanni	227
V.1	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°5 sur le site Hermanni	228
V.2	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°8 sur le site Hermanni	228
V.3	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°32 sur le site du campus	229
V.4	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°17 sur le site du campus	230
V.5	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°10 sur le site du campus	230
V.6	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°9 sur le site du campus	230
V.7	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°31 sur le site du campus	231
V.8	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°19 sur le site du campus	231
V.9	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°1 sur le site du centre ville ...	232
V.10	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du centre ville ...	233
V.11	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°3 sur le site du centre ville ...	234
V.12	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°4 sur le site du centre ville ...	235
V.13	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 sur le site du centre ville ...	235
V.14	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°8 sur le site du centre ville ...	236
V.15	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 sur le site Hermanni à partir de masque de bâtiments	237
V.16	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 sur le site Hermanni à partir de masque de bâtiments	237
V.17	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du campus à	238
V.18	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°210 sur le site du campus ...	239
V.19	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°16 sur le site du campus	239
V.20	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°19 sur le site du campus ...	240
V.21	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°30 sur le site du campus	240
V.22	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°34 sur le site du campus	241
V.23	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°1 sur le site du centre ville ...	242
V.24	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du centre ville ...	242
V.25	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°3 sur le site du centre ville ...	243
V.26	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°4 sur le site du centre ville ...	243
V.27	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°5 sur le site du centre ville ...	244
V.28	Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 sur le site du centre ville ...	245
VI.1	Calcul des opérations ensemblistes entre les modèles références A et les modèles obtenus B	249
VI.2	Résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments	250
VI.3	Calcul des opérations ensemblistes entre les modèles références A et les modèles obtenus B	251
VI.4	Résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments	252
VII.1	Matrice <i>arêtes_internes_voisinage</i>	253
VII.2	Matrice <i>coordonnées_arêtes_extremités</i>	254
VIII.1	Paramètres de la segmentation automatique	255
VIII.2	Paramètres de la modélisation automatique	256
IX.1	Comparaison des méthodes utilisées par les équipes ayant participé au projet européen EuroSDR	259

Introduction et Problématique

1. Introduction

La vitesse d'acquisition des données 3D à très haute résolution spatiale ainsi que leur traitement automatique sont des sujets de recherche d'actualité dans le domaine de la topographie. De plus, jour après jour, le besoin de disposer de techniques rapides fournissant des modèles 3D urbains se fait grandissant. Dans ce contexte, le système d'acquisition par balayage laser aéroporté, de technologie récente, permet de répondre à ces nécessités. Encore appelé **lidar** (**light detection and ranging**), il fournit des nuages de points 3D de densité élevée et de distribution plus ou moins régulière, en un temps relativement court.

Historiquement, le lidar représente une nouvelle technique d'acquisition d'informations 3D. Le premier essai de système lidar a été réalisé aux Etats-Unis à la NASA puis au Canada dans les années 70. Concernant l'Europe, les premiers tests avec profilomètre laser ont été menés à la fin des années 80 par l'université de Stuttgart en Allemagne. Il faut attendre le milieu des années 90 pour voir apparaître les premiers projets opérationnels utilisant le système lidar. C'est à cette même époque qu'apparaissent les premières publications concernant le traitement de ces données lidar (Weidner et Förstner, 1995).

De nombreuses applications du lidar ont ensuite vu le jour grâce à sa vitesse de balayage et à la grande quantité de données que fournit ce système. De plus, la possibilité d'automatisation des étapes de traitement des données lidar ouvre la porte à de nouveaux développements de produits topographiques 3D, plus abordables que les modèles 3D urbains et les Modèles Numériques de Terrain (MNT) issus de techniques conventionnelles (photogrammétrie aérienne, levés topographiques).

En général, un modèle 3D urbain est un modèle créé dans un système à trois dimensions, dans lequel il est possible de représenter la ville suivant plusieurs vues¹.

Au niveau des villes, la demande en modèles numériques 3D urbains n'a pas cessé d'augmenter. Ceci peut s'expliquer par la facilité d'utilisation et la lisibilité de ce type de modèles par rapport aux modèles 2D. Ainsi, plusieurs applications ont rapidement accaparé ce type de données : les Systèmes d'Information Géographique (SIG), la communication, l'aide à la décision, l'urbanisme et l'environnement.

Les modèles 3D sont des données de base pour les Systèmes d'Information Géographique (SIG). Un tel modèle permet d'enrichir la base de données des SIG en ajoutant de nouvelles couches représentant la ville en 3D. En effet, toutes les autres utilisations des modèles 3D urbains peuvent être faites soit à partir de SIG ou de manière indépendante des SIG.

L'intérêt primordial des modèles 3D est la communication, lors de la présentation de projets d'aménagement par exemple. En effet, les collectivités se sont vite aperçues que les citoyens ne sont pas habitués à interpréter des cartes 2D pour en visualiser les projets dans leur ensemble. Il leur semble alors intéressant de les représenter en trois dimensions dans leur environnement. Lorsque l'on parle de communication, il s'agit également de marketing avec la possibilité de mettre en ligne les modèles 3D urbains (comme par exemple le modèle 3D de la ville de Rennes²). Dans ce domaine, il est indispensable que le modèle soit détaillé et texturé. Il est aussi nécessaire d'utiliser une texture réelle qui permette de reconnaître les lieux et les bâtiments.

Les modèles 3D sont également un support intéressant comme aide à la décision. Il permet aux concepteurs de les projeter dans leur projet afin d'étudier leur impact sur l'environnement. Cependant, à cette étape, le projet n'étant pas définitif, il va subir de nombreuses modifications qui engendreront une inévitable mise à jour du modèle. Les aménageurs pensent que le coût de cette mise à jour est trop élevé par rapport au coût total de l'opération d'aménagement.

¹ www.granddictionnaire.com

² <http://www.citevisions.rennes.fr/>

La quatrième application des modèles 3D est l'urbanisme. Ils permettent de simuler la construction de nouveaux bâtiments afin de connaître leur impact sur l'environnement, mais également de déterminer la hauteur de bâtiment acceptable dans chaque zone.

Enfin, les modèles tridimensionnels urbains peuvent être utilisés dans le domaine de l'environnement pour simuler des accidents ou des catastrophes naturelles, comme la propagation de nuages toxiques, l'étendue d'une inondation.

Au regard de l'importance des applications du lidar et spécialement de la modélisation 3D urbaine, l'objectif final fixé à cette thèse est de construire automatiquement des modèles 3D numériques de villes à partir, exclusivement, de données 3D lidar.

2. Problématique

Le système d'acquisition par lidar fournit un nuage de points défini en coordonnées tridimensionnelles. Ce nuage de points 3D géoréférencé est de densité plus ou moins élevée. Le but principal de cette thèse est de définir et de développer une méthode d'extraction et de reconstruction automatique de modèles 3D de bâtiments à partir de ce type de nuages de points.

Pour répondre à cet objectif, deux problèmes majeurs se posent : celui de l'extraction de bâtiments à partir du nuage de points et celui de la modélisation des bâtiments. Les deux problèmes devant se résoudre avec un niveau d'automatisation maximal.

L'extraction de bâtiments suggère que l'on sache à quelle classe d'objets appartient chacun des points du nuage. Ensuite, il s'agira d'isoler les points décrivant les bâtiments. Le sujet à étudier est donc celui de la segmentation automatique du nuage de points. Cette phase vise à segmenter le nuage de points en plusieurs classes, qui sont en général le sol, les bâtiments et la végétation. Deux familles d'approches existent dans l'objectif d'extraire les bâtiments d'un nuage. La première se base sur un produit dérivé du nuage de points, tandis que la seconde s'appuie sur le nuage de points original.

La première famille d'approches utilise comme donnée d'entrée non pas le nuage de points, mais une image numérique. Cette image numérique est appelée Modèle Numérique de Surface (MNS) et est générée à partir du nuage de points laser. L'avantage principal à s'appuyer sur cette image est qu'elle ouvre la voie à l'emploi de tous les opérateurs existants dans le domaine de l'imagerie numérique. Ainsi, l'utilisation de ces opérateurs, largement adoptés par la communauté scientifique, permet d'économiser en temps de programmation, en vitesse de calcul et surtout en recherche de méthodologie adaptée. S'ajoutent à cela l'importance et la facilité d'utilisation des opérateurs de filtrage. Toutes ces raisons font que la majorité des méthodes rencontrées dans la littérature se tournent vers cette famille d'approche. Par contre, parmi les inconvénients, il faut souligner d'une part la perte d'une partie de l'information radiométrique et géométrique, typique après le passage d'un opérateur de convolution sur une image. D'autre part il faut citer la perte de précision des points, liée au fait que le MNS est une image interpolée à partir d'un nuage, donc les données initialement en 3D sont transformées en 2.5D. Cette perte d'information peut être la source d'erreurs importantes dans la modélisation finale du bâtiment, notamment en présence d'un terrain accidenté.

La deuxième famille d'approches, quant à elle, opère des traitements sur le nuage brut, sans générer d'image intermédiaire. L'avantage majeur de ces méthodes est qu'elles conservent les caractéristiques originales du nuage de points. Cela donne une garantie de ne pas dégrader la précision des points. De plus, ces méthodes permettent de conserver les relations topologiques originales entre les points. En revanche, l'inconvénient majeur est le temps de traitement et la quantité du mémoire requis pour traiter les données. De plus, quand on traite le nuage de points en respectant sa forme originale 3D, la manière d'aborder les questions de segmentation et de modélisation sera complètement différente de

celle s'appuyant sur un MNS. Cette phase de conception est cruciale mais aussi la phase la plus délicate dans l'optique d'une modélisation d'un objet ou d'une surface.

L'approche développée dans cette thèse a le souci de profiter des avantages des deux familles de méthodes de segmentation. On envisage d'utiliser le MNS pour économiser la mémoire utilisée, accélérer les processus et profiter de toutes les recherches d'ores et déjà réalisées dans le domaine du traitement d'images numériques. D'autre part, on envisage de tirer profit du nuage de points en tant que données originales, entre autres pour disposer des toutes les informations complémentaires inhérentes au nuage telles que la distribution parfois irrégulière des points. C'est pourquoi, nous nous emploierons à développer une nouvelle méthodologie combinant les deux familles de méthodes de segmentation.

Lorsqu'un système lidar a la capacité de mesurer plusieurs retours d'impulsions, il est en mesure de fournir plusieurs nuages de point sur une même zone. La différence entre le premier et le dernier écho joue en général un rôle important dans la procédure de segmentation automatique de données lidar, notamment pour écarter plus facilement la classe végétation. Malgré cet avantage, plusieurs raisons nous ont poussés à développer une nouvelle méthode de segmentation automatique de données lidar qui utilise exclusivement le premier écho. Tout d'abord, la différence entre le premier et le dernier écho n'est pas toujours valable, notamment lorsque l'altitude de vol est importante, comme c'est le cas lors de survol de villes. Ensuite, une approche fonctionnant avec succès sur la base du premier écho, ne pourra que se voir améliorée par l'introduction supplémentaire du dernier écho, si celui-ci est fiable. Enfin, l'utilisation de deux échos simultanément sollicite plus de mémoire vive qu'en présence d'un seul écho, d'autant plus qu'un nuage de point contient plusieurs millions de points. Néanmoins, la décision de développer une démarche fonctionnant avec le premier écho, ne signifie pas que l'option d'intégrer le dernier écho a été écartée. Au contraire, l'implémentation sera effectuée dans cette optique.

Enfin, dans l'objectif d'extraire et de modéliser tout type de bâtiments à partir de données lidar, il faut garder à l'esprit que le cas général doit être considéré par la méthodologie développée. C'est-à-dire qu'elle doit pouvoir effectuer avec succès une segmentation dans les zones urbaines de natures topographiques (plates ou accidentées) et typologiques (zones résidentielles ou industrielles) différentes.

Une fois la classe de bâtiments extraite, se pose le problème de **la modélisation 3D automatique des bâtiments**. Modéliser un bâtiment revient à représenter un bâtiment sous forme vectorielle, c'est-à-dire sous forme d'un ensemble de plans et d'arêtes. Ainsi, l'hypothèse de base posée pour la modélisation est de considérer qu'un bâtiment est descriptible par un ensemble de plans et d'arêtes. Ici également, deux familles d'approches existent : les modélisations basées sur un modèle paramétrique et celles basées sur un modèle non paramétrique.

Les avantages de la modélisation paramétrique d'un bâtiment sont de fournir des modèles géométriques sans déformations visuelles, car une telle modélisation recherche dans une bibliothèque de modèles, celui qui se rapproche le plus du bâtiment à l'étude. Il suffit pour ce faire de calculer un ensemble de paramètres basiques. Il faut souligner la grande vitesse de calcul rendue possible par ces méthodes. Par contre, l'inconvénient majeur d'une modélisation paramétrique est de ne proposer qu'un nombre réduit de modèles de bâtiments. De plus, ils ne sont fiables que si la densité de points est relativement élevée et homogène. Ensuite, l'hypothèse de base selon laquelle un bâtiment complexe (bloc de bâtiments) peut être décomposé en un ensemble de bâtiments basiques simples, n'est pas toujours vérifiée.

En ce qui concerne les modélisations basées sur un modèle non paramétrique, leur avantage essentiel est de traiter le cas d'un bâtiment quelconque, c'est-à-dire aussi bien le cas d'un bâtiment complexe que le cas de blocs de bâtiments. En revanche, elles présentent plusieurs inconvénients. Ainsi le modèle 3D d'un bâtiment complexe -de par son architecture ou ses voisins- obtenu par ces méthodes va contenir beaucoup de déformations visuelles.

Dans l'objectif de modéliser les bâtiments en 3D, la méthodologie développée dans cette thèse vise à traiter le cas d'un bâtiment quelconque, tout en générant un modèle 3D qui soit le plus fidèle possible à la réalité. La Figure 1 résume les étapes essentielles de la démarche que l'on souhaite développer, depuis le nuage de points jusqu'au modèle de bâtiment, en passant par la segmentation.

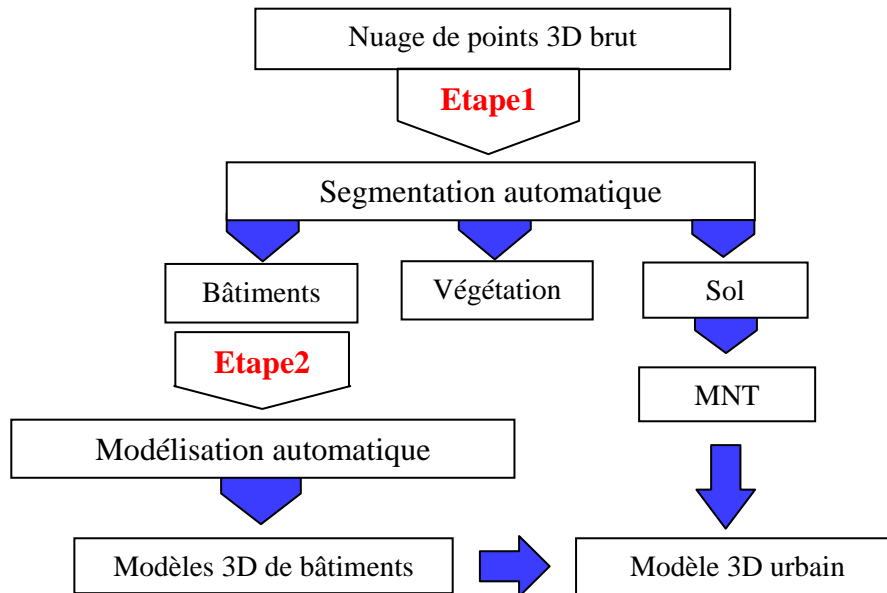


Figure 1. Étapes du traitement d'un nuage de points dans le but d'extraire et de modéliser les bâtiments en 3D

La problématique a mis en exergue la nécessité de scinder le travail en deux phases : la phase de segmentation du nuage pour en extraire la classe des bâtiments, suivie de la phase de modélisation qui vise à reconstruire le bâtiment en 3D. Ainsi, le mémoire s'articulera autour de six chapitres.

Tout d'abord, afin de s'imprégner de la technologie employée, le premier chapitre veille à rappeler les éléments techniques du balayage laser aéroporté, ses caractéristiques générales et les informations tridimensionnelles qu'elle est susceptible de fournir.

Ensuite, on entre dans le vif du sujet, puisque le second chapitre est consacré à un état de l'art résumant les principales méthodes de segmentation rencontrées dans la littérature.

Il est suivi du troisième chapitre, dans lequel le nouvel algorithme de segmentation, développé dans le cadre de cette thèse et inspiré des avantages des méthodes exposées précédemment, est présenté.

Ensuite, la phase de modélisation est approfondie, en commençant par l'établissement d'un état de l'art dans le quatrième chapitre. Fort des atouts soulignés dans cet état de l'art, l'algorithme de modélisation peut être développé. Son principe et les produits intermédiaires qu'il délivre sont présentés dans le cinquième chapitre.

Enfin, le sixième et dernier chapitre démontre l'efficacité de l'algorithme de segmentation et de l'algorithme de modélisation sur la base de résultats obtenus à partir de nuages de points de caractéristiques diverses. Une analyse des erreurs fondée sur plusieurs méthodes est effectuée pour évaluer la qualité de la démarche. Enfin, après validation, les deux maillons que représentent les deux algorithmes sont rassemblés pour ne constituer qu'une seule chaîne de traitements.

Pour finir, une conclusion rappelle les jalons importants posés dans ce travail et analyse les étapes du processus en ouvrant des perspectives de développements futurs.

Chapitre 1

Technique du balayage laser aéroporté

1.1. Système laser aéroporté ou lidar

Le « LASER¹ », de l'anglais « Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation » est un instrument permettant de créer de la lumière par stimulation du rayonnement émis. Il s'agit d'une source lumineuse artificielle permettant de produire des éclairs très intenses de lumière cohérente. Il permet de nombreuses applications dans le domaine de la mesure (télémétrie), des télécommunications et des industries de transformation.

Le « LIDAR² », de l'anglais « LIght Detection And Ranging » est un capteur actif qui, par la mesure du temps de propagation aller-et-retour d'un rayonnement lumineux émis par un laser, permet de déterminer la position et la distance d'une cible par rapport à l'émetteur. Le lidar est utilisé pour la mesure des distances, la détection et éventuellement la localisation de constituants des milieux rencontrés. Le terme lidar se traduit en français par détection et télémétrie par la lumière.

Il est important de noter ici que le principe du lidar est une transposition, dans le domaine lumineux, de la technique du RADAR (RADio Detection And Ranging), qui s'applique au domaine radioélectrique. Néanmoins, ces deux domaines sont distincts puisque les ondes électromagnétiques que ces deux dispositifs exploitent sont de nature différente.

Comme le système lidar est une nouvelle technique d'acquisition d'informations 3D, celle-ci possède une conception et des outils qui lui sont propres. Il est alors possible de la considérer comme une branche à part entière dans le domaine de la télédétection. Cette branche pourrait alors être appelée la « lidargrammétrie » ou encore la « lasergrammétrie ». En effet, la lasergrammétrie est une technique qui utilise le rayonnement laser pour balayer une zone directement et rapidement à partir d'une station laser fixée à bord d'une plate-forme aérienne. Elle génère un nuage de points 3D (X, Y, Z), dont la densité peut être très élevée. De plus, elle est capable d'enregistrer l'intensité laser de chaque point mesuré (Pfeifer, 2007).

1.2. Description des composantes du système lidar

Le système lidar est composé de trois éléments principaux, comme l'illustrent les Figures 1.1 et 1.2, à savoir le système laser, le système de positionnement GPS (*Global Positioning System*) et le système inertiel de navigation INS (*Inertiel Navigation System*).

Le système de balayage laser métrique permet d'émettre des rayons laser sous la forme d'un faisceau de petit diamètre et de divergence réduite, puis de récupérer le signal retour de l'impulsion. Il est alors possible de mesurer la distance entre la source laser et la cible qui a réfléchi le rayon, selon le même principe qu'un distancemètre. La position en 3D des points peut seulement être calculée si à chaque instant (t), la position et l'orientation du système laser est connue dans un système de coordonnées. C'est pourquoi on emploie simultanément un GPS différentiel et un INS à bord de l'avion. Le système émetteur/récepteur permet également de mesurer les angles d'orientation du rayon laser par rapport à l'avion.

Pour aboutir au calcul des coordonnées tridimensionnelles de chaque point rapportées à un système global (WGS84) ou local, il est nécessaire de disposer de références géodésiques au sol. Une fois leurs coordonnées connues dans le système géodésique WGS84, elles peuvent être converties dans le système de coordonnées local. Le rôle de ces points de référence est de positionner l'avion dans un repère et de fournir les paramètres nécessaires à la transformation des coordonnées des points mesurés dans le système global vers le système local.

¹ www.granddictionnaire.com et (Pérez et Anterrieu, 2000)

² www.granddictionnaire.com

L'INS mesure l'accélération de l'avion et les changements d'attitude de l'avion, donc du système laser. La combinaison des systèmes GPS/INS permet de corriger les défauts respectifs de chaque système. En effet, la dérive à long terme de la plate-forme inertielle peut être corrigée par la stabilité du système GPS. D'autre part, si le signal GPS est perdu un court instant, la plate-forme INS prend le relais du positionnement sur ce court laps de temps.

Les données acquises par ces trois systèmes sont ensuite exploitées par post-traitement. L'étape la plus délicate consiste à réaliser la synchronisation des composantes. En effet, cette étape nécessite une interpolation des données observées, afin de compléter les valeurs manquantes provenant du fait que les fréquences d'acquisition de l'INS, du GPS et du distancemètre laser sont différentes. Pour réaliser ces traitements, on utilise normalement le filtre de KALMAN (Brown et Hwang, 1997). Enfin, après correction des erreurs de mesures, les coordonnées finales des points mesurés au sol sont déterminées.



Figure 1.1. Système de scanneur laser ALS 40 (Ramirez, 2003) ;
<http://ciberhabitat.gob.mx/gobierno/lidar/>

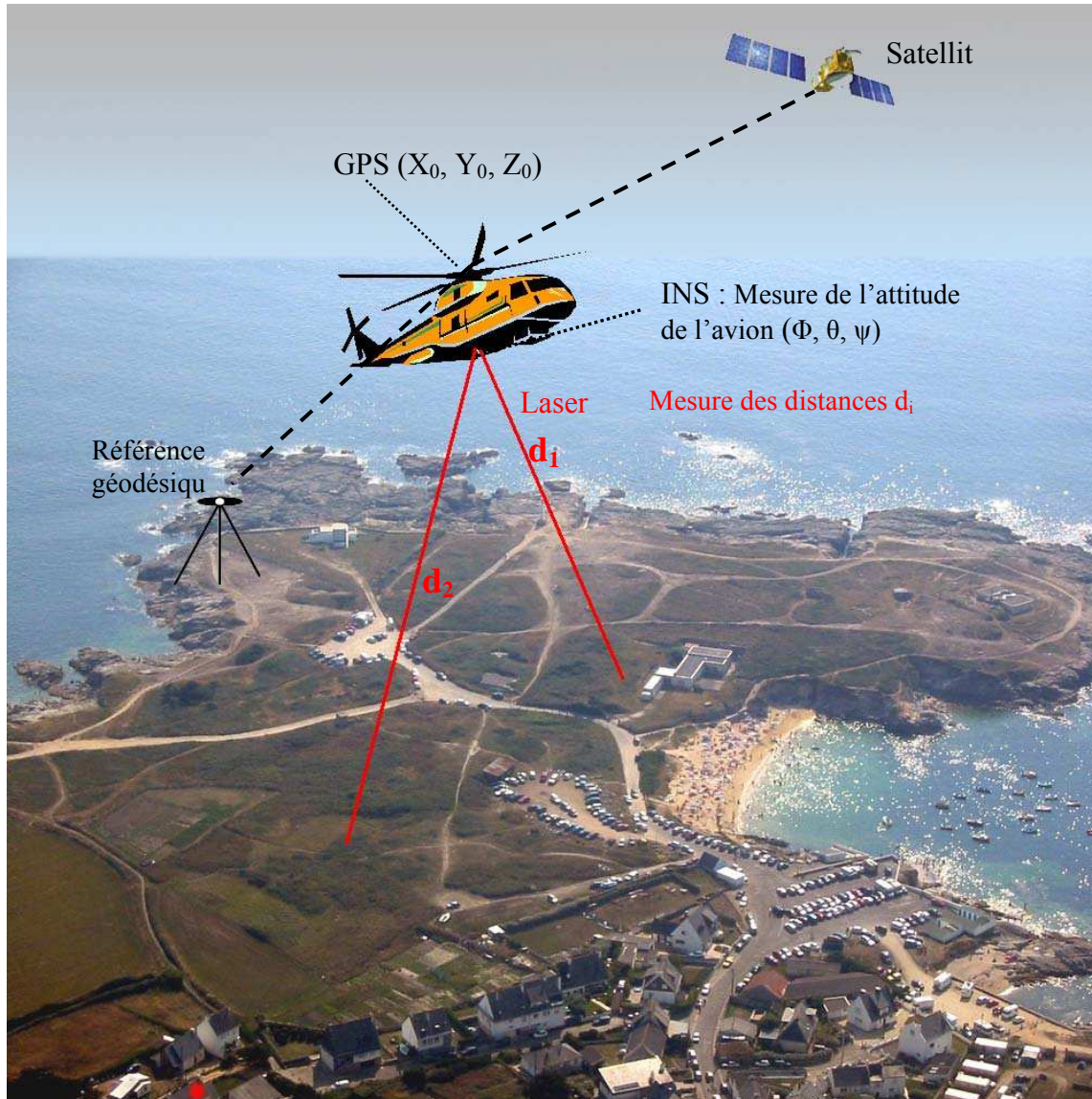


Figure 1.2. Composants du système de balayage laser aéroporté

La mesure de distance par laser peut se faire suivant deux principes (Landes, 2006) :

- La télémétrie par impulsions (laser à impulsions) ou à temps de vol : qui consiste à mesurer le temps de parcours du signal entre son émission et la réception du signal réfléchi.
- La télémétrie par mesure de différences de phases entre onde émise et reçue (pour un laser émettant une onde de manière continue). L'onde est modulée par un signal sinusoïdal et on mesure le décalage de phase entre le signal émis et le signal reçu. Ces systèmes sont plutôt adaptés à la mesure d'objets peu éloignés, car ils nécessitent la génération d'une intensité forte de manière continue.

Comme l'explique le paragraphe suivant, plusieurs techniques d'acquisition existent. La description du système à faisceau vertical, qui scanne la surface terrestre sous forme de profils unidirectionnels, sera négligée au profit des systèmes à balayage laser, car ces derniers permettent plus aisément le passage d'un nuage de points à une image.

1.3. Aperçu des techniques de balayage laser

Il y a plusieurs techniques de balayage laser aéroporté. Elles ont été mises au point par les différents constructeurs afin d'optimiser la densité et l'homogénéité des points 3D mesurés au sol. Les quatre techniques principales sont : a) les scanners lasers à balayage opto-mécanique ou scanners bidirectionnels, qui scannent une bande au sol à l'aide d'un miroir oscillant ; b) les scanners lasers équipés de fibres optiques ou c) d'un miroir rotatif à axe incliné ou encore d) les systèmes équipés d'un polygone en rotation (Wehr et Lohr, 1999).

Tout d'abord, le scanner laser équipé d'un miroir oscillant émet des impulsions assurées par la présence d'un miroir rotatif actionné par un galvanomètre entre deux extrémités. Le miroir est en rotation autour de l'axe de vol et crée des lignes en dents de scie. C'est le système le plus répandu (cf. Figure 1.3). L'avantage de cette technique est qu'elle permet de mettre en évidence des éléments linéaires comme par exemple des rails de chemin de fer ou des lignes de haute tension.

Le balayage opto-mécanique à l'aide de fibres optiques a été adopté par la société allemande TopoSys. Le système se présente sous forme d'un pinceau de fibres optiques dans lesquelles les impulsions laser sont distribuées à très haute fréquence par l'intermédiaire d'un moteur rotatif. S'il est réputé être performant, il présente malgré tout l'inconvénient de fournir une répartition des points beaucoup plus dense dans le sens de la trajectoire de l'avion que dans le sens perpendiculaire à celle-ci (cf. Figure 1.4).

Ensuite, le scanner laser équipé d'un miroir rotatif à axe incliné fait tourner le miroir autour d'un axe légèrement incliné, engendrant ainsi une déviation du faisceau et des traces au sol sous formes elliptiques (cf. Figure 1.5). Ce principe appelé ScaLARS et développé par l'université de Stuttgart semble améliorer l'homogénéité de la répartition des points au sol.

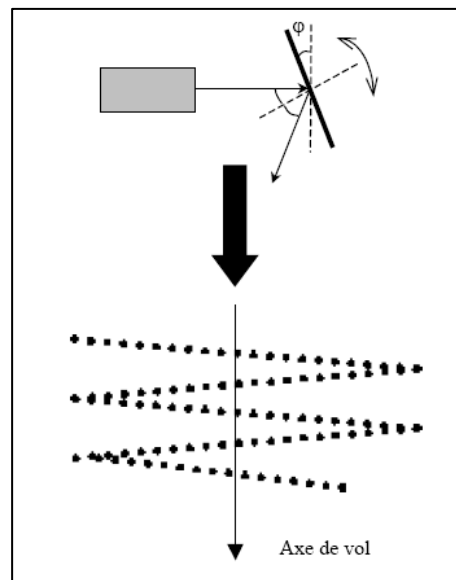


Figure 1.3. Trace au sol générée par un lidar à miroir oscillant
(© TopoSys ; De Joinville *et al.*, 2002)

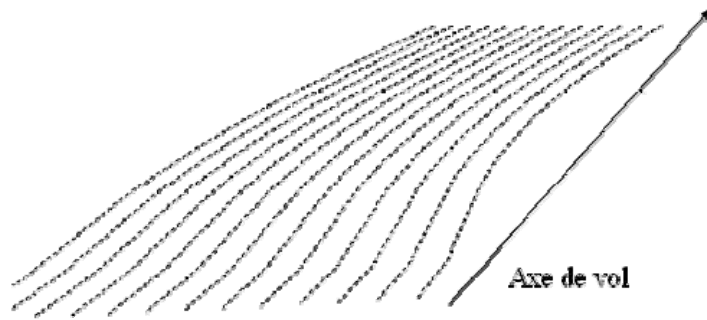


Figure 1.4. Trace au sol générée par un lidar à fibres optiques (Bretar, 2006)

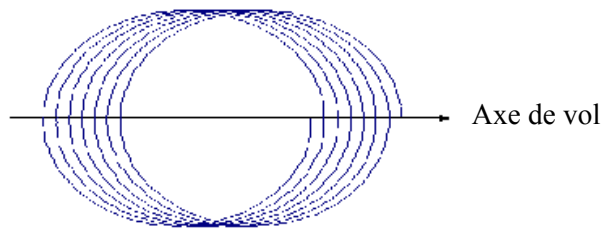


Figure 1.5. Trace au sol générée par un lidar utilisant un miroir rotatif à axe incliné

Enfin, le scanner laser qui utilise des polygones en rotation combine plusieurs miroirs en rotation autour d'un axe. Ainsi il produit une trace au sol composée de lignes parallèles. Il se rapproche du principe du miroir oscillant. Ce système assure une densité de points assez homogène de la zone scannée.

Quelle que soit la technique d'acquisition employée, le calcul des coordonnées des points 3D sera réalisé en utilisant les mêmes équations. Le paragraphe suivant explique comment aboutir aux coordonnées des points captés.

1.4. Calcul des coordonnées des points du nuage

Pendant que l'avion survole la zone du projet, une série d'impulsions laser est émise à très haute fréquence (jusqu'à 200 kHz d'après (Pfeifer et Briese, 2007)) vers le sol. Ces impulsions sont alors partiellement réfléchies par le sol et/ou par les objets se trouvant à sa surface tels que les arbres et les bâtiments. Pour chaque impulsion, on calcule le temps écoulé entre l'émission et la réception, ce qui permet de calculer la distance oblique entre le point au sol et l'avion (la source laser). De plus, les angles de l'orientation du rayon laser (dr et $d\rho$) peuvent être mesurés. De manière simultanée, la position et l'altitude (la distance entre le scanner et le sol) de l'avion sont mesurées par GPS. Comme vu dans le paragraphe 1.2, le système de navigation inertiel (INS) permet de mesurer les angles de l'orientation de l'avion (Φ , θ , ψ).

On calcule alors les coordonnées des points captés par le système laser en suivant les étapes suivantes :

1- Passage du système de coordonnées laser au système de coordonnées lié à l'avion. On connaît le vecteur du point capté dans le système laser $[x, y, z]_{\text{Laser}}$, qui peut aussi être écrit de la manière suivante : $[0, 0, S]_{\text{Laser}}$ où S représente la distance laser-point capté. Ce vecteur est calculé dans le système lié à l'avion à partir des paramètres d'excentricité de l'origine du système de coordonnées laser par rapport à l'origine du système lié à l'avion (ils peuvent s'écrire sous la forme d'un vecteur $[x_{\text{Laser}}, y_{\text{Laser}}, z_{\text{Laser}}]_{\text{Avion}}$) et des paramètres de rotation qui correspondent aux angles d'orientation du rayon laser par rapport à l'avion, dr et $d\rho$.

2- Passage du système de coordonnées lié à l'avion au système inertiel (Bretar, 2006): c'est dans cette étape qu'interviennent les angles d'inclinaison de l'avion mesurés par l'INS (représentés par Φ , θ et ψ par la suite). Il faut aussi tenir compte des angles de rotation de l'INS par rapport au système géodésique WGS 84 α , β et γ . Alors les axes du système inertiel sont parallèles aux axes du système géodésique WGS 84, et l'origine de ce système est l'INS

On peut résumer les deux étapes par l'Equation 1.1 (Lindenberger, 1993 ; Skaloud et Lichti, 2006).

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{\text{Inertiel}} = R(\alpha, \beta, \gamma).R(\phi, \theta, \psi). \begin{pmatrix} x_{\text{Laser}} \\ y_{\text{Laser}} \\ z_{\text{Laser}} \end{pmatrix}_{\text{Avion}} + R(dr, d\rho, 0). \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ S \end{pmatrix}_{\text{Laser}} \quad (1.1)$$

Où R : matrice rotation

S : distance laser-point capté

dr et $d\rho$: angles d'orientation du rayon laser par rapport à l'avion

$[x_{\text{Laser}}, y_{\text{Laser}}, z_{\text{Laser}}]_{\text{Avion}}$: translation entre le système de coordonnées laser et le système de coordonnées lié à l'avion

Φ , θ et ψ : angles d'inclinaison de l'avion mesurés par l'INS

α , β et γ : angles de rotation de l'INS par rapport au système géodésique WGS 84

3- Passage du système inertiel au système géodésique WGS 84 : pour passer du système local au système géodésique WGS 84, il faut connaître en théorie les coordonnées de l'origine du système local dans le système géodésique WGS 84. Dans notre cas, l'origine du système local est fixée par l'intermédiaire de la position de l'antenne GPS sur l'avion ce qui simplifie les calculs car la position de cette antenne est connue. Ensuite, des paramètres de translation permettent de corriger les erreurs systématiques des positions GPS (Skaloud et Lichti, 2006).

La Figure 1.6 résume les étapes aboutissant au calcul des coordonnées des points captés par scanner laser

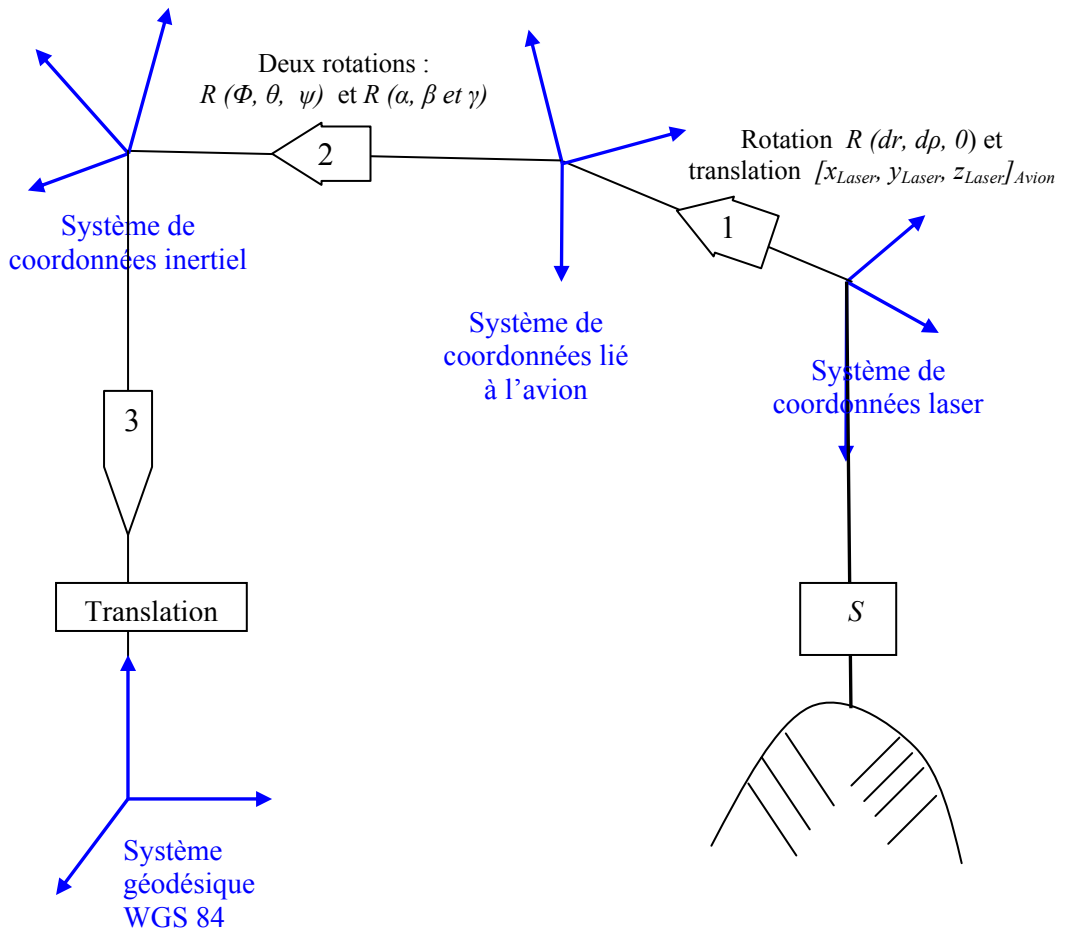


Figure 1.6. Étapes du calcul des coordonnées des points du nuage

Le nuage de points 3D représente une des données acquises par balayage laser aéroporté. Elle n'est pas la seule, comme le montre le paragraphe suivant.

1.5. Données et informations acquises par balayage laser

Différentes informations peuvent être enregistrées par le système à balayage laser aéroporté et fournies par le prestataire.

Nuage de points : le produit essentiel est un nuage de points 3D. Ces points sont distribués de manière plus ou moins régulière sur la zone survolée par l'avion. Ce nuage contient plus d'informations qu'un modèle numérique de surface 2,5D tel que le procurerait par exemple un traitement photogrammétrique à partir d'images aériennes. En effet, dans un modèle numérique de surface, on associe une altitude à un point ou un pixel. Tandis que dans un nuage de points acquis par balayage laser, il est possible de capter plusieurs points d'altitude différente pour une même abscisse et ordonnée. On peut citer l'exemple de points mesurés le long de façades verticales, ou sous des ponts en raison de l'angle de visée incliné.

La densité du nuage de points est fonction entre autres du mode de scannage employé, mais aussi de l'altitude de vol, de la vitesse de la plate-forme recevant le système laser, de la visibilité du terrain et du plan de vol défini. Elle peut être adaptée aux besoins de l'utilisateur. En général, elle est comprise entre 0.5 et une dizaine de points par mètre carré.

Concernant la précision du nuage de points, il faut distinguer la précision planimétrique qui concerne les coordonnées horizontales des points (X et Y), et la précision altimétrique qui concerne la coordonnée Z. Selon (Reshetyuk, 2006 ; Alshawa *et al.*, 2007) il y a trois sources d'erreurs dans le calcul des coordonnées :

- 1- Les erreurs systématiques instrumentales : ces erreurs sont différentes d'un système de balayage à l'autre, selon la conception du dispositif et d'éventuelles imperfections de fabrication.
- 2- Les erreurs liées à la zone étudiée : ces erreurs sont liées aux caractéristiques de la surface balayée. Plusieurs facteurs peuvent être cités ici comme les caractéristiques physiques (rugosité, couleur, température, pente) et les caractéristiques chimiques (par exemple l'humidité),
- 3- Les erreurs environnementales : elles affectent la propagation du rayon laser dans l'atmosphère comme par exemple la température, la pression, les particules microscopiques, l'eau.

Il faut ajouter à ces erreurs celles provenant du problème de synchronisation entre les systèmes GPS, INS et le télémètre et qu'il est difficile d'estimer. Selon (Ahokas *et al.*, 2003), la précision de données lidar est aussi fonction de l'altitude de vol. De plus, selon le système laser considéré, les caractéristiques et les conditions du balayage laser, la précision des coordonnées X, Y, Z dans le système global WGS84 évolue dans un intervalle de valeurs assez large, situé entre ± 15 et ± 50 cm.

Intensité : un autre type de données peut être collecté durant le balayage laser. Il s'agit de l'intensité du signal retour de chaque faisceau, donc de chaque point du nuage. Ainsi, l'amplitude de la réflectance des impulsions laser est stockée et fournit une information radiométrique sur la nature des objets levés. La réflectance peut être vue comme une réponse de la zone dans la bande étroite de longueur d'onde qu'utilise le laser (fin du rouge visible ou proche infrarouge). Ceci peut être utilisé pour faciliter la segmentation du nuage de points (Marmol et Jachimski, 2004).

Echos multiples et forme d'onde : comme évoqué dans la problématique, la segmentation automatique d'un nuage de points lidar reste un problème majeur à résoudre si l'on souhaite discriminer automatiquement diverses classes de points.

Il faut distinguer l'onde émise de l'onde réfléchie. Les caractéristiques de l'onde émise sont reliées au type de système laser et à la qualité de la lumière laser utilisée. Les caractéristiques de l'onde réfléchie quant à elle sont reliées, en plus, à la nature de la cible réfléchissante (Jutzi et Stilla, 2006). Donc l'analyse de la différence entre le profil de l'onde émise et celui de l'onde réfléchie permet d'obtenir des informations importantes sur la nature de l'objet scanné (Chauve *et al.*, 2007) (cf. Figure 1.7). En raison de ces retours multiples du faisceau, plusieurs échos peuvent être enregistrés. Lorsqu'ils sont exploitables, ces échos sont utiles pour la mise en œuvre d'algorithmes de discrimination entre la végétation et les bâtiments. Souvent, le second écho est utilisé avec l'idée qu'il retrace davantage le modèle numérique du terrain que le modèle numérique de surface.

Au lieu d'enregistrer plusieurs échos, depuis peu, des systèmes enregistrent toute la forme d'onde laser (en anglais «full waveform»). Ainsi, (Persson *et al.*, 2005; Reitberger *et al.*, 2006) affirment que, dans le but de détecter la végétation dans les nuages de points, l'utilisation de la forme d'onde laser est plus efficace que l'utilisation de la différence entre le premier et le dernier écho. On peut noter que le premier système lidar capable de fournir la forme d'onde laser a été commercialisé en 2004 (Wagner *et al.*, 2007). La forme d'onde laser permet de mesurer plusieurs paramètres physiques comme par exemple la largeur d'onde, l'amplitude d'onde et le profil (*cross section*).

Souvent les termes «écho laser» et «onde laser» sont employés comme s'il s'agissait de synonymes. Or, quand on parlera de laser du point de vue physique (longueur d'onde, amplitude, énergie, fréquence) on utilisera le terme «onde laser». Par contre, on utilise le mot «écho» quand on parle de laser d'un point de vue du retour de l'impulsion (premier écho, deuxième écho).

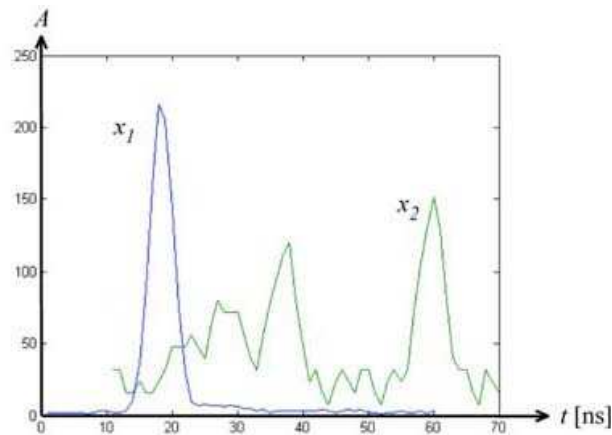


Figure 1.7. Différence entre le profil de l'onde laser émise et le profil de l'onde réfléchie. X_1 (en bleu) : l'onde laser émise ; X_2 (en vert) : le profil de l'onde réfléchie (Wagner *et al.*, 2007)

Données complémentaires : enfin, certains constructeurs associent au système une chambre de prise de vues ou une caméra, fournissant ainsi simultanément à l'acquisition du nuage de points des prises de vue aériennes ou une scène vidéo de la zone balayée. Ainsi une information RGB peut parfois être associée à chaque point capté. Ces données supplémentaires alimenteront la construction du modèle 3D réaliste de la zone étudiée.

Etant donné que l'ensemble de ce travail se penche sur un nuage de points de premier écho seulement, il est nécessaire de montrer clairement l'information qu'il contient.

1.6. Retours multiples de l'impulsion laser

Le signal laser atteint la surface sous la forme d'une tache lumineuse de quelques centimètres de diamètre suivant son éloignement. Or ce signal peut toucher plusieurs objets sur son passage et par conséquent sera séparé en plusieurs échos, c'est-à-dire que chaque faisceau laser produira plusieurs réponses. Par exemple, il arrive que le faisceau laser rencontre plusieurs éléments avant d'atteindre le sol, il peut être réfléchi par un câble électrique, un arbre avant d'atteindre le sol lui-même (cf. Figure 1.8). On captera ainsi deux voire trois échos pour une même impulsion émise. Si le système est adapté pour enregistrer plusieurs retours pour chaque impulsion, il permettra de générer plusieurs nuages de points 3D pour un même secteur survolé. Bien entendu, cela génère un accroissement du volume de données à enregistrer en retour de mission.

Prenons l'exemple d'un signal laser émis en direction d'un arbre, certaines parties du signal laser seront réfléchies par des feuilles ou par des branches, alors que d'autres parties passeront à travers le feuillage par l'intermédiaire de petits espaces et atteindront le sol avant d'être réfléchies (cf. Figure 1.8). Dans ce cas, l'enregistrement des données en mode premier écho permettra de livrer la partie supérieure et l'altitude de la canopée, tandis que l'enregistrement en mode dernier écho fournira une information sur l'altitude des objets situés en-dessous de cette couche superficielle. Cela signifie que le scanner laser devrait permettre d'accéder à un modèle numérique de terrain (MNT) dans des zones boisées, ce qui était jusque là inaccessible même par technique photogrammétrique.

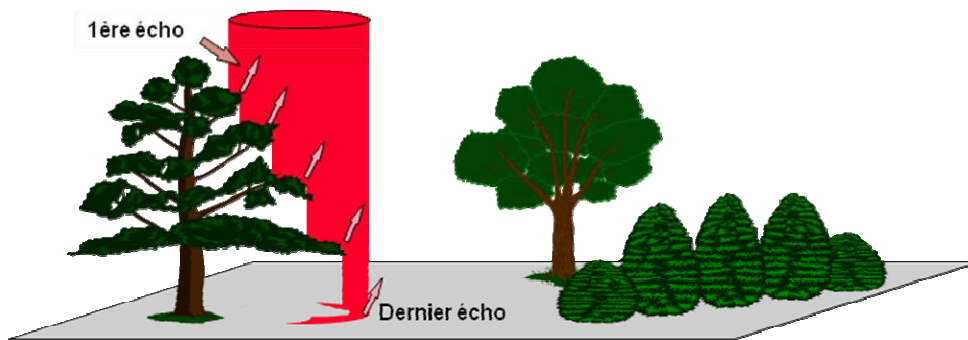


Figure 1.8. Illustration des notions de premier et dernier écho en zone arborée ou végétalisée
(© TopoSys)

La plupart des systèmes n'enregistrent que deux échos. L'interprétation des deux échos peut produire parfois des artefacts qu'il est néanmoins aisé de comprendre. Considérons l'acquisition en bordure d'un bâtiment et supposons que le faisceau couvre à moitié le toit et le sol. Si le capteur fonctionne en mode premier écho, il renverra la réponse d'un point du toit. Par contre, s'il fonctionne en mode deuxième ou dernier écho, il fournira l'altitude du sol. Il résultera de ce phénomène une empreinte de bâtiment différente selon qu'il est considéré en mode de premier ou de dernier écho. C'est pourquoi, en faisant la différence des cartes altimétriques du premier et du dernier écho, on voit alors apparaître la végétation ainsi qu'une partie des bords de bâtiment (De Joinville *et al.*, 2003). La Figure 1.9 présente des MNS générés à partir du premier et du dernier écho. On peut observer que la majorité de la végétation a disparu dans le MNS de deuxième écho.

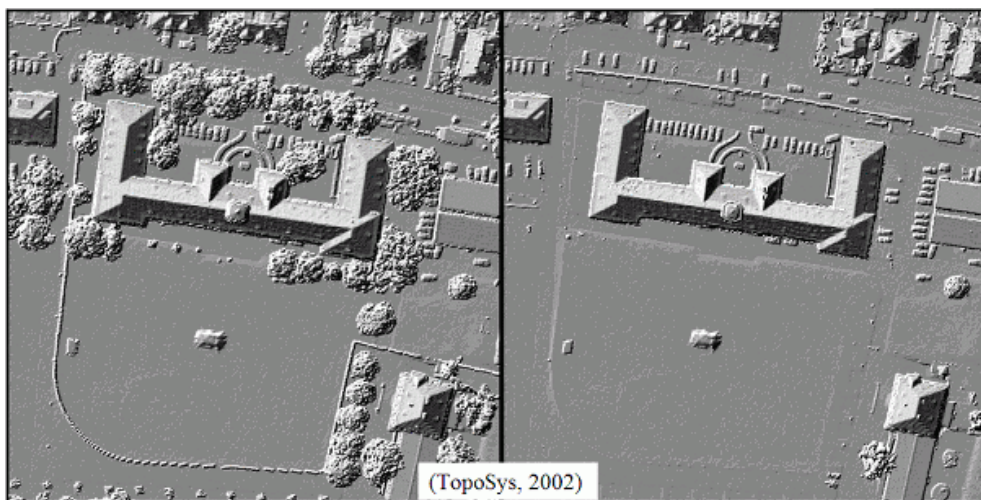


Figure 1.9. Visualisation du MNS du 1^{er} écho (à gauche) et du 2^{ème} écho (à droite) pour la même zone
(© TopoSys)

La différence entre le premier et le dernier écho trouve un intérêt dans un objectif d'élimination de végétation (Alharthy et Bethel, 2002 ; Alharthy et Bethel, 2004). Néanmoins, comme le soulignent (Pfeifer *et al.*, 1999; Wotruba *et al.*, 2005), cette différence n'est pas toujours remarquable car il y a une relation entre la fiabilité du dernier écho et l'altitude de vol. En effet, on note une différence significative entre le premier et le dernier écho à condition que l'altitude de vol soit comprise entre 500 et 800 m. Par contre, lorsque l'altitude de vol se situe entre 900 et 1100 m, on ne mesure qu'un seul écho. De plus, il faut noter que le dernier écho est souvent moins précis que le premier écho (Hyypä *et al.*, 2005; Yu *et al.*, 2005). Ces raisons nous ont poussés à nous concentrer sur le premier

écho uniquement, et à considérer le deuxième écho comme une donnée complémentaire qu'il sera possible d'intégrer ultérieurement, afin d'affiner éventuellement la segmentation du nuage de points.

1.7. Conclusion

Le but principal de cette thèse est de définir et de développer une méthode d'extraction et de reconstruction automatique de modèles 3D de bâtiments à partir d'un nuage de points acquis par lidar aéroporté.

La problématique se scinde donc en deux parties principales. La première partie concerne la segmentation automatique du nuage de points, qui doit aboutir à une organisation du nuage en trois classes que sont le sol, les bâtiments et la végétation. La méthode de segmentation à développer devra utiliser uniquement le premier écho pour qu'elle puisse être appliquée au cas où le dernier écho est indisponible. De plus, la méthodologie que nous souhaitons adopter doit fonctionner sur un nuage quelconque. C'est-à-dire que la segmentation doit être fiable dans le cas des zones urbaines de natures topographiques et typologiques différentes (terrain plat ou accidenté, zones résidentielles ou industrielles), mais pour des nuages de points de densité différente.

La deuxième partie de la problématique s'intéresse à la construction automatique des modèles 3D de bâtiments. A nouveau, cette méthode de modélisation automatique devra être capable de traiter des bâtiments quelconques et de veiller à considérer un cas général de bâtiment, qu'il soit simple ou complexe. Une autre contrainte imposée par la problématique est que la nouvelle méthodologie devra pouvoir générer un modèle 3D qui soit le plus fidèle possible à la réalité, tout en utilisant exclusivement le nuage de points du bâtiment.

Afin de poser les bases du problème, il a été utile de rappeler certains principes fondamentaux du système de balayage laser aéroporté (lidar). Si la donnée essentielle est le nuage de points 3D, il faut citer également l'accès à des informations supplémentaires et représentées par l'intensité du signal, les échos multiples, etc. La précision de positionnement des points dépend de plusieurs facteurs provenant du système laser lui-même, des caractéristiques de la surface balayée et de l'environnement. Mis à part le volume important de données à gérer, la rapidité d'obtention de données 3D, leur bonne précision altimétrique et la possibilité de traiter automatiquement ces données restent trois atouts essentiels de cette technique. La réunion de ces performances est difficilement accessible par d'autres techniques de traitement conventionnelles telles que la photogrammétrie par exemple.

La construction des modèles 3D urbains est sûrement le sujet de prédilection parmi les multiples applications employant des données lidar. Bien que ce sujet soit abordé depuis de nombreuses années, il n'existe à l'heure actuelle aucun outil qui permette de fournir, automatiquement, à partir d'un nuage de points, un modèle 3D final fiable des bâtiments.

Chapitre 2

Segmentation automatique d'un nuage de points obtenu par balayage laser aéroporté

Le système d'acquisition par balayage laser aéroporté lidar fournit des nuages de points 3D de densité élevée et de distribution plus ou moins régulière. Il ressort de la littérature que pour construire automatiquement un modèle 3D urbain à partir de données lidar, deux étapes sont indispensables (Baltsavias *et al.*, 2001). La première consiste à segmenter automatiquement le nuage de points pour en extraire des classes (en général le sol, les bâtiments et la végétation). La seconde se base ensuite sur la classe « bâtiments » pour en modéliser les éléments de manière automatique. Dans ce contexte, il est nécessaire de dresser deux états de l'art. Le premier synthétise les techniques de segmentation automatique de points tandis que le deuxième rassemble les méthodes existantes de modélisation 3D de bâtiments.

Dans ce chapitre, nous mettons l'accent sur la première partie de l'état de l'art qui concerne la segmentation automatique de données laser, en vue d'extraire la classe bâtiment du reste du nuage ou de l'image. Avant de se pencher sur les approches de segmentation, il est nécessaire de définir cette dernière notion. Elle sera comparée aux termes analogues utilisés dans le domaine de la télédétection et de la lasergrammétrie.

2.1. Définition de la segmentation

Dans le domaine de la télédétection, on peut rencontrer cinq termes communément employés pour décrire la division d'un ensemble de points ou pixels en sous ensembles cohérents. Ces termes sont : la segmentation, le zonage, la classification, le filtrage et le seuillage. Les définitions fournies par le « Grand Dictionnaire »¹ ou le (conseil international de la langue française, 1997) sont assez succinctes et restent aussi relativement vagues.

Selon (Caloz et Collet, 2001), le « zonage » ou la « classification » consiste à regrouper les pixels selon leur ressemblance spectrale ou à déterminer les contours d'un groupe de pixels pour former des unités spatiales interprétables en termes de classes ou catégories thématiques.

On constate que chaque référence utilise l'un de ces termes pour exprimer l'idée de « classification ». Pour citer un exemple, (Caloz et Collet, 2001) ont utilisé les mots « seuillage » et « zonage » comme synonymes de « classification » ; tandis que (Vosselman, 2000) et (Marmol et Jachimski, 2004) ont utilisé le terme « filtrage » comme synonyme de « classification ». Cet exemple, parmi tant d'autres prouve que les cinq termes cités précédemment ne sont pas univoques. C'est pourquoi, une mise au point s'impose quant au sens donné à ces termes.

Afin d'éviter toute ambiguïté, le mot « segmentation » sera employé dans cette thèse pour décrire les actions suivantes :

1- Classer un ensemble de points (n points, par exemple) ou de pixels en plusieurs classes ou sous-classes (m classes, par exemple). Autrement dit, la segmentation décrit la génération d'objets composés de points ou de pixels similaires.

2- Subdiviser un nuage de points, qui représente un seul bâtiment, en plusieurs sous-ensembles de points (que l'on nommera « segments ») représentant les plans composant ce bâtiment. Autrement dit, la segmentation décrit la génération de sous-ensembles composés de points de même nature.

3- Subdiviser le contour d'un bâtiment selon ses façades.

4- Subdiviser une image numérique en un ensemble de segments selon le compte numérique du pixel.

¹ www.granddictionnaire.com

On utilisera le terme « filtrage » dans deux circonstances : a) l'application d'un filtre sur une image numérique, qui produit en sortie une nouvelle image ; b) l'application d'un ensemble d'opérations permettant d'éliminer le bruit dans une image numérique.

Enfin, on utilisera le mot « seuillage » pour décrire l'effet d'un opérateur de morphologie mathématique utilisé dans le domaine du traitement d'images numériques. Quant au terme « zonage », il ne sera jamais employé dans ce travail, en raison de ses sens multiples.

Les approches de segmentation rencontrées dans la littérature peuvent être rangées en deux grandes familles. La première famille se base sur l'utilisation d'images numériques pour réaliser la segmentation. La deuxième famille quant à elle, procède à des traitements sur le nuage brut et ses caractéristiques originales, sans générer d'image intermédiaire. Les deux familles d'approches sont expliquées dans les paragraphes suivants, avant d'être analysées et comparées à la fin de ce chapitre.

2.2. Segmentation basée sur l'image numérique

Dans l'objectif de modéliser les bâtiments à partir d'un nuage de points lidar, il faut avant tout subdiviser automatiquement le nuage de points en trois classes qui sont le sol, les bâtiments et la végétation. Pour ce faire, les approches basées sur l'utilisation d'images numériques calculent au préalable un MNS à partir du nuage de points. On peut ranger ces approches en cinq grands groupes.

Le premier groupe utilise des techniques de classification d'images numériques. Ces techniques sont normalement utilisées dans le domaine de la télédétection (Maas, 1999 ; Maas, 2005 ; Bretar *et al.*, 2004 ; Nardinocchi *et al.*, 2003 ; Brunn et Weidner, 1997 ; Hofmann *et al.*, 2002 ; Tóvári et Vögtle, 2004 ; Jacobsen et Lohmann, 2003 ; Lohmann et Jacobsen, 2004 ; Sugumaran et Voss, 2007).

Le deuxième groupe de méthodes utilise des filtres de morphologie mathématique. Dans ce contexte, on peut citer les méthodes proposées par (Kilian *et al.*, 1996 ; Lohmann *et al.*, 2000 ; Vosselman, 2000 ; Sithole, 2001 ; Zhang *et al.*, 2003).

Le troisième groupe cherche des plans moyens pour éliminer la végétation de la classe sursol (Alharthy et Bethel, 2002).

Le quatrième groupe est basé sur l'utilisation de la fréquence spectrale de Fourier (FFT) (Marmol et Jachimski, 2004).

Enfin, le dernier groupe se base sur la théorie de la surface active (Elmqvist, 2001 ; Weinacker *et al.*, 2004).

2.2.1. Méthodes basées sur la classification d'images numériques

Parmi les méthodes basées sur la classification d'images, quatre méthodes principales méritent d'être citées : celle basée sur l'utilisation du principe du maximum de vraisemblance, celle utilisant un algorithme de croissance de région, celle utilisant un réseau bayésien et enfin basée sur la logique floue.

2.2.1.1. Méthode basée sur le maximum de vraisemblance

Cette méthode, dont les résultats sont remarquables, est proposée par (Maas, 1999 et plus tard Maas, 2005). Elle vise à segmenter un nuage de points en deux classes que sont le sol et le sursol. Pour ce faire, on calcule tout d'abord le MNS à partir du nuage de points en utilisant une méthode de

rééchantillonnage. Puis, on applique plusieurs types des filtres et des opérateurs connus sur le modèle obtenu. Cette suite de traitements permet de disposer de plusieurs images ayant des caractéristiques différentes. Il faut noter toutefois que tous les opérateurs sont appliqués au niveau du pixel, c'est-à-dire, sur une image non segmentée préalablement. Enfin, on effectue une classification par maximum de vraisemblance pour classifier l'ensemble des images issues de cette suite de traitements.

Le maximum de vraisemblance sert à classer un ensemble de points (n points) en plusieurs classes (m classes) (Caloz et Collet, 2001). Elle cherche à estimer la probabilité d'occurrence d'un événement en faisant intervenir toutes les connaissances que nous possédons *a priori* à son sujet. Pour ce faire, elle calcule la probabilité qu'à chaque pixel ou ensemble de points d'appartenir à chacune des classes présentes.

Les filtres et les opérateurs utilisés dans cette méthode sont le filtre de Laplace, l'opérateur de Sobel, la détection de pente et le filtre gradient.

1- Filtre de Laplace : il s'agit d'une matrice mobile qui se base sur l'analyse de la variance pour mettre en valeur les différences de comptes numériques qu'elle rencontre sur son passage (cf. Figure 2.1). Il agit seulement sur les bords des objets ou sur le bruit. Il génère ainsi de fortes valeurs en zone végétalisée -car les points correspondants sont d'altitude variable- et des valeurs nulles en présence de pans de toits.

$$W = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad I_{ij} = \frac{1}{4}(u_{i+1,j} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1}) - u_{i,j}$$

Où i, j : position du pixel en ligne et en colonne.
 u : compte numérique du pixel.
 l : compte numérique du pixel central après filtrage.

Figure 2.1. Filtre de Laplace (Kraus, 1993)

2- Opérateur de Sobel : il a un comportement semblable au filtre de Laplace (cf. Figure 2.2). Selon (Kasser et Egels, 2001), ce filtre permet de détecter les contours dans une direction donnée. De plus, la superposition des images obtenues avec plusieurs rotations de la matrice de ce filtre permet d'obtenir une image de l'amplitude du gradient ; pour chaque pixel $I(x,y)$, le maximum trouvé dans les images intermédiaires est retenu. La présence ou non d'un contour peut être associée à une valeur seuil donnée à ce paramètre.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

-1	-2	1
0	0	0
1	2	1

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

Figure 2.2. Matrices de dérivation de Sobel dans les directions horizontale, verticale et oblique (Caloz et Collet, 2001)

3- Pente : cet opérateur calcule la pente maximale autour de chaque pixel (la dénivelée entre deux points dans une fenêtre de sélection), à partir des pentes locales dans le sens des X et des Y (cf. Figure 2.3). L'emploi de l'image de pente résultante est utile pour distinguer les toits inclinés des toits plats

ou des rues plates. Les arbres pourront également être détectés à condition que les différences d'altitudes (la pente) entre points voisins soient importantes.

0	0	0
0	-1	1
0	0	0

0	0	0
0	-1	0
0	1	0

Pente dans le sens des X Pente dans le sens des Y

Figure 2.3. Matrices mobiles permettant de calculer les pentes dans le sens des X et des Y (Caloz et Collet, 2001)

4- Filtres gradients : ils permettent de détecter les bords d'un objet. Huit matrices sont produites en utilisant des filtres gradients avec un noyau de traitement 3 x 3 (cf. Figure 2.4). On obtient donc deux nouvelles matrices, à savoir le maximum et le minimum de ces matrices pour chaque pixel.

<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	0	-1	0	0	0	0	0	1	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td></tr> </table>	1	0	0	0	0	0	0	0	1	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>-1</td></tr> </table>	1	0	0	0	0	0	0	0	-1
0	-1	0																											
0	0	0																											
0	1	0																											
1	0	0																											
0	0	0																											
0	0	1																											
1	0	0																											
0	0	0																											
0	0	-1																											
<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	0	1	0	-1	0	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	-1	0	0	0	1	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> </table>	0	1	0	0	0	0	0	-1	0
0	0	0																											
1	0	-1																											
0	0	0																											
0	0	-1																											
0	0	0																											
1	0	0																											
0	1	0																											
0	0	0																											
0	-1	0																											
<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	1	0	0	0	-1	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	0	-1	0	1	0	0	0										
0	0	1																											
0	0	0																											
-1	0	0																											
0	0	0																											
-1	0	1																											
0	0	0																											

Figure 2.4. Huit matrices du filtre gradient (Girard et Girard, 1999)

La méthode basée sur le maximum de vraisemblance fournit des résultats considérables et met en exergue l'importance du choix des filtres. Par exemple, le filtre gradient sera utile pour détecter les contours des segments représentant la classe de sursol.

Comme évoqué au début du paragraphe, cette méthode, par le biais de ses nombreux filtres, s'applique au niveau du pixel, et réalise donc des filtrages sur le MNS avant de réaliser la segmentation. Ainsi, l'avantage essentiel de cette méthode réside dans la facilité et la vitesse du traitement des données. De plus, elle permet de décrire les relations topologiques des pixels voisins, ce qui représentera une aide précieuse lors de l'étape de séparation entre bâtiments et végétation.

Par contre, cette méthode fournit des erreurs importantes dans le cas d'un terrain de topographie accidentée. En effet, les traitements sont basés sur les valeurs de pixels qui représentent les altitudes des points. Ainsi, par exemple, si des pixels du sol et de bâtiment ont la même valeur (à cause de la nature topographique accidentée du terrain), l'algorithme n'arrivera pas à discriminer les deux genres de pixels.

Toujours parmi les méthodes basées sur la classification d'images numériques, on peut expliquer à présent celles utilisant des algorithmes de croissance de région.

2.2.1.2. Méthode basée sur un algorithme de croissance de région

Cette méthode est proposée par (Bretar *et al.*, 2004) et vise aussi à séparer le sol du sursol. Pour atteindre ce but, elle suppose que le point le plus bas, dans la zone étudiée, appartient à la classe du sol. Puis, elle applique un algorithme de croissance de région pour détecter les points du sol (cf. Annexe I, paragraphe I.1) et (cf. Figure 2.5). Le critère utilisé par l'algorithme de croissance de région est la dénivelée entre les pixels voisins, information obtenue par passage d'une matrice mobile 3 x 3. Ainsi, pour chaque pixel de la classe « sol », elle recalcule une nouvelle altitude à partir des pixels voisins. Cette procédure est appliquée en plusieurs itérations jusqu'à ce que le résultat converge vers une seule valeur.

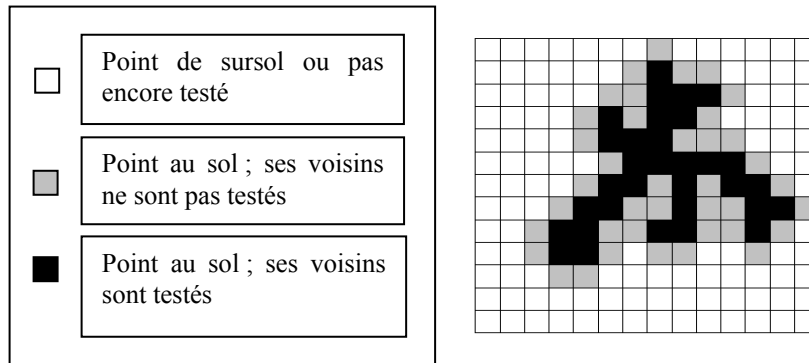


Figure 2.5. Visualisation de l'application de l'algorithme de croissance de région (Bretar *et al.*, 2004)

Dans ce contexte, (Nardinocchi *et al.*, 2003 ; Baltsavias *et al.*, 2001) proposent une nouvelle approche qui se base sur le calcul de dénivelées. Cette approche commence par segmenter le MNS en utilisant un algorithme de croissance de région. Cette opération permet de générer un ensemble de segments qui sont ensuite rangés en trois classes : le sol, la végétation et les bâtiments. Des règles topologiques et géométriques sont également employées pour réaliser cette classification.

L'avantage des méthodes basées sur un algorithme de croissance de région est la vitesse de calcul, puisque le temps de traitement nécessaire est très court comparé aux autres méthodes de segmentation. Par contre, l'inconvénient de la méthode proposée par (Bretar *et al.*, 2004) est le blocage de l'algorithme lorsqu'il rencontre un trou ou une discontinuité brutale au niveau du sol (cf. Figure 2.6). En effet, dans cette situation, l'algorithme rencontre dans une même zone deux altitudes différentes pour le sol. Il considère alors, parmi ces deux, l'altitude la plus haute comme étant le sursol.

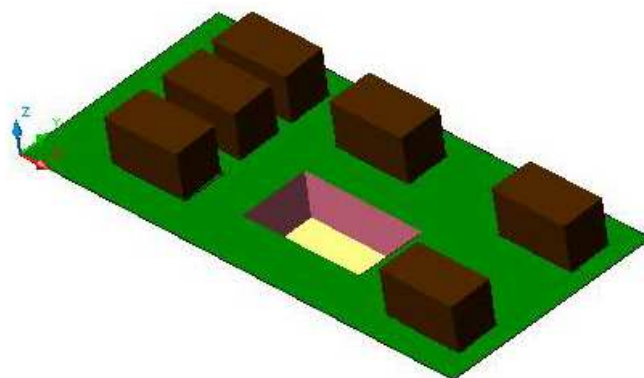


Figure 2.6. Exemple d'une région contenant un trou important

La troisième méthode parmi celles basées sur la classification d'images numériques s'appuie sur le réseau bayésien. Elle est expliquée dans le paragraphe suivant.

2.2.1.3. Méthode basée sur le réseau bayésien

Cette méthode est proposée par (Brunn et Weidner, 1997). Leur algorithme est composé de deux étapes. La première étape est le calcul du Modèle Numérique de Terrain approximatif MNT. Ce modèle est calculé à partir d'un MNS en lui appliquant des opérateurs de morphologie mathématique (cf. paragraphe 2.2.2). Ensuite, on soustrait le MNT du MNS pour obtenir le modèle numérique de surface normalisé (noté MNSn), qui représente le sursol. La seconde étape consiste en l'utilisation du réseau bayésien pour discriminer les bâtiments de la végétation.

Le réseau bayésien est un modèle probabiliste graphique permettant d'acquérir, de capitaliser et d'exploiter des connaissances (Droesbeke *et al.*, 2002). Pour appliquer le réseau bayésien, trois critères sont utilisés : la dénivellation des points, la variation des normales de points et le contour des segments du sursol.

La réussite de cette méthode est directement corrélée à la qualité des données et à la topographie de la zone étudiée. En effet, un faible relief de la région étudiée ainsi qu'une densité assez élevée de points de distribution régulière sont des conditions nécessaires pour que l'algorithme soit capable de fournir de très bons résultats. En revanche, l'avantage de cette approche est la possibilité d'ajouter de nouveaux critères pour améliorer son fonctionnement.

Enfin, la quatrième et dernière méthode de segmentation, parmi celles basées sur la classification d'images, emploie la logique floue et est expliquée dans le paragraphe suivant.

2.2.1.4. Méthode basée sur la logique floue

La théorie de la logique floue est formulée par le professeur Lotfi ZADEH de l'université de Berkeley (Godjevac, 1999). Cette théorie est très attractive, car elle est basée sur le raisonnement intuitif et prend en compte la subjectivité et l'imprécision. En effet, elle essaye de tester les limites entre l'adhésion et la non-adhésion de chaque segment à chaque classe. Pour cela, les éléments peuvent être soit des membres, soit des non-membres, ou encore des membres partiels. L'idée fondamentale est de modéliser cette incertitude en utilisant les fonctions d'adhésion. L'utilisateur doit définir les fonctions d'adhésion pour chaque critère de classification et pour chaque classe. La décision finale est basée dans tous les cas sur la probabilité maximale qu'aura un objet d'appartenir à une classe. Dans ce contexte, la logique floue essaie de renforcer un acteur parmi plusieurs acteurs d'affaiblir les autres.

La logique floue restait réservée aux personnes expérimentées, qui étaient en mesure d'implémenter cette théorie et de l'intégrer à leurs propres outils (Tóvári et Vögtle, 2004). Depuis quelques années, cette technique est implémentée dans des logiciels commerciaux, tels que le logiciel eCognition (Definiens) et devient ainsi accessible à tout un chacun. Ce logiciel met à disposition tous les fonctions et filtres nécessaires pour réaliser une segmentation d'image. De plus, il a donné naissance à un nombre considérable de publications (Hofmann *et al.*, 2002 ; Jacobsen et Lohmann, 2003 ; Lohmann et Jacobsen, 2004 ; Sugumaran et Voss, 2007).

Le logiciel eCognition aborde l'analyse d'image selon une approche orientée-objet. Dans un premier temps, il permet de segmenter des images pour en extraire un ensemble d'objets composés de pixels homogènes du point de vue de leur compte numérique. Ces objets accompagnés de leurs attributs (valeur, forme, surface, etc.) peuvent ensuite être classifiés sur la base d'un ensemble de règles d'apprentissages qui définissent les conditions d'appartenance d'un objet à une classe thématique. Ces conditions d'appartenance sont établies à partir des caractéristiques spectrales, topologiques et

contextuelles de chaque objet. L'étape de classification se base sur la logique floue, en tolérant des incertitudes dans l'affectation d'un objet à une classe.

Ce logiciel suppose toutefois que les données en entrée soient des images numériques. C'est pourquoi, il est couramment employé dans le domaine de la télédétection, pour segmenter des images multispectrales (Boulaassal, 2004). En présence de données laser (nuage de points 3D), il est nécessaire de construire préalablement, par rééchantillonnage, une matrice 2D (MNS) dont les valeurs des pixels représentent des altitudes (cf. Figure 2.7).

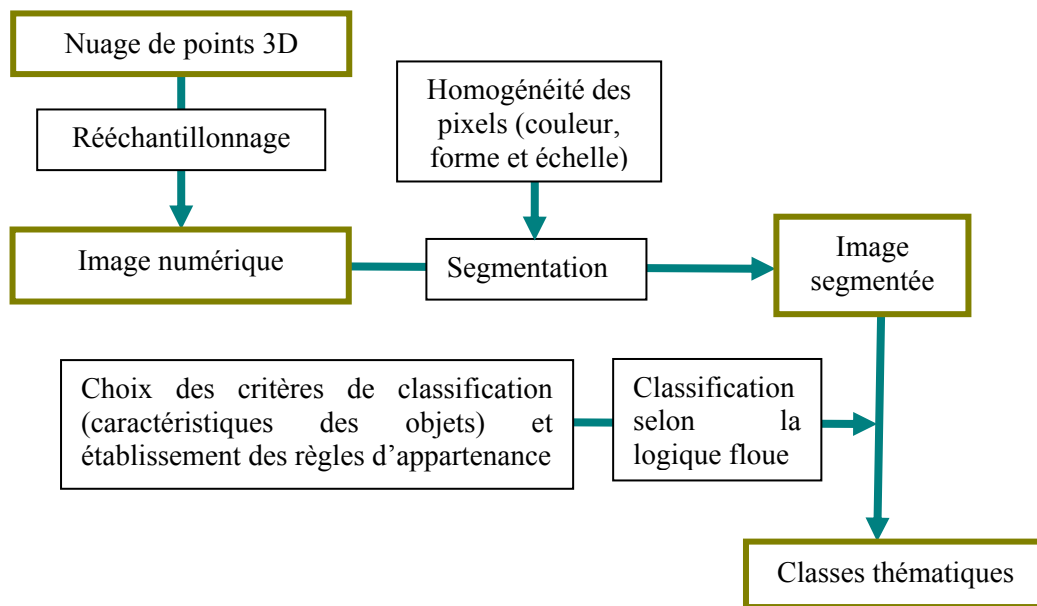


Figure 2.7. Étapes du traitement des images laser en utilisant le logiciel eCognition

La classification peut être opérée de façon hiérarchique, étant donné que la « segmentation multi-résolution » produit des objets à des échelles d'homogénéité différentes. Dans ce contexte, il faudrait définir tout d'abord les classes principales « sol/sursol », avant d'affiner la classification de la classe « sursol » pour en extraire les bâtiments. Ensuite, chaque objet sera affecté d'un degré d'appartenance à chaque classe (une valeur de vérité dans l'intervalle $[0, 1]$). C'est là qu'intervient la logique floue. Elle établit les limites entre l'adhésion et la non-adhésion de chaque objet (ou segment) à chaque classe.

Parmi les critères d'aide à la décision, on peut citer :

- Les critères intrinsèques : critères de couleurs (comptes numériques des pixels dans diverses bandes), les critères statistiques ou de texture (par exemple, la moyenne ou l'écart-type des pixels constituant les objets), les critères de forme des objets (périmètre).
- Les critères topologiques : relations géométriques entre objets (position, distance, ...).
- Les critères contextuels : relations sémantiques entre objets ou classes.

Dans un objectif de segmentation d'images laser, comme le montrent des travaux réalisés par un grand nombre de chercheurs, cinq critères semblent particulièrement intéressants :

- 1) La différence entre le premier et le dernier écho
- 2) L'écart-type sur les points

- 3) Le contraste des hauteurs
- 4) La forme et la superficie du segment
- 5) L'intensité du rayon laser réfléchi

Ces cinq critères sont présentés ci-dessous.

1) Critère de la différence entre le premier et le dernier écho (Tóvári et Vögtle, 2004; Lohmann et Jacobsen, 2004 ; Alharthy et Bethel, 2002):

Il arrive que le faisceau laser rencontre plusieurs éléments avant d'arriver au sol. Il peut être réfléchi par des lignes de haute tension, un arbre ou par le sol lui-même. Selon le type de lidar, le système peut être configuré pour enregistrer jusqu'à trois retours pour chaque impulsion. Une différence importante entre le premier et le dernier écho permet de catégoriser l'objet étudié. En effet, théoriquement, les points qui représentent les arbres présentent une différence d'altitude considérable entre le premier et le dernier écho mesuré. On observe les mêmes caractéristiques en bordure de bâtiment, ou lorsque les bâtiments sont proches ou attenants (cf. Figure 2.8). Par contre, lorsque le faisceau touche sur toute sa surface un bâtiment, l'écart entre le premier et le dernier écho sera négligeable ou au-dessous d'un certain seuil.

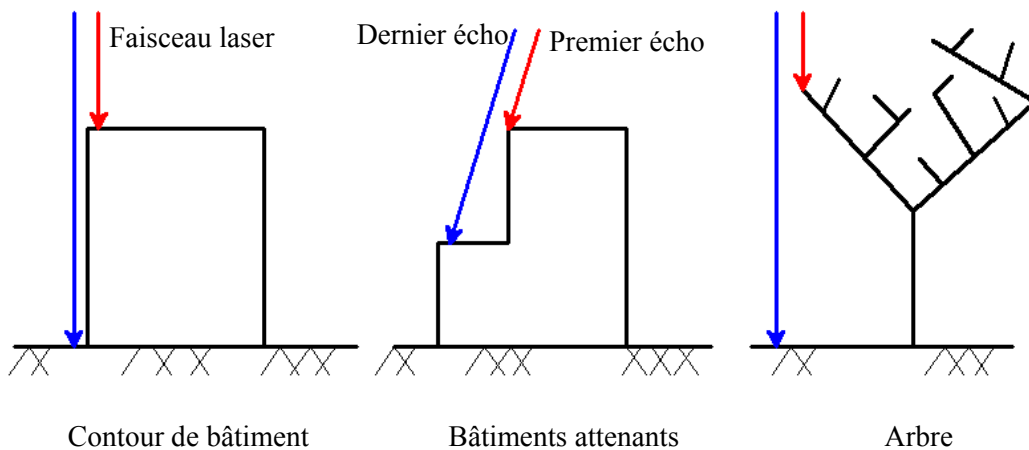


Figure 2.8. Cas dans lesquels il est possible d'observer la différence entre le premier et le dernier écho (premier écho en rouge, dernier écho en bleu)

L'utilisation de la différence entre le premier et le dernier écho est très courante pour éliminer la végétation de la classe sursol, à condition que le dernier écho soit fiable (Wotruba *et al.*, 2005). Selon (Pfeifer *et al.*, 1999; Wotruba *et al.*, 2005) il y a une relation entre la disponibilité ou la validité du dernier écho et la hauteur de vol. Ils stipulent que si la hauteur de vol est supérieure à 900 m, le dernier écho n'est pas valable. De plus, il est important ici de noter que selon (Yu *et al.*, 2005), la précision du dernier écho est moins grande que celle du premier écho.

2) Critère de l'écart-type (Dash *et al.*, 2004) :

Supposons que l'on dispose de trois groupes de points. Le premier représente un bâtiment dont la hauteur est fixe. Le deuxième représente un bâtiment et un arbre proches l'un de l'autre, et d'altitude similaire. Le troisième groupe de points représente un arbre seul. Si l'on réalise trois profils verticaux traversant ces trois groupes de points (cf. Figures 2.9a, 2.9b et 2.9c), on observe que le profil dans le cas du bâtiment est presque régulier contrairement à celui de l'arbre. Ainsi, le critère de l'écart-type calculé à partir des écarts entre les altitudes des points et une altitude moyenne sur le profil permettra de distinguer les arbres des bâtiments.

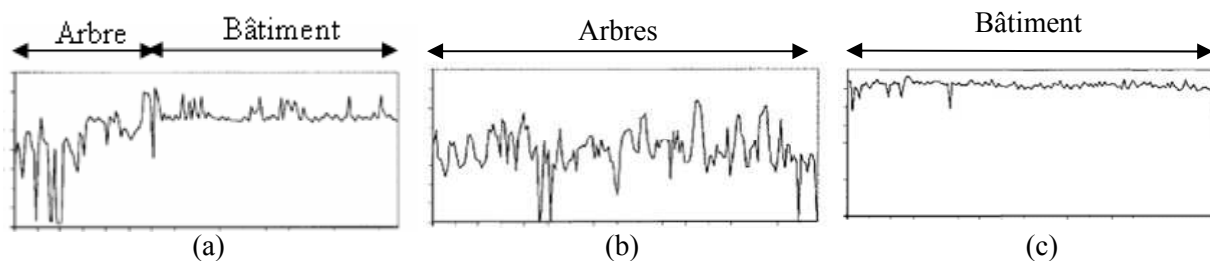


Figure 2.9. Trois profils verticaux (Dash *et al.*, 2004). a) Profil réalisé dans un arbre et un bâtiment ; b) Profil réalisé dans un arbre ; c) Profil réalisé dans un bâtiment

3) Critère du contraste des hauteurs (Maas, 1999) :

Un « contraste de hauteurs » élevé signifie qu'il existe une forte différence d'altitude entre pixels voisins. La Figure 2.10 illustre le calcul de ce critère sur la base d'une matrice mobile 3x3. Il s'agit d'un critère très important, parce que la valeur du contraste est élevée pour les segments représentant des arbres. Par contre, il est petit si le segment représente un bâtiment.

$$\left. \begin{array}{l} \Delta Z_1 = Z_{i,j} - Z_{i-1,j-1} \\ \Delta Z_2 = Z_{i,j} - Z_{i,j-1} \\ \Delta Z_3 = Z_{i,j} - Z_{i+1,j-1} \\ \Delta Z_4 = Z_{i,j} - Z_{i-1,j} \\ \Delta Z_5 = Z_{i,j} - Z_{i+1,j} \\ \Delta Z_6 = Z_{i,j} - Z_{i-1,j+1} \\ \Delta Z_7 = Z_{i,j} - Z_{i,j+1} \\ \Delta Z_8 = Z_{i,j} - Z_{i+1,j+1} \end{array} \right\} \leq \varepsilon$$

$Z_{i-1,j-1}$	$Z_{i-1,j}$	$Z_{i-1,j+1}$
$Z_{i,j-1}$	$Z_{i,j}$	$Z_{i,j+1}$
$Z_{i+1,j-1}$	$Z_{i+1,j}$	$Z_{i+1,j+1}$

Figure 2.10. Contraste des hauteurs

4) Critère de la forme et de la superficie du segment (Tóvári et Vögtle, 2004 ; Gamba *et al.*, 2007) :

La forme des segments peut contribuer à la discrimination des objets artificiels (bâtiments, ponts etc.) et des objets naturels (les arbres). Pour déterminer la forme d'un segment, il faut d'abord en extraire son contour. Ensuite, on opère un lissage des lignes de contour en utilisant par exemple la technique de Douglas-Peucker (Douglas et Peucker, 1973). Puis, on analyse la forme, les dimensions et la superficie de chaque segment pour déterminer la classe à laquelle il appartient.

5) Critère de l'intensité du rayon laser réfléchi (Tóvári et Vögtle, 2004 ; Marmol et Jachimski, 2004) :

Le spectre de l'émission laser est extrêmement étroit. La longueur d'onde de l'émission laser en télédétection se situe couramment dans les domaines du visible et de l'infrarouge. Théoriquement, la valeur de l'intensité laser mesurée au niveau du capteur dépend des caractéristiques des matériaux captés. Selon (Marmol et Jachimski, 2004), seuls les points pour lesquels la valeur d'intensité du dernier écho est plus grande que 190 cd², peuvent être classifiés comme des points du sol. L'utilisation de l'intensité laser s'est montrée particulièrement avantageuse dans le domaine forestier (Holmgren et Persson, 2004), pour distinguer par exemple les différentes espèces de végétations (Ørka *et al.*, 2007).

² « cd » signifie « candela » et est l'unité de mesuré de l'intensité lumineuse.

L'avantage principal de l'outil eCognition, mis à part le fait qu'il mette à disposition ces différents critères, est sa rapidité de traitement. Par contre, un inconvénient qu'il faut attribuer à l'emploi de la logique floue est sa transférabilité. Par exemple, quand on utilise une liste de critères avec un ensemble de paramètres sur deux nuages de points différents par leurs caractéristiques physiques (précision, densité) ou qui ont été acquis dans des régions géographiques de typologie différente, la qualité des résultats ne sera pas prévisible. Par conséquent, il faudra adapter à chaque cas de figure les paramètres et les critères utilisés.

Ce premier groupe de méthodes de segmentation utilisant les techniques de classification d'images numériques a pour avantage d'utiliser des algorithmes connus dans le domaine de l'imagerie. Il faut souligner aussi la grande vitesse de calcul rendue possible par ces méthodes, une fois appliquées à une image (matrice 2D). Par contre, l'inconvénient majeur de ces méthodes est la perte d'une partie d'informations provenant de l'étape initiale de rééchantillonnage, qui aura permis de créer le MNS. Une perte d'information similaire sera à prévoir à chaque fois qu'un opérateur de convolution sera appliqué dans la séquence de traitements.

Le deuxième groupe d'approches visant à segmenter une image numérique, après celle basée sur des techniques de classification, sont les approches utilisant des filtres de morphologie mathématique.

2.2.2. Méthodes basées sur la morphologie mathématique

Les segmentations basées sur les outils de morphologie mathématique sont nombreuses (Kilian *et al.*, 1996 ; Lohmann *et al.*, 2000; Vosselman, 2000; Sithole, 2001 ; Zhang *et al.*, 2003 ; Ruijin, 2004). En général, les opérateurs morphologiques les plus fréquemment utilisés sont l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture. S'appuyant sur l'hypothèse que l'altitude des points du sol est inférieure à celle des points du sursol, les filtres de morphologie mathématique peuvent être appliqués pour détecter les points du sursol. Une condition d'application de ces filtres est de disposer d'un MNS. Ainsi, le MNS entre dans une classification morphologique de forme itérative, avec l'emploi de l'opérateur «ouverture» (Kilian *et al.*, 1996).

Les dimensions de la fenêtre d'étude et le seuil définissant la différence d'altitude entre la surface filtrée et les points captés augmentent à chaque itération. La Figure 2.11 présente l'effet de l'application de l'opérateur morphologique « érosion » sur un nuage de points (site Hermanni). Cet opérateur a été appliqué deux fois de suite avec deux noyaux de convolution de dimension différente. En général, les itérations se poursuivent jusqu'à ce que la taille de la fenêtre du filtre dépasse l'étendue du plus grand bâtiment défini par l'utilisateur.

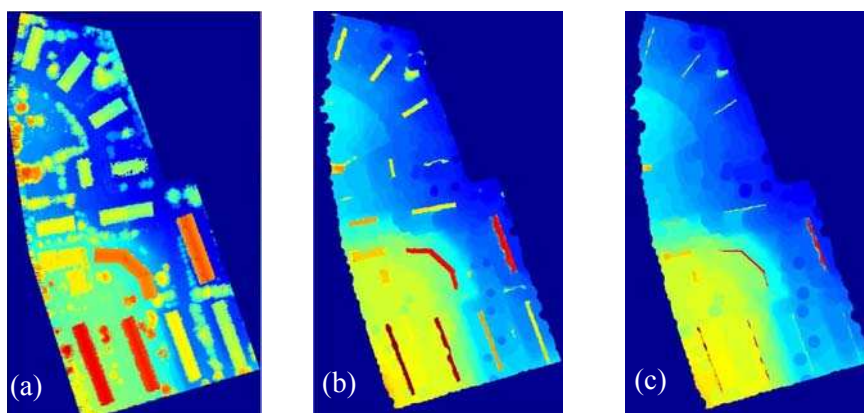


Figure 2.11. Effet de l'application de l'opérateur morphologique « érosion » sur un nuage de points (site Hermanni). a) MNS du site Hermanni. b) Première application du filtre « érosion » avec un noyau 11x11. c) Deuxième application du filtre « érosion » avec un noyau 5x5

Il y a d'autres méthodes de segmentation qui ne se basent pas exclusivement sur l'utilisation des filtres de morphologie mathématique, mais les intègrent à un endroit précis dans leur démarche, comme par exemple (Rottensteiner et Briese, 2002) ou (Tóvári et Vögtle, 2004).

Néanmoins, l'utilisation de ces opérateurs semble incontournable dans la problématique de segmentation d'image, c'est pourquoi il est indispensable de décrire davantage leur fonctionnement et d'illustrer leurs capacités avec des exemples concrets à l'appui.

2.2.2.1. Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est apparue en 1967 à l'école des Mines de Paris grâce aux travaux de G. Matheron et J. Serra³. L'idée de la morphologie mathématique est de comparer les objets à étudier avec un objet de forme connue : l'élément structurant. Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont des transformations ensemblistes en « tout ou rien », c'est-à-dire fondées sur l'union $A \cup B$, l'intersection $A \cap B$, l'inclusion (la complémentarité A' définie par $X \in A' \Leftrightarrow X \notin A$ et la différence symétrique $A / B + B / A = A \cup B + A \cap B$), donnant comme réponse 1 ou 0 (Girard et Girard, 1999). La Figure 2.12 illustre ces transformations ensemblistes en considérant les objets A et B comme des ensembles de points de l'espace.

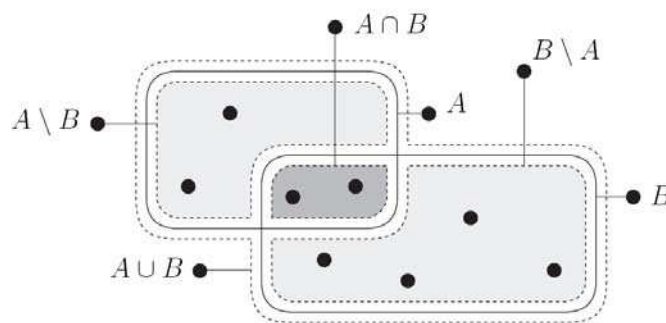


Figure 2.12. Transformations ensemblistes

Par exemple, soit un élément E, de géométrie connue, appelé élément structurant. Réaliser une transformation ensembliste en tout ou rien avec un élément structurant revient à « déplacer » E sur toutes les positions de l'espace, et à chaque fois, à tester les relations d'ensemble entre E et A. La relation est vérifiée ou ne l'est pas. On est donc en présence d'un test de nature booléenne, d'où le nom de transformation en « tout ou rien ».

L'Annexe II explique en détail les définitions essentielles qui permettent de bien comprendre les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Le paragraphe suivant en effectue rapidement une synthèse.

2.2.2.2. Opérateurs de base

Comme évoqué précédemment, les opérateurs les plus couramment employés sont l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture. Nous nous limiterons donc à l'explication de ces derniers. Partons d'une image A et d'un élément structurant E.

³ http://www.geostatcam.com/Adobe/G_Matheron.pdf

L'érosion : l'érosion est la plus ancienne des transformations de morphologie mathématique (Hanbury, 2002). Notons A un ensemble défini dans l'espace R^2 et E un élément structurant, c'est-à-dire une figure géométrique de forme connue, comme un cercle par exemple. Lors de la transformation par érosion, pour chaque point de l'espace, on positionne l'origine de l'élément structurant (ici le centre du cercle) sur le point considéré, et on regarde si E est entièrement inclus dans A . L'ensemble des points répondant à ce critère forme un nouvel ensemble B appelé « érodé de A par E » (cf. Equation 2.1).

$$A \ominus E \text{ est l'ensemble } B \text{ des points } x \in A / \{x : E_x \subset A\} \quad (2.1)$$

La dilatation : par analogie, on définit de manière duale la transformation par dilatation (Hanbury, 2002). Soit un ensemble A défini dans l'espace R^2 , et E un élément structurant. La transformation par dilatation consiste, pour chaque point de l'espace, à positionner l'origine de l'élément structurant sur le point considéré et à regarder si E a au moins un point commun avec A . L'ensemble des points répondant à ce critère forme un nouvel ensemble B appelé « dilaté de A par E » ($A \oplus E$) (cf. Equation 2.2).

$$x \in A / \{x : A_x \cap E \neq \emptyset\} \quad (2.2)$$

Les transformations par érosion et par dilatation sont deux transformations duales par rapport à la complémentarité. En effet, si on érode l'ensemble complémentaire de A , A^c par E , on obtient un résultat identique à une dilatation de A par E (cf. Equation 2.3).

$$A^c \ominus E = A \oplus E \quad (2.3)$$

L'ouverture : l'ouverture de A par E s'exprime par l'Equation 2.4 :

$$A \circ E = (A \ominus E) \oplus E \quad (2.4)$$

Il s'agit d'une érosion suivie d'une dilatation (cf. Figure 2.13).

La fermeture : la fermeture de A par E s'écrit selon l'Equation 2.5 :

$$A \bullet E = (A \oplus E) \ominus E \quad (2.5)$$

Il s'agit d'une dilatation suivie d'une érosion (cf. Figure 2.14).

Les Figures 2.13 et 2.14 illustrent l'effet des quatre opérateurs précédents sur une image binaire.

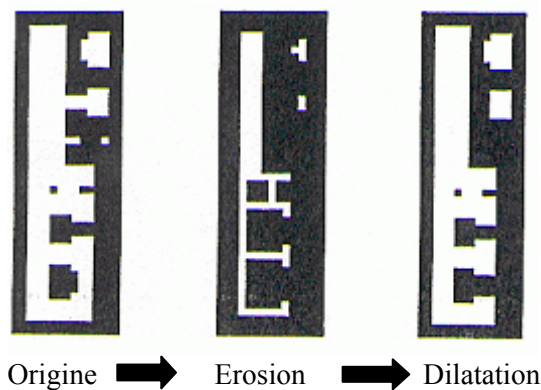


Figure 2.13. Opérateurs d'ouverture (Vosselman et Maas, 2004)

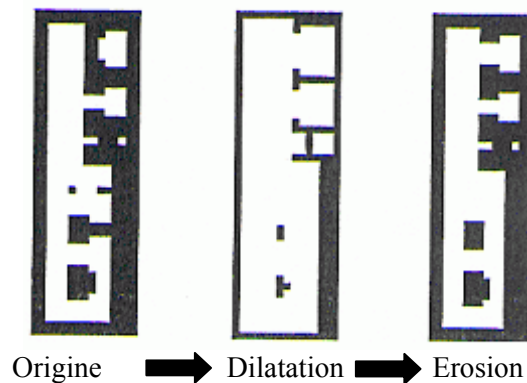


Figure 2.14. Opérateurs de fermeture (Vosselman et Maas, 2004)

Une difficulté liée à l'emploi des opérateurs de morphologie mathématique réside dans la détermination de la taille du noyau de traitement, c'est-à-dire des dimensions de la fenêtre. De plus, le temps de traitement augmente linéairement avec l'accroissement du nombre de points mesurés. Enfin, les opérateurs de morphologie mathématique ne prennent en compte que la forme géométrique des objets dans le plan horizontal, c'est-à-dire qu'ils ne prennent pas en compte les positions spatiales tridimensionnelles des points. Cela risque de provoquer des déformations considérables dans la forme des éléments extraits.

Le troisième groupe d'approches suggéré dans la littérature pour segmenter une image numérique à l'aide d'outils de traitement d'images, s'appuie sur la recherche de plans moyens.

2.2.3. Méthode basée sur la recherche de plans moyens

(Alharthy et Bethel, 2002) proposent initialement une approche basée sur l'emploi de deux échos afin d'éliminer la végétation de la classe sursol (cf. paragraphes 1.6 et 2.2.1.4). Afin d'affiner l'élimination de la végétation de la classe sursol et de permettre la détection automatique des bâtiments, une procédure complémentaire basée sur la recherche de plans moyens est nécessaire. Cette dernière est particulièrement intéressante car elle passe par la formulation d'hypothèses claires. En effet, (Alharthy et Bethel, 2002) supposent que les toits des bâtiments sont généralement composés de plans.

Néanmoins, l'utilisation des deux critères précédents, à savoir les deux échos de l'impulsion et l'hypothèse des plans, n'est pas suffisante pour traiter le cas général. En effet, le dernier écho n'est pas toujours valable (cf. paragraphe 1.6). De plus, il arrive que des groupes de points, représentant la végétation, acceptent d'être ajustés par un plan moyen tout en présentant des résidus négligeables. En revanche, l'idée de recherche des plans dans la classe sursol pourrait être approfondie en la combinant à d'autres critères qui faciliteraient la segmentation sol/sursol et la détection des bâtiments de la classe sursol. Cette piste n'est donc pas à exclure.

Le paragraphe suivant présente le quatrième et avant-dernier groupe d'approches permettant de segmenter une image numérique. Elle est basée sur la fréquence spectrale de Fourier (FFT).

2.2.4. Méthode basée sur la transformée de Fourier (FFT)

Cette méthode de segmentation est proposée par (Marmol et Jachimski, 2004). Elle segmente les points d'un nuage en utilisant les caractéristiques fréquentielles de ce nuage de points. En effet, l'approche fréquentielle introduit une capacité plus fine que celle de l'approche spatiale (Caloz et Collet, 2001). Par exemple, si une transition de tons de gris particulière et présente en divers endroits de l'image est jugée indésirable, il devient possible d'identifier les fréquences auxquelles elle correspond, de les atténuer, voire de les supprimer. La transformée de Fourier se range dans la catégorie des transformations globales pour leur action de filtrage sur l'ensemble de l'image.

L'idée essentielle de ce filtre est que les points appartenant à la classe du sol sont caractérisés par des basses fréquences et que les hautes fréquences sont reliées aux objets de la classe sursol (les bâtiments et la végétation). Il est nécessaire, donc, de concevoir un filtre spectral numérique (passe-bas), qui laisse passer les fréquences les plus basses, et bloque les fréquences les plus élevées. Pour appliquer ce filtre, il faut commencer par le calcul du MNS en utilisant une technique de rééchantillonnage. Puis, on applique la Transformée de Fourier (FFT).

Pour appliquer cette méthode, on calcule d'abord la Transformée de Fourier de l'image originale. Cela permet de calculer deux nouvelles images : l'image de basses fréquences et celle de hautes fréquences. Ensuite, on détermine la fréquence de coupe entre ce qui sera défini « haute » et « basse fréquence ». Enfin, on calcule l'image filtrée par l'intermédiaire de la transformation inverse de Fourier. Dans la

première phase, on doit appliquer un filtre unidimensionnel, puis, on le transforme en un filtre à deux dimensions. L'Annexe I, paragraphe I.3 présente le passage d'un filtre unidimensionnel à un filtre bidimensionnel, pour l'espace à trois dimensions.

Cette méthode de segmentation fonctionne bien si la région étudiée est homogène d'un point de vue fréquence spatiale, car le filtrage fréquentiel est appliqué de manière globale. En effet, il agit sur l'ensemble de l'image sans distinction de propriétés propres aux différentes zones de l'image. Donc, si on a deux points qui ont les mêmes altitudes, le premier situé au sol et l'autre situé sur un bâtiment, l'algorithme ne distinguera pas les deux points.

Enfin, la cinquième et dernière méthode de segmentation entrant dans la catégorie des segmentations basées sur les outils de traitement d'images numériques, s'appuie sur la théorie de la surface active.

2.2.5. Méthode basée sur la théorie de la surface active

La surface active a été initialement décrite par (Rochery, 2005) pour extraire des objets présents dans une image. Elle offre de nombreuses possibilités en termes de modélisation et elle est associée à des algorithmes simples et rapides. Il s'agit, dans un premier temps, de définir une fonctionnelle ou «énergie» sur l'espace des courbes (le plus souvent fermées) dans le domaine de l'image. Ensuite, la méthode recherche le minimum de cette fonctionnelle. L'énergie définie dans (Rochery, 2005) s'écrit comme la somme d'une énergie interne et d'une énergie image.

Dans le domaine du traitement de données lidar, (Elmqvist, 2001; Elmqvist *et al.*, 2001 ;Weinacker *et al.*, 2004) ont utilisé la théorie de la surface active. De plus, (Axelsson, 1999) propose d'utiliser la triangulation de Delaunay (cf. Annexe I, paragraphe I.2) comme méthode d'interpolation d'un nuage de points au lieu d'utiliser une des techniques de rééchantillonnage pour calculer le MNS.

Pour appliquer cette méthode, on commence par créer trois matrices qui ont les mêmes dimensions que le MNS. Ces matrices sont : la surface active, la (punch surface) et la surface du masque. La matrice de la (punch surface) représente le résultat de l'interpolation des données laser. Pour interpoler le nuage de points, cette méthode se base sur l'utilisation de l'altitude du point le plus bas, parmi les points existant dans l'espace de ce pixel. Cela signifie qu'on superpose le nuage de points sur le MNS, ainsi le nombre de points par pixel sera variable. On utilisera la matrice qui reste pour sauvegarder les valeurs intermédiaires nécessaires à la minimisation des fonctionnelles d'énergie.

Ensuite, deux forces jouent un rôle essentiel dans le processus de minimisation. Elles agissent sur la matrice de la surface active. Ces forces sont : les forces intérieures et les forces extérieures. La force intérieure, considérée comme positive, aide la surface active à être « élastique ». La force extérieure quant à elle a une valeur négative et aide la surface active à changer de forme. Le processus itératif s'arrête quand le mouvement de la surface active se stabilise.

Cette méthode fonctionne bien si la zone étudiée est horizontale ou si sa pente est assez faible. De plus, le temps de traitement augmente linéairement avec l'accroissement du nombre de points de mesure et il devient important pour un gros nuage de points. Cette augmentation provient de l'utilisation d'itérations successives dans la démarche de calcul.

Cette méthode clôt la partie présentant des méthodes de segmentation basées sur l'image numérique. On a vu un grand nombre d'outils, largement adoptés par la communauté scientifique et qui ont fait leurs preuves, partiellement, dans l'objectif de discriminer des classes d'objets dans un MNS. Le point commun et par là-même leur gros inconvénient est de dépendre à la base d'un MNS, qui est un produit dérivé de la donnée d'origine représentée par le nuage de points brut. C'est pourquoi, la partie suivante va être consacrée à la description d'approches qui s'appuient directement sur le nuage de points brut et qui profitent donc de ses caractéristiques originales.

2.3. Segmentation basée sur le nuage brut

Cette catégorie de segmentations essaie de concentrer les traitements au niveau du point. Ainsi, la segmentation signifie surtout la classification de points d'un nuage en plusieurs classes d'intérêt. Comme expliqué au début de ce chapitre, l'objectif premier des travaux menés dans cette thèse est de segmenter automatiquement le nuage de points en trois classes qui sont le sol, les bâtiments et la végétation. Pour atteindre cet objectif, on peut s'inspirer de trois méthodes principales :

- 1- Celles utilisant la prédiction linéaire.
- 2- Celles basées sur la détection de surfaces 3D.
- 3- Celles basées sur la structure d'*octree*.

Les grandes lignes de chacune de ces trois méthodes sont résumées dans les paragraphes suivants.

2.3.1. Méthode basée sur la prédiction linéaire

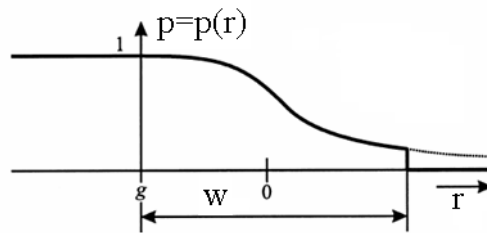
Cette méthode est proposée par (Kraus et Pfeifer, 1998; Rottensteiner et Bries, 2002). Elle considère les altitudes des points du terrain comme un phénomène aléatoire. Ainsi, les points du sursol sont considérés comme étant des erreurs grossières. Pour interpoler l'altitude de chaque point à partir de ses points voisins, on calcule un MNS en utilisant la méthode de « prédiction linéaire » (*linear prediction*).

Cette méthode consiste à calculer une surface moyenne passant par le nuage de points. Une fois cette surface calculée, on affecte à chaque point un poids correspondant à la distance entre le point et la surface moyenne. Puis, on recalcule la surface moyenne passant par les points pondérés du nuage. On réitère cette opération jusqu'à ce que le calcul se stabilise.

Dans cette démarche interviennent deux algorithmes. Le premier calcule la surface moyenne et le second calcule les poids des points.

Le premier algorithme, qui calcule la surface moyenne, utilise la prévision linéaire pour interpoler l'altitude de chaque point. A partir de ce modèle, il est possible de calculer la surface lissée en utilisant les erreurs aléatoires de mesure par les moindres carrés.

Le second algorithme calcule la fonction de poids. La valeur des poids suit une fonction non symétrique avec une portion en cloche (cf. Figure 2.15). La fonction de poids est établie de manière à affecter des coefficients élevés (proches de 1) aux points terrains, qui sont situés en dessous ou au voisinage de la surface moyenne, et des coefficients faibles (proches de 0) aux points de sursol qui sont sur ou au-dessus de la surface moyenne. La fonction de poids dépend de la valeur r_i , qui est la valeur algébrique de la différence entre la surface mesurée et la surface interpolée. Cette fonction n'est pas symétrique et permet un rapide déclin des erreurs résiduelles correspondant aux points du sursol (r positifs) et un déclin très faible voire nul pour les points du terrain (r négatifs) (Kraus et Pfeifer, 1998).



Où w : largeur de la bande des points douteux autour de la surface moyenne
 r_i : différence entre la surface mesurée et la surface interpolée
 g : valeur de translation de la fonction

Figure 2.15. Fonction de poids utilisée pour générer un MNT à partir de données laser (Kraus et Pfeifer, 1998)

Il est possible de contraindre la surface moyenne à être un plan (Kraus et Pfeifer, 1998), lorsque le terrain peut être assimilé à une surface plane. Dans ce cas, la surface moyenne prend le nom de « surface de tendance » (*plane fitting segmentation*), comme l'emploie (Ruijin, 2004).

Cette méthode de segmentation par prédiction linéaire est très efficace pour classer un nuage de points en deux classes : le sol et le sursol ou pour calculer un Modèle Numérique de Terrain (MNT). Par contre, elle ne permet pas de détecter les bâtiments de façon fiable, car la détection des bâtiments se fait à partir de la classe sursol. En effet, cette classe sursol contient beaucoup d'éléments autres que les bâtiments (bruit). Un autre inconvénient de cette méthode est le temps du calcul comparé aux deux autres méthodes de segmentation de ce paragraphe 2.3. Elle nécessite le plus long temps de traitement. Ceci est dû au calcul de plusieurs itérations avant d'arriver au résultat final.

La deuxième méthode, dans la famille des approches basées sur le nuage brut utilise la détection des surfaces 3D.

2.3.2. Méthode basée sur la détection des surfaces 3D

La méthode de segmentation basée sur la détection de surfaces 3D est proposée par (Lee et Schenk, 2002). D'après les auteurs, elle permet, de façon automatique, de segmenter un nuage de points en deux classes qui sont la classe de sol et celle des bâtiments, sans évoquer la classe de végétation.

Cette méthode utilise le nuage de points brut, sans interpolation préalable et se décompose en deux étapes essentielles.

Dans la première étape, l'algorithme partage le nuage de points en petits groupes de points en utilisant le critère de distance euclidienne entre les points. Puis, il sélectionne un point de chaque groupe comme représentant une étiquette du groupe. À la fin de cette étape, deux listes sont fournies : la première représente les groupes de points et la seconde les étiquettes des groupes de points.

Ensuite, dans la deuxième étape, l'algorithme propose de regrouper les groupes de points suivant les surfaces que ces groupes représentent. Puis, on sélectionne un point de chaque surface qui devient alors une étiquette de celle-ci. A la fin de cette étape, trois listes sont fournies : la première représente les surfaces détectées, la deuxième les contours de chaque surface et la dernière contient les points des étiquettes de surfaces. Enfin, elle fusionne les surfaces voisines si elles ont les mêmes paramètres géométriques.

Cette série de procédures permet de détecter les bâtiments et de segmenter leurs toits en même temps.

(Filin et Pfeifer, 2006 ; Filin, 2004) proposent une méthode très proche de celle-ci, mais qui calcule tout d'abord les normales aux points du nuage. Ces normales sont ensuite représentées dans l'espace des paramètres (cf. Annexe I, paragraphe I.4 « transformée de Hough »). L'analyse de ces normales permet de détecter les ensembles de points qui représentent les mêmes surfaces. Ainsi, les bâtiments seront détectés automatiquement.

En résumé, les méthodes basées sur la détection de surfaces 3D ont pour avantage de ne nécessiter l'emploi que d'un seul écho pour segmenter le nuage de points. De plus, elles segmentent le nuage de points directement sans interpolation. Par contre, elles ne prennent pas en compte la présence de végétation car elles considèrent qu'une scène urbaine est composée uniquement de sol et de bâtiments.

La troisième approche que nous souhaitons évoquer parmi les méthodes de segmentations employant le nuage brut, est celle basée sur une structure *octree*.

2.3.3. Méthode basée sur la structure *octree*

Un *octree* est une décomposition régulière et récursive d'un volume borné dans l'espace, à l'aide d'un graphe arborescent dont la racine est le volume lui-même. C'est donc un cube qui va engendrer 8 octants (cf. Figure 2.16), appelés aussi « nœuds secondaires ». Chaque octant donne lui-même naissance à 8 sous-octants. Finalement l'espace et ses objets sont représentés par un *octree* ou arbre à huit branches dont la racine est le volume initial ou « cube-racine » (<http://www.granddictionnaire.com>).

Cette méthode est proposée par (Chassery et Montanvert, 1991 ; Wang et Tseng, 2004) et réalise la segmentation du nuage de points en respectant sa forme spatiale. Par exemple, pour segmenter un nuage de points 3D, elle décompose hiérarchiquement le nuage de point sur la structure d'*octree*, jusqu'à ce que les points contenus dans chaque nœud secondaire soient au nombre de trois, ou appartiennent tous à un même plan. Puis, les nœuds voisins ayant des attributs géométriques semblables (appartenance à un même plan) sont fusionnés. De plus, les nœuds secondaires vides sont éliminés. Ensuite, les surfaces 3D ainsi segmentées peuvent être classées selon les attributs dérivés de chaque nœud 3D.

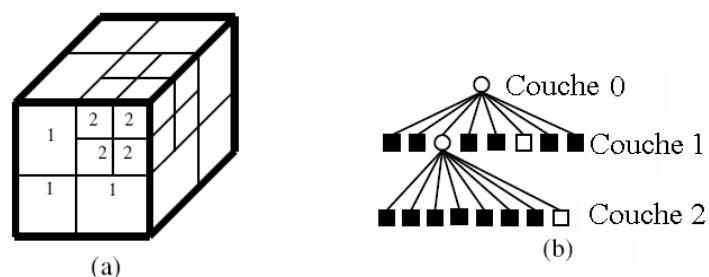


Figure 2.16. Structure de l'*octree*. a) Division en sous-espaces ; b) Arborescence de la représentation

En résumé, cette méthode sert à détecter des ensembles de points représentant des plans. Elle a pour inconvénient de ne pas discriminer les genres de plan (par exemple un plan dans un bâtiment ou un plan de route). De plus, elle consomme énormément de mémoire et de temps de traitement.

Cet état de l'art a présenté les principales méthodes de segmentations automatiques d'un nuage de points lidar, qu'elles se basent sur un MNS ou directement sur un nuage de points. Il est nécessaire à présent d'analyser leurs avantages, leurs inconvénients et les solutions proposées face aux difficultés rencontrées dans chacune d'elles.

2.4. Analyse des avantages et inconvénients des méthodes de segmentation

L'état de l'art réalisé sur la segmentation automatique d'un nuage de points obtenu par balayage laser aéroporté a présenté deux familles principales.

Pour mémoire, la première famille est basée sur des méthodes de traitement d'images numériques et s'appuie sur le MNS. Elle compte cinq groupes de méthodes :

- 1) Les méthodes basées sur les techniques de classification d'images numériques (maximum de vraisemblance, croissance de région, réseau bayésien ou encore logique floue).
- 2) Les méthodes basées sur l'utilisation d'opérateurs de morphologie mathématique.
- 3) Les méthodes basées sur la recherche de plans moyens.
- 4) Les méthodes basées sur la fréquence spectrale de Fourier (FFT).
- 5) Les méthodes basées sur la théorie de la surface active.

La famille d'approches basée sur le nuage brut et ses caractéristiques originales se compose quant à elles de trois méthodes principales :

- 1) Les méthodes basées sur la prédiction linéaire.
- 2) Les méthodes basées sur la détection de surfaces 3D.
- 3) Les méthodes basées sur la structure *octree*.

Les avantages des approches basées sur les méthodes de traitement d'images numériques sont la possibilité d'utiliser des algorithmes connus et bien établis dans le domaine de la photogrammétrie numérique et de la télédétection. Non seulement les opérateurs ou procédures intervenant dans ces traitements sont de théorie connue et sont avalisés par la communauté scientifique, mais ils sont aussi faciles d'utilisation car accessibles par le biais de logiciels ou par l'ouverture de leur code. De plus, il faut souligner la grande vitesse de calcul rendue possible par ces méthodes. En effet, une image numérique représente une matrice 2D, sur laquelle il est aisé de reconnaître les voisins de chaque pixel et de leur appliquer des filtres ou autres opérations. Pour toutes ces raisons, la forte majorité des méthodes de segmentation rejoint cette famille.

Il y a toutefois plusieurs inconvénients à ces approches. Le premier inconvénient est la perte d'une partie d'informations provenant de l'étape de rééchantillonnage qui mène à la génération du MNS. En effet, à la base, lorsque l'on compare le nuage de points au MNS, on se rend compte qu'il existe un nombre de points variable au sein d'un pixel. On peut rencontrer des pixels vides, des pixels contenant un seul point ou encore des pixels contenant plus d'un point. Or, si on appuie les traitements sur le MNS exclusivement, on perd cette information de positionnement des points. En effet, lors du rééchantillonnage, au moment de l'attribution de niveaux de gris, les pixels vides se voient attribuer une valeur fictive fonction de l'altitude des points voisins. On commet donc une erreur. Pour les pixels contenant un seul point, selon la méthode de rééchantillonnage choisie, les coordonnées du point sont décalées vers le centre du pixel. Ainsi, l'affectation d'une valeur au centre du pixel baisse la précision de positionnement du point original. Pour les pixels contenant plusieurs points, la valeur du pixel est calculée en général en fonction des points le composant (par moyenne pondérée, par exemple). Donc, le compte numérique du pixel est une valeur moyenne qui n'est qu'un lissage en Z de l'information originale contenue dans le pixel. Par conséquent, le rééchantillonnage génère non seulement un lissage des données d'altitude, mais aussi une perte de précision dans la position des points initiaux. Le bilan des erreurs peut être poursuivi de la même manière pour chaque opérateur intervenant dans la séquence de traitements.

En ce qui concerne les méthodes de segmentations basées sur le nuage brut, leur avantage majeur réside dans la conservation des caractéristiques originales du nuage de points. Alors que le MNS ne représente qu'une modèle à 2.5 dimensions, le nuage de points brut constitue un modèle 3D (cf.

paragraphe 1.5). De plus, non seulement la précision des points est gardée intacte, mais aussi les relations topologiques originales entre les points sont préservées (relations de voisinage). Un autre avantage des méthodes rencontrées dans cette famille est qu'elles n'emploient en général que le nuage de points de premier écho. Cet avantage est de poids, car comme évoqué dans le paragraphe 1.6, le dernier écho n'est pas toujours disponible.

En revanche, l'inconvénient majeur des méthodes de segmentation de cette famille est le temps de traitement non négligeable et la quantité de mémoire nécessaire. De plus, la démarche de segmentation permettant d'extraire des bâtiments à partir d'un nuage de points 3D n'est pas encore opérationnelle et n'a pas encore été établie par la communauté scientifique. D'autre part, suivant la zone d'étude, la démarche conceptuelle de segmentation devra être adaptée.

Au vu de cette analyse, il ressort qu'aucune méthode ne fournit directement la solution à notre problématique. C'est pourquoi, la méthodologie développée dans ce travail tirera avantage des deux familles de méthodes de segmentations. Ainsi, les données en entrée de la méthodologie adoptée seront simultanément le MNS et le nuage de points original. D'un point de vue des méthodes, celles se basant sur la classification d'images numériques semblent les plus appropriées pour extraire les contours des objets ou pour appliquer des filtres sur le MNS. De plus, la méthode basée sur la recherche de plans moyens est réaliste au niveau de la formulation des hypothèses de base pour extraire la classe de bâtiments. Enfin, les méthodes basées sur l'utilisation du nuage de points original ont pour atout de conserver la description topologique des données lidar. Par contre, les méthodes restantes, comme la méthode basée sur la transformée de Fourier ou sur la théorie de la surfaces active ou encore la prédiction linéaire ne seront pas considérées, car elles se sont montrés peu fiables dans le contexte d'extraction automatique de bâtiments, pour les raisons déjà évoquées à la fin du paragraphe les décrivant.

2.5. Conclusion

Pour segmenter automatiquement un nuage de points 3D obtenu par lidar en trois classes que sont le sol, la végétation et les bâtiments, deux familles principales ressortent de la littérature. Ces familles sont les méthodes basées sur le traitement d'images numériques et les méthodes basées sur le nuage de points brut.

Un état de l'art exhaustif a présenté les cinq groupes principaux de méthodes entrant dans la première famille et qui se rejoignent sur le fait qu'elles reposent toutes sur le calcul préalable d'un MNS à partir du nuage de points. Les méthodes de cette famille peuvent être considérées comme les méthodes les plus simples et les plus rapides. Néanmoins, elles sont limitées par la perte d'information liée à l'emploi exclusif du MNS comme de donnée de départ, sans retourner au nuage de points 3D original.

La seconde catégorie de méthodes de segmentation réalise ses traitements sur le nuage de points brut, sans passer par une image intermédiaire telle que le MNS. L'état de l'art a présenté les trois méthodes principales composant cette famille. Malgré l'énorme temps de traitement et la quantité de mémoire sollicités, les méthodes de cette famille restent les plus fidèles à la réalité, car les données de départ n'ont subi aucune modification ou perte de précision.

Etant donné que l'objectif de ce travail de recherche est l'extraction et la modélisation de bâtiments à partir de données lidar, la méthodologie que nous souhaitons adopter doit permettre de traiter le cas général et doit être transposable à tout type de ville. En d'autres termes, elle doit pouvoir réaliser la segmentation dans les zones urbaines de natures topographiques planes ou accidentées et de typologies différentes. De plus, la méthodologie à adopter doit pouvoir se limiter à l'emploi du nuage de points de premier écho uniquement, car comme le suggère la littérature, le dernier écho n'est pas toujours disponible ou fiable.

Une analyse comparative a permis de mettre en évidence qu'une combinaison simultanée du MNS et du nuage de points original permettrait non seulement de limiter le temps de traitement, de tirer profit de toutes les recherches déjà réalisées dans le domaine de traitement d'images numériques, mais aussi de conserver l'ensemble des informations inhérentes aux données originales. Par conséquent, la méthodologie développée dans ce travail tirera le meilleur des deux familles de méthodes de segmentations.

Chapitre 3

Méthodologie de segmentation d'un nuage de points

Le chapitre précédent a permis, par le biais de l'état de l'art, de mettre en évidence une direction de recherche parmi les multiples méthodes de segmentation des nuages de points rencontrées dans la littérature. L'objectif premier de la segmentation est la fragmentation automatique d'un nuage de points d'une ville en trois classes fondamentales qui sont : le sol, les bâtiments et la végétation. Toutes les méthodes évoquées dans l'état de l'art convergent vers l'idée que cette segmentation s'effectue inévitablement en deux étapes successives, à savoir une segmentation « sol/sursol » dans laquelle le nuage de points est subdivisé en deux classes qui sont le sol et le sursol suivie d'une segmentation permettant d'extraire les bâtiments à partir de la classe de sursol extraite préalablement.

Ce troisième chapitre propose une nouvelle méthode permettant de réaliser la segmentation automatique d'un nuage de points lidar, dans le but d'en extraire les bâtiments. Les données utilisées sont les coordonnées 3D (X , Y et Z) de premier écho exclusivement. Cette méthode ne s'écarte pas de l'idée d'une segmentation en deux étapes (segmentation sol/sursol et segmentation bâtiments/végétation), mais elle se distingue de toutes les approches rencontrées dans la littérature par le fait qu'elle n'utilise pas exclusivement le MNS ou le nuage de point brut. En effet, elle combine ces deux sources d'informations pour en exploiter tout leur potentiel. Ainsi, elle pourra également tirer profit des avantages de certaines méthodes présentées dans l'état de l'art, qu'elles soient issues de la première ou de la deuxième famille de segmentation.

Le résultat de l'application de tous les algorithmes développés dans ce travail seront exposés dans le Chapitre 6.

Avant de se pencher sur l'algorithme de segmentation, il faut préciser les paramètres et la méthode employée pour calculer un MNS à partir du nuage de points 3D. De plus, les opérations de préparation à la segmentation seront également évoquées dans le paragraphe suivant.

3.1. Prétraitements et calcul du MNS

Pour commencer, il est indispensable de présenter la méthode utilisée pour générer le MNS et ses paramètres de calcul, tels que par exemple le pas choisi pour décrire la résolution du MNS ainsi que la méthode de rééchantillonnage utilisée.

Le MNS représente une image numérique sous forme d'une seule couche d'information comportant les altitudes de points qu'il couvre. Il est donc souvent visualisé à l'aide d'une palette de niveaux de gris ou de couleurs. Dans ce dernier cas, les couleurs vont simplement être calculées en fonction des valeurs de pixels, donc des altitudes des points.

3.1.1. Calcul du MNS

Le nuage de points 3D est une liste de points représentés par leurs coordonnées X , Y et Z . Mathématiquement, le MNS est une matrice 2D, dans laquelle les valeurs sont des altitudes. La position de chaque élément dans la matrice représente l'abscisse et l'ordonnée du pixel dans l'image numérique correspondante (cf. Figure 3.1). La surface est ainsi décrite par la fonction d des deux variables X et Y . Pour obtenir une telle matrice à partir d'un semis de points plus ou moins régulier, il faut au préalable déterminer la valeur du pas sur les axes X et Y .

$$MNS = \begin{bmatrix} d(x_1, y_1) & d(x_1, y_2) & \cdot & \cdot & d(x_1, y_n) \\ d(x_2, y_1) & d(x_2, y_2) & \cdot & \cdot & d(x_2, y_n) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ d(x_m, y_1) & d(x_m, y_2) & \cdot & \cdot & d(x_m, y_n) \end{bmatrix}$$

Figure 3.1. MNS représenté sous forme de matrice 2D

En supposant que la distribution des points du nuage soit régulière, la valeur de la densité moyenne de points peut être calculée à partir de la distance moyenne d_{moy} séparant les points selon l'Equation 3.1 :

$$\text{densité} = \frac{1}{d_{moy}^2} \quad (3.1)$$

Dans le balayage opto-mécanique (à l'aide de fibres optiques (cf. paragraphe 1.3)), la distance entre points d'une même ligne de scan est donnée par l'Equation 3.2 (Baltsavias, 1999), où v est la vitesse de l'avion (en m/s) et f_{sc} la fréquence de scannage donc le nombre de lignes de scan par seconde (en Hz).

$$d_x = \frac{v}{f_{sc}} \quad (3.2)$$

Dans le cas d'un scanner laser qui utilise un miroir oscillant, la relation précédente donne la distance maximale entre deux lignes de scan voisines. Enfin, si le scanner laser utilise un miroir rotatif à axe incliné, dans ce cas l'Equation 3.2 donne la distance entre les points correspondants de deux lignes de balayage consécutives.

La valeur du pas P du MNS pourra être déduite de la valeur de la densité moyenne des points du nuage selon l'Equation 3.3, où la *densité* s'exprime en points/m². Cette formule exige que dans un pixel du MNS se trouve au moins un point du nuage. Si dans un même nuage, la densité de points est variable, on retiendra la plus faible pour calculer le pas. Dans ce contexte, la résolution du MNS est directement liée à la densité moyenne des données originales.

$$P = \frac{1}{\sqrt{\text{densité}}} \quad (3.3)$$

Il reste à ce stade à choisir une méthode de rééchantillonnage pour attribuer un compte numérique à chaque cellule de résolution (pixel) du MNS. Les trois méthodes de rééchantillonnage les plus couramment employées sont expliquées en Annexe I, paragraphe I.7.

3.1.2. Choix d'une méthode de rééchantillonnage

Pour calculer le MNS brut à partir du nuage de points obtenu par balayage laser, la technique de rééchantillonnage « du plus proche voisin » semble la plus adaptée. En effet, cette technique a pour avantage de préserver les données originales (valeurs d'altitudes), puisqu'elle ne réalise aucune combinaison linéaire de ces valeurs. Par conséquent, elle préserve également les relations topologiques initiales liant les points (pixels) à leurs voisins (cf. Figure 3.2). Enfin, le temps de traitement suscité par ce type de méthode est négligeable comparé aux méthodes d'interpolation bilinéaire ou bicubique. Le seul inconvénient réside dans le dédoublement de pixels, cas de figure qui se présente lorsque deux pixels de la nouvelle grille ont le même « plus proche voisin » dans l'ancienne grille.

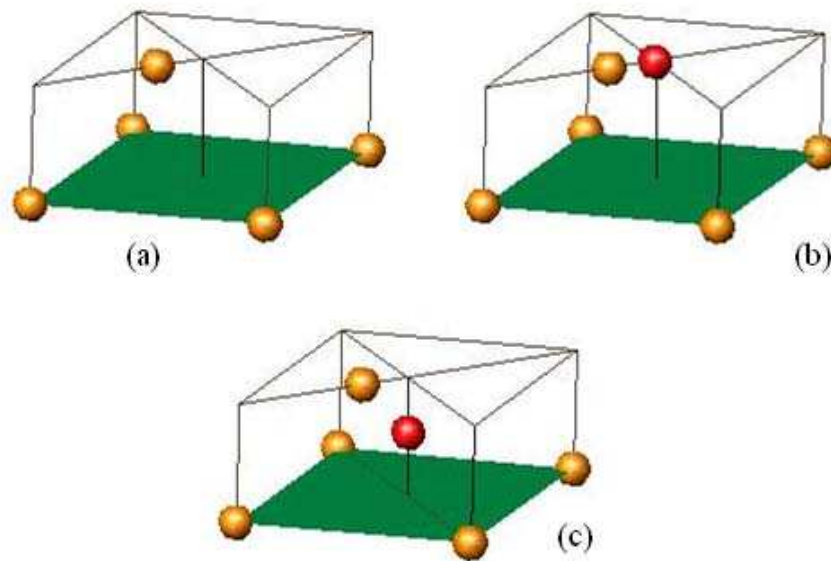


Figure 3.2. Conservation des relations originales du voisinage en utilisant la méthode de rééchantillonnage du « plus proche voisin » ; en vert : pixel auquel on souhaite attribuer une altitude. a) Ensemble des points originaux (cinq points jaunes) ; b) Point rouge déterminé par le plus proche voisin ; c) Point rouge déterminé par une technique de rééchantillonnage basée sur l'interpolation bilinéaire ou bicubique

Les Figures 3.2b et 3.2.c illustrent le résultat de l'application de deux méthodes de rééchantillonnage différentes à un même nuage de points (cf. Figure 3.2a). On constate que la différence d'altitude entre la valeur du pixel et les points voisins est conservée dans la Figure 3.2b. En revanche, elle a été modifiée dans la Figure 3.5c. Cet avantage représente la raison principale pour laquelle la technique du plus proche voisin a été choisie.

Dans le cas où plusieurs points se situent sur la même normale au sol (même abscisse et ordonnée) avec des valeurs d'altitudes différentes, on remplace ce groupe de points par la moyenne arithmétique des altitudes de ces points.

3.1.3. Suppression des altitudes hors zone d'étude

La Figure 3.3a présente le MNS calculé à partir d'un nuage de points de densité de points 7 points/m². Le contour noir indique l'emprise de la zone scannée. On peut constater que l'attribution d'un compte numérique aux pixels se fait également hors zone d'étude, jusqu'à compléter l'ensemble des éléments de la matrice 2D que représente l'image. C'est pourquoi, avant tout traitement ultérieur, il est indispensable de corriger le MNS brut en éliminant ces parties qui faussent le modèle.

Pour réaliser cette correction, on superpose le nuage de points au MNS et on calcule le nombre de points par pixel. Pour chaque ligne et pour chaque colonne, on considère que l'on entre dans la zone d'étude à partir du moment où l'on rencontre un pixel couvrant un ou plusieurs points du nuage. De la même façon, on sort de l'emprise du site dès que l'on rencontre le dernier pixel couvrant un ou plusieurs points du nuage. La Figure 3.3b présente le MNS après correction.

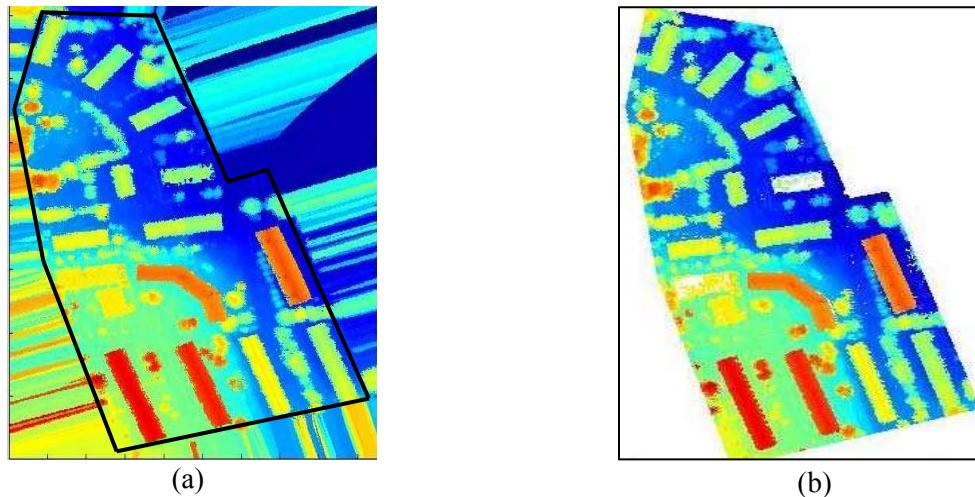


Figure 3.3. Correction du MNS. a) MNS avant correction des altitudes générées par le rééchantillonnage (le contour noir délimite la zone d'étude) ; b) MNS corrigé et ne couvrant que la zone d'étude

A présent, nous disposons des données nécessaires au démarrage de la démarche d'extraction de bâtiments, à savoir du nuage de points brut et du MNS couvrant la zone scannée. Il est temps de se pencher sur les étapes de segmentation visant à détecter les points du sursol. Ensuite, comme annoncé dans le Chapitre 2, le sursol servira de socle à l'extraction des bâtiments.

3.2. Segmentation de nuage de points en deux classes : sol et sursol

Pour segmenter le nuage de points en deux classes que sont le sol et le sursol, la donnée de départ est le MNS, calculé à partir du nuage de points de premier écho. Cette approche de segmentation se base sur l'utilisation d'un filtre local (opérateur de convolution) qui tient compte de la différence entre les valeurs d'altitudes minimales et maximales dans l'environnement direct du pixel étudié. Ce filtre a été proposé par (Maas, 1999 ; Maas, 2005) et adapté à un terrain accidenté.

Les étapes principales envisagées pour réaliser cette segmentation sol/sursol sont les suivantes :

- 1- Détection des contours des segments du sursol
- 2- Détection des pixels constituant ces segments
- 3- Calcul des altitudes des pixels du sursol
- 4- Filtrage de la classe sursol

Le terme de « segment » sera employé pour désigner un ensemble de pixels agrégés et désignant une classe particulière. Les paragraphes suivant expliquent en détail le principe et les étapes de traitement suscités par chacune de ces étapes.

3.2.1. Détection des contours des segments du sursol

Pour détecter, à partir du MNS, les contours des segments représentant le sursol, on utilise un filtre gradient. Ce filtre directionnel a également été conseillé par (Maas, 1999), qui l'emploie comme un critère de caractérisation de contours avant de l'introduire dans une segmentation par le maximum de vraisemblance (cf. paragraphe 2.2.1.1).

Le processus d'application est le suivant : huit bandes G_k sont produites en appliquant le filtre gradient avec un noyau de convolution 3 x 3, selon huit rotations différentes ($k. \pi/4; k=1...8$). Ensuite, on calcule, à l'aide de ces huit bandes, une nouvelle bande ΔZ qui contient pour chaque pixel, la valeur maximale que prend ce pixel dans les huit bandes calculées. Les éléments de cette matrice ΔZ s'obtiennent par la formule de l'Equation 3.4.

$$\Delta Z_{i,j} = \max (G_{i,j})_k \quad (3.4)$$

Où $k=1,2,...,8$
 i, j : position du pixel en ligne et en colonne ;
 $(G_{i,j})_k$: $k^{\text{ième}}$ bande de l'image filtrée.

Il faut à présent détecter les contours des segments de la classe sursol. Pour ce faire, on définit une « matrice des contours » notée *Contour_sursol*, de même dimension que la matrice du MNS. Cette matrice *Contour_sursol* contient des coefficients $C_{i,j}$, qui valent 0 initialement.

Pour chaque pixel (i, j) de cette matrice, un test est effectué : si $\Delta Z_{i,j}$ est supérieur à un certain seuil, c'est-à-dire si $\Delta Z_{i,j} > S_l$, le coefficient correspondant dans la matrice *Contour_sursol* prend la valeur 1 sinon, il reste à 0 (cf. Figure 3.4). Ainsi, seules les dénivelées supérieures à une certaine valeur seuil sont conservées. A la fin du traitement, la matrice binaire *Contour_sursol* présente les contours des segments de la classe sursol. La Figure 3.6a montre les résultats en image.

Le seuil S_l permet de séparer les points représentant le sol de ceux appartenant au sursol. La valeur de ce seuil correspond à la hauteur du plus petit bâtiment que l'on souhaite détecter. Il est clair que la valeur de ce seuil dépendra aussi de la densité moyenne de points et par conséquent du pas du MNS choisi (cf. paragraphe 3.4.1).

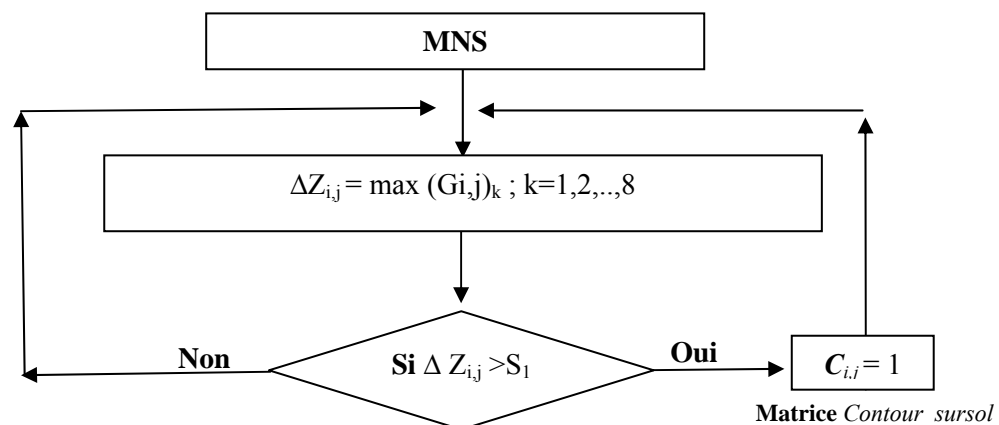


Figure 3.4. Calcul de la « matrice des contours » notée *Contour_sursol*, avec coefficients $C_{i,j}$

A présent, nous disposons des contours des segments représentant le sursol. Le paragraphe suivant propose une méthode permettant de détecter les pixels contenus dans ces contours.

3.2.2. Détection des pixels formant les segments du sursol

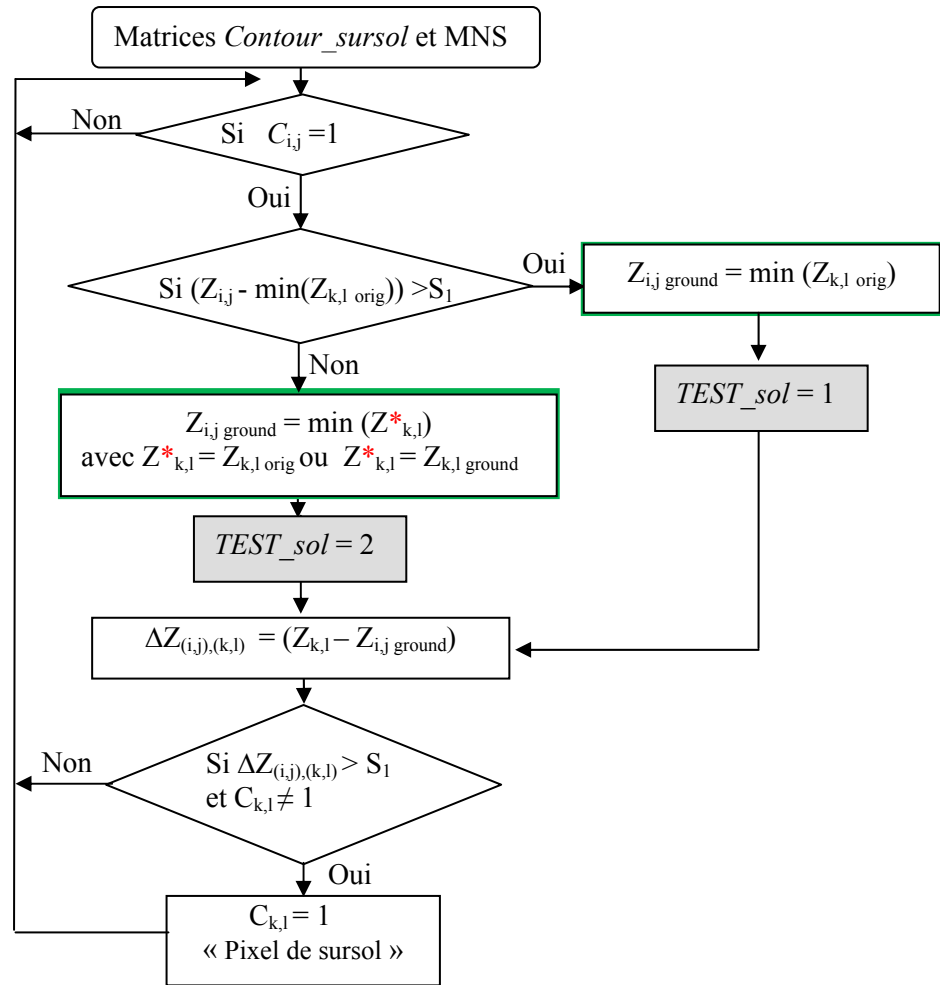
Pour remplir les contours des segments détectés précédemment, le voisinage de chaque pixel doit être étudié. Pour ce faire, la matrice MNS (d'éléments $Z_{i,j}$) et la matrice *Contour_sursol* (d'éléments $C_{i,j}$) obtenue à l'étape précédente sont utilisées. En effet, la matrice MNS livre les altitudes des pixels tandis que la matrice *Contour_sursol* fournit les pixels concernés ou non par la détection.

Pour remplir les segments de sursol, l'idée introduite ici consiste à tenir compte du voisinage de chaque pixel, afin de déterminer si oui ou non il fait partie des éléments du sursol. Pour cela, on utilise une matrice mobile 3 x 3 qui se déplace sur la *Contour_sursol*. Pour chaque pixel de valeur 1 dans cette matrice, on remplace la valeur de l'altitude issue de la matrice MNS par l'altitude la plus basse du voisinage direct (huit pixels voisins dans la matrice 3 x 3) du pixel étudié. Cela revient en quelques sortes à projeter les altitudes des pixels au niveau du sol. Pour détailler davantage cette idée, le paragraphe suivant (paragraphe 3.2.3.) est consacré entièrement à une explication plus approfondie. On retiendra que la nouvelle matrice issue de ce traitement, nommée $MNS_{\text{modifié}}$, contient les altitudes du sol prolongé sous les bâtiments.

Puis, on calcule la valeur de $\Delta Z_{(i,j),(k,l)}$ (cf. Equation 3.5) pour ce pixel central. Cette valeur sert à modifier le contenu de la matrice *Contour_sursol* de façon à ce qu'elle contienne non seulement les pixels de contour, mais aussi les pixels inclus dans ces contours. Ainsi, si $\Delta Z_{(i,j),(k,l)}$ est supérieur au seuil S_l et que $C_{k,l} \neq 1$, on ramène la valeur du pixel à 1 dans la matrice *Contour_sursol*, soit $C_{k,l}=1$, et ainsi de suite. La Figure 3.5 présente l'organigramme du processus en entier.

$$\Delta Z_{(i,j),(k,l)} = (Z_{k,l} - Z_{i,j \text{ ground}}) \quad (3.5)$$

Où : $k=i-1$ ou $i+1$; $l=j-1$ ou $j+1$ et $k, l \neq i, j$
 i, j : coordonnées du pixel central
 k, l : coordonnées des huit pixels voisins



* voir le paragraphe 3.2.3.

Figure 3.5. Chaîne de traitement permettant de détecter la classe sursol

A la fin du processus, la matrice *Contour_sursol* (cf. Figure 3.6a) devient la matrice *Sursol*, qui représente une image binaire dans laquelle les pixels situés à l'intérieur des contours de bâtiments prennent aussi la valeur 1. Les Figures 3.6b et 3.7b illustrent cette matrice *Sursol* en image et sous forme matricielle. De plus, la matrice $MNS_{\text{modifié}}$ constituera une représentation du relief, soit un MNT brut.

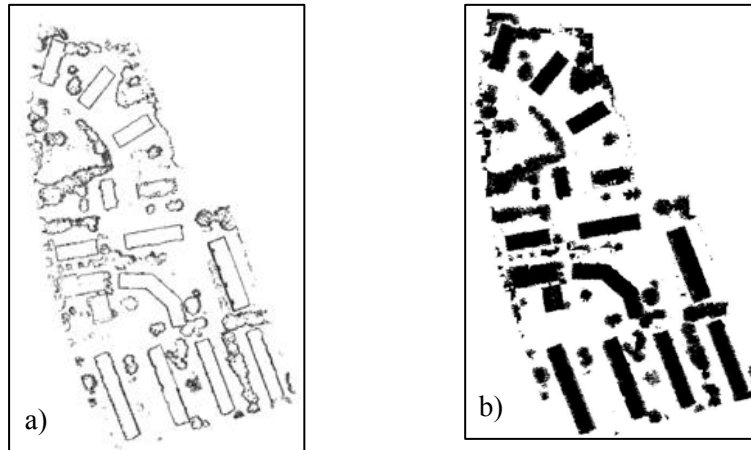


Figure 3.6. Détection des pixels formant les segments du sursol. a) Contours des segments de la classe sursol (matrice *Contour_sursol*) ; b) Effet du « remplissage » des contours (matrice *Sursol*)

L'algorithme présenté dans la Figure 3.5, permet de détecter automatiquement les pixels du sursol à partir d'un nuage de points lidar. Pendant ce processus, on a vu que l'algorithme affectait aux pixels de sursol de nouvelles valeurs d'altitudes afin de mieux pouvoir les classer. Ce passage un peu particulier mérite d'être détaillé dans le paragraphe suivant.

3.2.3. Modification des altitudes des pixels représentant le sursol

Pour mettre en évidence les éléments du sursol, l'algorithme présenté dans la Figure 3.5 a besoin de disposer de l'altitude des pixels au sol, notamment aux environs de chaque pixel de sursol (cf. Equation 3.5). Or, dans un MNS, la valeur de l'altitude du sol n'est pas disponible directement. Pour résoudre ce problème, le traitement détaillé ici va calculer l'altitude caractérisant le niveau du sol de chaque pixel de sursol. L'astuce consiste à remplacer, lors du processus de détection des éléments du sursol, l'altitude des pixels du sursol par une altitude caractérisant le niveau du sol.

Cette opération s'effectue au niveau des étapes encadrées en vert dans la Figure 3.5. Ainsi, on remplace les valeurs des altitudes des pixels du sursol de $Z_{i,j}$ en $Z_{i,j \text{ ground}}$, dans la matrice du MNS. En d'autres termes, cela revient à projeter les points du sursol au niveau du sol ou encore à prolonger le niveau du sol en-dessous des bâtiments. Cette modification tient compte des altitudes des pixels voisins de chaque pixel (dans la matrice mobile) et de leur « antécédent » ($Z_{k,l \text{ orig}}$ ou $Z_{k,l \text{ ground}}$).

Pour calculer l'altitude caractérisant le niveau du sol d'un pixel de sursol, on teste d'abord la présence des pixels de sol dans l'entourage direct du pixel concerné. Si des pixels de sol sont présents, alors on utilise leur compte numérique pour calculer l'altitude du pixel concerné au niveau du sol. Sinon, on se base sur les pixels voisins ayant déjà subi une projection au sol, pour calculer l'altitude du pixel concerné. On peut passer à la formulation de cette idée sous forme d'équations.

Si la première partie de l'Equation 3.6 est vérifiée, alors la nouvelle valeur de $Z_{i,j}$ sera : $Z_{i,j \text{ ground}} = \min(Z_{k,l \text{ orig}})$. Sinon, on calcule la nouvelle valeur du $Z_{i,j}$ selon la deuxième équation : $Z_{i,j \text{ ground}} = \min(Z_{kl})$.

$$\text{Si } (Z_{i,j} - \min(Z_{k,l \text{ orig}})) > S_l \text{ alors } Z_{i,j \text{ ground}} = \min(Z_{k,l \text{ orig}}) \quad \boxed{1}$$

Sinon

$$Z_{i,j \text{ ground}} = \min(Z_{k,l}^*) \text{ avec } Z_{k,l}^* = Z_{k,l \text{ orig}} \text{ ou } Z_{k,l}^* = Z_{k,l} \quad \boxed{2}$$

(3.6)

La matrice mobile risque en effet de rencontrer deux types de pixels voisins du pixel central étudié :

- 1- Pixels « originaux » d'altitude $Z_{k,l \text{ orig}}$: pixels dont l'altitude n'a pas été modifiée par le processus précédent et qui représentent le sol.
- 2- Pixels « modifiés » d'altitude $Z_{k,l \text{ ground}}$: pixels dont l'altitude a été modifiée préalablement et qui représentent le sursol.

Par conséquent, quand la matrice mobile 3×3 se déplace sur la matrice *Contour_sursol*, dès qu'elle rencontre un pixel dont la valeur est égale à 1 (pixel de sursol), les pixels voisins (k, l) peuvent être du type $Z_{k,l \text{ orig}}$ (pixel d'altitude originale) ou $Z_{k,l \text{ mod}}$ (pixel d'altitude modifiée).

Ces résultats sont enregistrés dans une matrice que l'on appelle *TEST_sol*. Si dans cette matrice la valeur d'un pixel vaut 1, cela signifie que la nouvelle altitude affectée à ce pixel est issue des altitudes originales. Par contre, si la valeur d'un pixel est égale à 2, cela signifie que la nouvelle altitude de ce pixel a été déduite des altitudes modifiées. Et enfin, si la valeur d'un pixel est égale à 0, cela signifie qu'il appartient à la classe du sol brut (cf. Figure 3.7c).

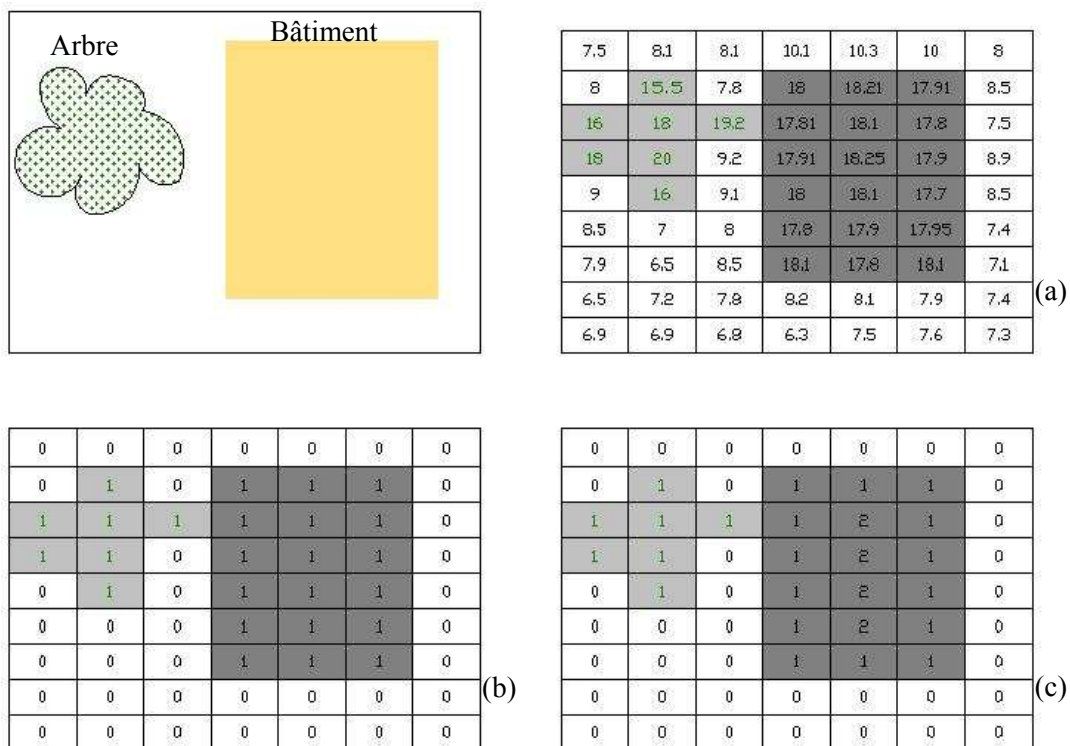


Figure 3.7. Exemple du calcul des matrices *Sursol* et *TEST_sol*. a) MNS ; b) Matrice *Sursol* ; c) Matrice *TEST_sol*

Cette discrimination entre deux types de pixels aide à calculer le modèle numérique de terrain brut (MNT brut) de la zone couverte par le nuage de points. De plus, elle sera très utile pour diminuer l'influence de la présence de discontinuités du sol (cf. paragraphe 3.2.5).

Avant de terminer le traitement, il est nécessaire d'effacer les segments ponctuels et de combler les « trous » dans les segments du sursol. Cette étape revient à effectuer une généralisation de la classe sursol.

3.2.4. Filtrage de la classe sursol

Afin d'améliorer et de filtrer le résultat de la segmentation sol/sursol, il est approprié d'appliquer des techniques de morphologie mathématique. On pourra ainsi dans un premier temps effacer les segments ponctuels résiduels, puis remplir les trous dans les corps des segments.

(Vosselman et Maas, 2004) conseillent d'appliquer successivement deux opérations de morphologie mathématique. La première opération est l'ouverture, employée pour éliminer les petits segments. La deuxième opération est la fermeture, qui sert à remplir les trous dans les segments du sursol. La Figure 3.8 présente l'ordre d'application des opérateurs de morphologie mathématique et la Figure 3.9 présente le résultat de cette application.

Suite à cette généralisation, on obtient le résultat final de la première segmentation, c'est-à-dire le Modèle Numérique de Surface normalisé (MNSn), qui contient les pixels représentant le sursol.

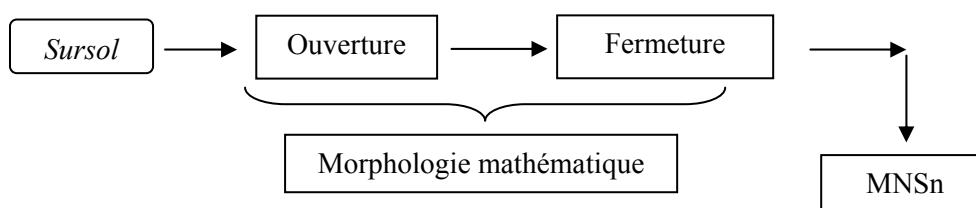


Figure 3.8. Succession des opérations de morphologie mathématique

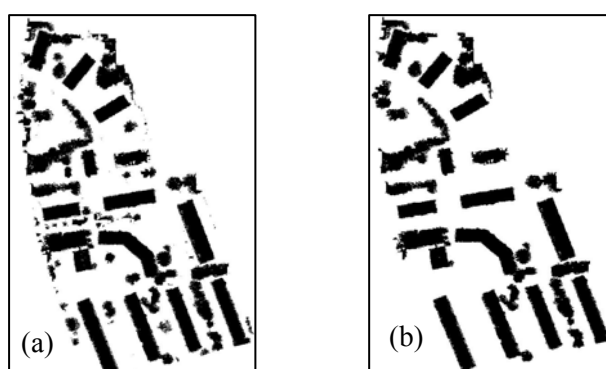


Figure 3.9. MNSn obtenu avant (a) et après (b) application des opérateurs de morphologie mathématique sur le MNSn du site Hermanni

En présence d'une discontinuité au niveau du sol comme des ruptures de pente par exemple, l'algorithme développé va considérer le sol situé après la rupture comme étant un élément du sursol. Le paragraphe suivant détaille ce problème et expose la solution proposée.

3.2.5. Cas particulier de la présence de discontinuités de terrain

La segmentation proposée se base sur une série d'opérations de seuillage et de filtres morphologiques. Elle a besoin d'être affinée dans le cas où elle rencontre de grandes discontinuités locales de terrain provoquées par des trous, des fossés ou simplement du bruit.

Dans la méthode proposée, on utilise une matrice mobile 3×3 pour remplir les contours de segments de sursol. Étant donné que l'algorithme développé se base sur la dénivelée entre deux points successifs, la surface de découpage va passer à une altitude S_i située au-dessus de la surface du sol. Ainsi, si la région contient une rupture de pente assez importante, l'algorithme en déduit que les pixels situés autour de cette rupture représentent le sursol. Cette situation de fausse affectation est illustrée par la Figure 3.10.

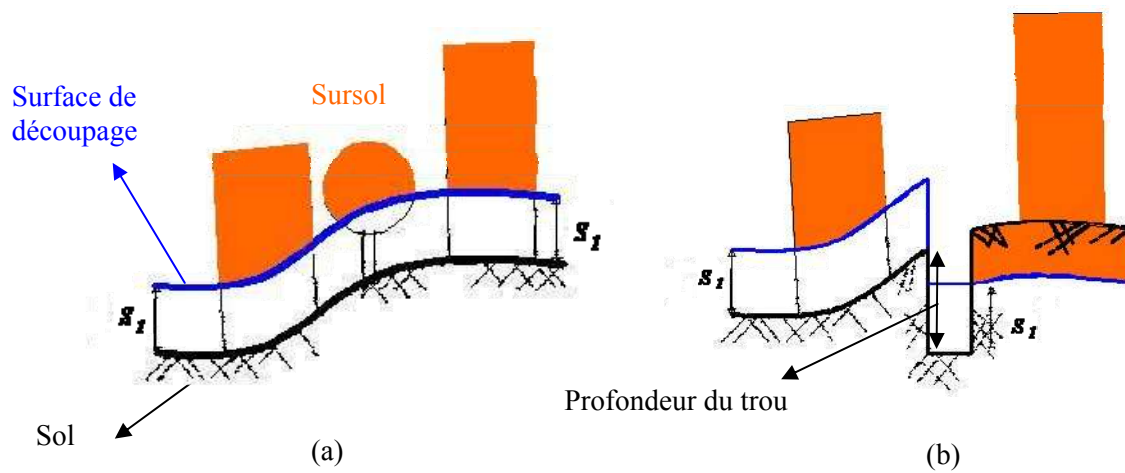


Figure 3.10. Fausse attribution de points à la classe sursol en raison de la présence d'une rupture de pente brutale. a) Situation normale ; b) Présence d'un trou

La Figure 3.11 schématise le déplacement de la matrice mobile sur le MNS. On comprend alors aisément que dans le cas d'une région qui contient un trou d'une profondeur assez importante, l'algorithme génère des erreurs qui sont dépendantes du sens de déplacement de la matrice mobile sur le MNS. Ainsi, lorsque la matrice se déplace selon la Figure 3.11a de la gauche vers la droite, elle affecte les pixels à la classe du sursol dans le quart inférieur droit de l'image (cf. Figure 3.11b). Inversement, lorsque la matrice se déplace selon la Figure 3.11a de la droite vers la gauche, elle produit du sursol dans le quart supérieur gauche de l'image (cf. Figure. 3.11c).

La solution consiste à traiter le MNS dans deux ou plusieurs directions différentes, et à prendre l'intersection de tous les résultats (cf. Figure 3.11d).

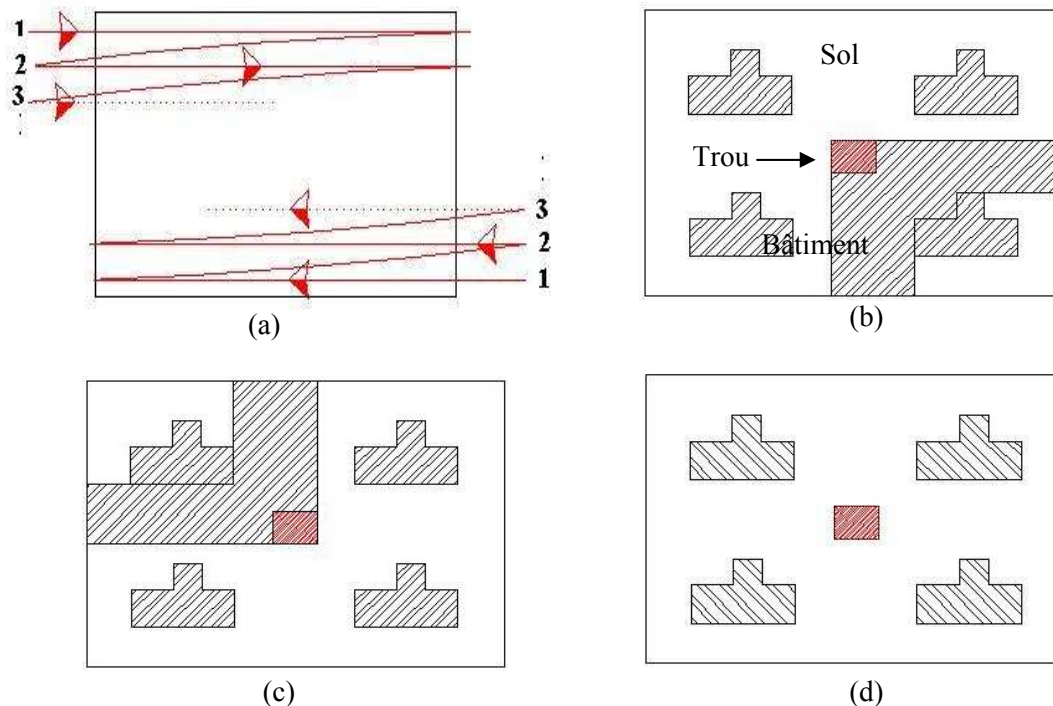


Figure 3.11. Effet du sens de déplacement de la matrice mobile sur le MNS, en présence de discontinuités de terrain. a) Sens de déplacement de la matrice mobile sur le MNS (haut : de gauche à droite ; bas : de droite à gauche) ; b) et c) Effet du sens de déplacement direct (b) et inverse (c) de la matrice mobile sur le MNS ; d) Intersection des deux résultats (b) et (c)

Dans les Figures 3.11b et 3.11c, on constate aussi que le fait de rencontrer un bâtiment ou un segment de sursol sur le trajet de la matrice mobile fait stopper l'erreur d'affectation. Cela est à rapporter à l'étape de discrimination entre pixels ayant des altitudes originales et pixels ayant pris des altitudes modifiées (cf. paragraphe 3.2.3). Par exemple, dans la Figure 3.11b, quand la matrice mobile arrive en bout de bâtiment (vers les limites extérieures du site), il y aura, pour un pixel de bâtiment, deux genres de pixels voisins possibles. Le premier a des altitudes basses (les altitudes des pixels de la rupture qui ont été propagées avec le déplacement de la matrice mobile). Le deuxième genre de pixels a des altitudes hautes (les altitudes des pixels du sol qui ne sont pas modifiées). Comme on teste d'abord les pixels ayant gardé leur altitude originale (cf. Equation 3.6), cela permet de stopper l'effet de la rupture.

On dispose à ce stade du modèle numérique de surface « normalisé » (noté MNSn), c'est-à-dire du MNS contenant uniquement les éléments du sursol. A présent, l'extraction automatique des bâtiments peut se faire sur la base de cette classe sursol.

3.3. Segmentation du sursol en deux classes : bâtiments et végétation

La seconde grande étape de segmentation, après celle ayant servi à distinguer le sol du sursol, est celle permettant de détecter automatiquement les bâtiments à partir de la classe sursol. Cela signifie qu'il faut à présent segmenter le sursol en deux classes : bâtiments et végétation. Les données de départ de cette étape sont le masque du sursol calculé précédemment à partir de la segmentation sol/sursol (matrice *Sursol*) et le nuage de points de premier écho.

La méthodologie développée ici se base sur la combinaison de deux méthodes proposées dans la littérature. La première méthode, issue de (Alharthy et Bethel, 2002) s'aide de la recherche des plans

composant les toits des bâtiments pour ensuite éliminer la végétation de la classe sursol. La seconde méthode, proposée par (Tóvári et Vögtle, 2004) et (Nardinocchi, et al, 2003) utilise le « contraste » des hauteurs (variation des dénivelées) pour réaliser la segmentation. L'intérêt de combiner ces deux méthodes peut se résumer par ces quelques commentaires :

- 1- Il est possible de les adapter pour une densité de points relativement faible
- 2- Cette adaptation permet d'utiliser un seul écho
- 3- Il est possible de filtrer les segments qui représentent un mélange de bâtiments et de végétation
- 4- Les critères qu'elles impliquent peuvent être appliqués au niveau du pixel ou au niveau du segment

Lorsque la classe sursol est composée principalement de bâtiments, de végétation et de bruit, alors la recherche de plans moyens (forme typique de toits) est utile pour identifier les objets « bâtiments » de la classe sursol.

3.3.1. Recherche des plans moyens composant les toits

La méthode proposée par (Alharthy et Bethel, 2002) a été développée pour détecter automatiquement les bâtiments à partir de la classe sursol. Elle se base sur l'hypothèse que les toits des bâtiments sont généralement composés de plans. Si l'on considère que la classe sursol n'est composée que de trois classes d'objets, à savoir les bâtiments, la végétation et le reste (éléments de voirie, bruit résiduel), en cherchant les groupes de points qui peuvent être ajustés par un plan moyen avec des résidus négligeables, on trouvera les points représentant les bâtiments.

Cette méthode propose d'utiliser une matrice mobile pour tester mathématiquement la position d'un ensemble de points par rapport au plan moyen les ajustant. La dimension de la matrice mobile est définie en fonction de la densité de points. L'Equation 3.7 décrit l'équation du plan, dans laquelle a_1 , b_1 , c_1 et d_1 sont les paramètres les plus probables du plan, obtenus en respectant le principe des moindres carrés (cf. Annexe III, paragraphe III.2.3).

$$a_1.X + b_1.Y + c_1.Z = d_1 \quad (3.7)$$

Cette méthode présente néanmoins plusieurs limites :

- 1- Si on cherche l'un après l'autre les points composant un plan, le temps de traitement sera extrêmement long.
- 2- Le plan n'est pas toujours l'élément d'ajustement approprié en présence d'une faible densité de points et/ou de détails de toits (par exemple les chiens-assis ou fenêtres),
- 3- Il arrive que des groupes de points soient ajustés convenablement (résidus négligeables) par un plan moyen, alors qu'ils représentent de la végétation

C'est pourquoi il est nécessaire d'améliorer la méthode proposée par (Alharthy et Bethel, 2002).

3.3.2. Pistes d'amélioration de la recherche des plans moyens

Comme évoqué dans l'état de l'art, la majorité des méthodes proposées pour réaliser la segmentation bâtiments/végétation utilise soit uniquement le nuage de points, soit le MNS obtenu à partir du nuage. Pour améliorer la méthode de (Alharthy et Bethel, 2002), nous allons profiter de l'idée de la combinaison du nuage et du MNS, donc d'un élément primordial dans l'interprétation du nuage : la position des points à l'intérieur d'une cellule du MNS.

Pour déterminer le pas du MNS (cf. paragraphe 3.1.1), il est conseillé de respecter la règle de faire figurer au moins un point par pixel. Néanmoins, en raison d'une part de la distribution irrégulière des

points du nuage, et d'autre part de la présence d'éléments verticaux dans la scène (façades de bâtiments, arbres), le nombre de points par pixel de MNS est variable dans la plupart des cas.

La Figure 3.12 présente de façon schématique, la superposition des différents types de données disponibles.

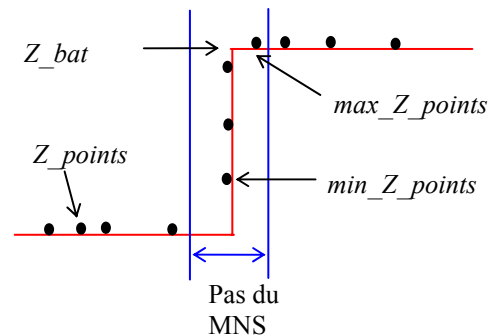


Figure 3.12. Types d'altitudes dans une même cellule (en rouge : profil vertical du bâtiment, en bleu : une cellule du MNS)

En considérant les points du nuage situés dans une même cellule du MNS, on dispose à présent de plusieurs informations ou attributs associables à une cellule. Ces attributs représentent différents types d'altitudes :

- 1- Z_{bat} : altitude du toit du bâtiment (altitude réelle).
- 2- Z_{MNS} : valeurs numériques obtenues par interpolation sur le nuage de points, lors de la génération du MNS brut.
- 3- Z_{points} : altitudes des points captés par balayage laser et géoréférencés. On peut enregistrer également les valeurs extrêmes des altitudes rencontrées dans une même cellule Z , par exemple le Z minimum (min_Z_points) et le Z maximum (max_Z_points).

La position des points à l'intérieur d'une cellule (pixel) nous donnera par conséquent une indication sur la nature de l'objet représenté dans cette cellule.

Le nombre de points dans une cellule est variable non seulement dans le plan vertical comme le montre la Figure 3.12 mais aussi dans le plan horizontal (cf. Figure 3.13a). On a ainsi pu constater qu'en présence de végétation, le nombre de points par cellule et leur distribution en Z est plus importante qu'en présence d'un bâtiment.

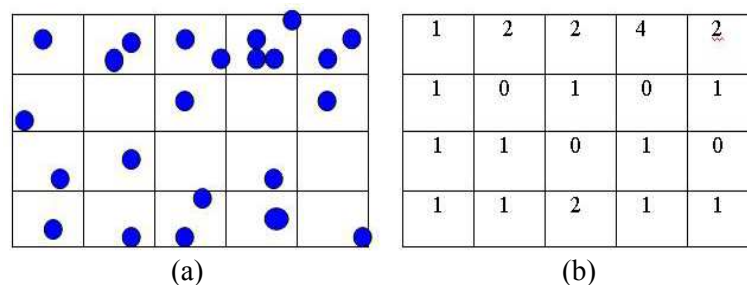


Figure 3.13. Exemple de distribution irrégulière des points du nuage dans le plan horizontal. a) Superposition du nuage de points au MNS ; b) Nombre de points dans chaque cellule

Cette constatation permet de générer trois critères qui serviront, comme nous allons le voir, non seulement à faire la distinction entre végétation et bâtiments, mais même entre végétation et contour de bâtiment. Ces critères sont :

- 1- Le nombre de points par cellule (cf. Figure 3.13b)
- 2- L'écart maximal, dans le plan vertical, entre les points d'une même cellule (la dénivelée maximale), soit $max_Z_points - min_Z_points$ (cf. Figure 3.12)
- 3- La pente maximale du plan constituant le toit (cf. Equation 3.10)

Les deux derniers critères représentent des relations topologiques entre les points qui permettent de reconnaître les points couvrant la végétation de ceux couvrant les façades de bâtiments. Ainsi, le test mathématique de l'appartenance ou non à un plan moyen tel que proposé dans (Alharthy et Bethel, 2002) sera remplacé par un test de relations topologiques faisant intervenir ces critères.

Pour utiliser les trois critères décrits précédemment, il est nécessaire de les étudier sur les deux classes de bâtiments et de végétation.

a) Cas des bâtiments

Dans le cas où une cellule couvre un bâtiment c'est-à-dire une portion de toit, alors on peut émettre les hypothèses suivantes :

- Une cellule totalement incluse dans un bâtiment contiendra généralement un point au maximum (si le pas du MNS est calculé selon l'Equation 3.3).
- La dénivelée maximale entre ces points sera très faible, donc inférieure à un certain seuil. La valeur du seuil dépendra de trois facteurs : le pas choisi pour le MNS, la géométrie des toits des bâtiments (plan horizontal, plan incliné ou surface sphérique (cf. Figure 3.13)) et la précision altimétrique des points du nuage.

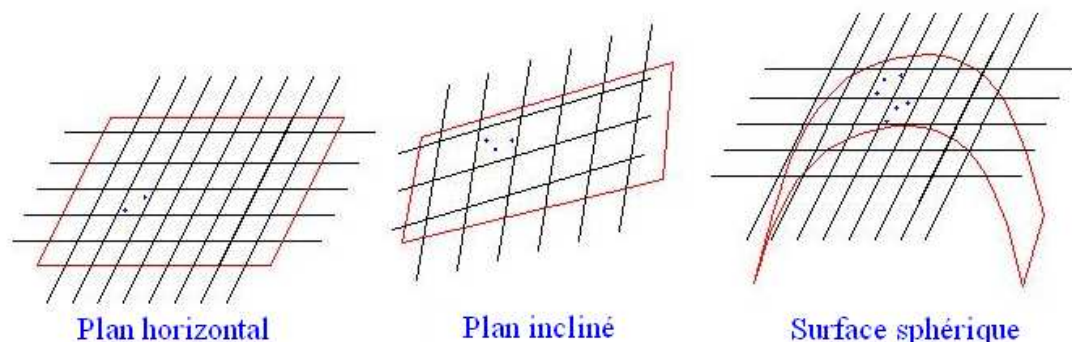


Figure 3.14. Points situés dans la même cellule en fonction de la géométrie des toits des bâtiments

- Si un pixel contient moins de deux points (comme c'est le cas par exemple pour une cellule incluse dans un bâtiment), alors les tests basés sur les critères d'écart et de pente énumérés ci-dessus ne seront pas applicables. Par conséquent, le pixel sera considéré comme un pixel de corps de bâtiment. Par contre, si le pixel contient plus d'un point, les tests seront applicables. Ces tests permettent donc de juger si le pixel représente un pixel de corps de bâtiment ou un pixel de végétation ou encore de contour de bâtiment.

Par conséquent, le premier critère (nombre de points par cellule) permet déjà à lui seul d'écarter la majorité des pixels représentant les corps de bâtiments, car on sait à présent que dans le corps de bâtiment on compte en général moins de deux points par cellule. Ainsi, les deux critères restants permettront de distinguer les pixels de végétation de ceux décrivant les contours de bâtiments.

Tentons de formuler la condition basée sur le deuxième critère. La dénivelée maximale entre les points situés dans la même cellule en supposant que la pente maximale du toit soit égale à 60° se calcule par l'Equation 3.8. Dans cette équation, P est la valeur du pas du MNS et Δh est la dénivelée maximale entre points situés dans une même cellule, en négligeant l'influence de la précision verticale des points du nuage. La Figure 3.15 présente le croquis associé.

$$\tan(60^\circ) = \frac{\Delta h}{P} \Rightarrow \Delta h = P \cdot \tan(60^\circ) = \sqrt{3} \cdot P \quad (3.8)$$

Tentons de calculer l'influence de la précision verticale des points du nuage sur la valeur de Δh en introduisant une transmission d'erreurs par composition quadratique :

$$\Delta h = h_2 - h_1 \Rightarrow d(\Delta h) = d(h_2) - d(h_1) \Rightarrow \delta(\Delta h)^2 = \delta(h_2)^2 + \delta(h_1)^2$$

$$\text{Si : } \delta(h_2) = \delta(h_1) = \delta(h) \Rightarrow \delta(\Delta h) = \sqrt{2} \cdot \delta(h)$$

Où $d(h)$ est l'erreur sur la valeur de h ; $\delta(h)^2$ est la variance de h et $\delta(h)$ est l'écart-type de h .

Donc, pour calculer la valeur maximale possible pour une dénivelée calculée entre points appartenant à la même cellule, on prend la somme de $\delta(h)$ et Δh , de la même façon que l'on calculerait une erreur limite (cf. Equation 3.9).

$$\Delta h_{\max} = P \cdot \tan(60^\circ) + \sqrt{2} \cdot \delta(h) \quad (3.9)$$

Si on suppose que la valeur de la précision altimétrique relative des points du nuage est égale à 10 ou 15 cm, alors la dénivelée maximale entre points d'une même cellule couvrant dans sa totalité une portion de toit sera définie par l'Equation 3.10.

$$\Delta h_{\max} = \sqrt{3} \cdot P + 0.21 \quad (3.10)$$

$$\text{Avec } \delta(h) = 0.1 \text{ m et } \tan(60^\circ) = \sqrt{3}$$

Pour appliquer ce test au nuage et au MNS, on utilise une matrice mobile 3x3. Si toutes les cellules dans cette matrice mobile respectent l'Equation 3.9, alors toutes ces cellules appartiennent à la classe bâtiments.

D'autre part, au lieu d'appliquer le test précédent, on peut aussi tester la pente du toit en prenant en compte la différence maximale de dénivelée Δh_{\max} (cf. Equation 3.11 et Figure 3.15). Bien entendu, cette équation n'a de sens que s'il existe au minimum deux points dans une même cellule.

$$\alpha = \arctg \left(\frac{\Delta h_{\max}}{\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}} \right) \leq 60^\circ \quad (3.11)$$

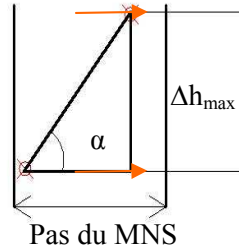


Figure 3.15. Représentation de la pente maximale du plan constituant le toit

Maintenant que ces nouveaux critères sont adaptés au cas des bâtiments, il reste à les analyser dans le cas de la végétation.

b) Cas de la végétation

Lorsque la cellule couvre partiellement ou en totalité de la végétation, on peut rencontrer les trois cas de figure suivants :

- 1- Des cellules dans lesquelles on ne peut pas tester l'angle du toit en raison d'un nombre insuffisant de points par cellule (moins de deux points par cellule)
- 2- Des cellules dans lesquelles la condition de dénivelée maximale (cf. Equation 3.9) est valide, en raison de la forme de l'arbre et de la distribution des points du semis
- 3- Des cellules dans lesquelles la condition de dénivelée maximale (cf. Equation 3.9) n'est pas valide, ce qui laisse supposer la présence de végétation

L'application de cette technique, c'est-à-dire le développement des hypothèses proposées précédemment pour le cas des bâtiments au niveau de chaque cellule individuellement donne de bons résultats en présence d'un semis régulier. Inversement, les résultats ne sont pas satisfaisants dans la démarche de détection des bâtiments lorsque le nombre de points rencontrés dans une cellule est faible. Donc, il est nécessaire de faire intervenir un critère de voisinage de chaque pixel, en plus des critères de pente ou de dénivelée.

A ce stade, l'intérêt d'employer les trois critères ci-dessus a été justifié, à condition de prévoir le cas où le semis de points est irrégulier. Suite à ce constat, et avec les connaissances extraites de la superposition du MNS avec le nuage de points, on peut passer au développement de l'algorithme d'extraction de bâtiments.

3.3.3. Méthode proposée pour détecter automatiquement les bâtiments de la classe sursol

La méthode développée pour détecter automatiquement les bâtiments à partir de la classe sursol se compose de six étapes essentielles qui sont :

- 1- Test des relations topologiques entre les points en utilisant les trois critères présentés dans le paragraphe précédent.
- 2- Détection des points de végétation et des contours de bâtiments.
- 3- Élimination des points de végétation en utilisant une matrice mobile 3x3.
- 4- Effacement des petits segments résiduels et non significatifs de végétation.
- 5- Remplissage des noyaux de bâtiments en utilisant un algorithme de croissance de région.
- 6- Élimination des segments dont les superficies sont inférieures à un certain seuil.

Chacune de ces six étapes est décrite ci-dessous.

1- Test des relations topologiques entre les points en utilisant les trois critères présentés dans le paragraphe précédent : on utilise pour ce faire les Equations 3.9 et 3.10, qui résument les conditions basées sur les trois critères. On obtient la matrice binaire *topologie_plans*, qui contient les points de végétation et les contours de bâtiments qui ont été détectés dans cette étape (voir Figure 3.16a).

2- Détection des points de végétation et des contours de bâtiments : la matrice *Contour_sursol* calculée dans le paragraphe 3.2.1 contient une partie des points de végétation et les contours des bâtiments. La matrice *topologie_plans*, quant à elle, contient les points de végétation et les contours de bâtiment. Les points de végétation et de contours de bâtiments peuvent donc être déterminés par l'union de ces deux matrices. Ainsi, on calcule une nouvelle matrice binaire *vegetation_points*, qui contient tous les points représentant la végétation et les contours de bâtiments détectés jusqu'à présent. Cette matrice est calculée à partir de l'union de la matrice *Contour_sursol* et de la matrice *topologie_plans* selon l'Equation 3.12.

$$vegetation_points = Contour_sursol \cup topologie_plans \quad (3.12)$$

3- Élimination des points de végétation en utilisant une matrice mobile 3x3 : comme des résidus de végétation sont à prévoir, une matrice mobile doit passer sur la matrice *vegetation_points*. Si le pixel central dans la matrice mobile est égal à 1 (cela signifie qu'il appartient à la classe végétation), on élimine alors tous les pixels de la matrice MNSn qui correspondent à ceux de la matrice mobile (la matrice MNSn représente la classe sursol).

La Figure 3.16b présente le résultat de l'application de cette procédure. On constate que la majorité des pixels de végétation et les contours de bâtiments ont été éliminés. De plus, il reste des petits morceaux de segments de végétation. En revanche, les noyaux des bâtiments sont bien conservés.

4- Effacement des petits segments résiduels et non significatifs de végétation : on peut discriminer ces groupes de points grâce à leur superficie, puis les éliminer. Pour réaliser cette opération, on utilise un critère de superficie permettant de supprimer tout segment dont la superficie est inférieure à un seuil déterminé. Ce seuil s'appellera « seuil de la superficie des noyaux des segments des bâtiments » et sera noté S_2_b . Il sera repris et expliqué dans le paragraphe 3.4.2 et intervient par l'intermédiaire d'opérateurs de morphologie mathématique.



Figure 3.16. Élimination des points de végétation et des contours des bâtiments. a) Visualisation de la matrice *topologie_plans* ; b) Sursol après avoir éliminé les points parasites, il reste les points de végétation et de contours de bâtiments ; c) Masque des noyaux de bâtiments

Ainsi, les quatre étapes précédentes ont permis de détecter les pixels appartenant à la classe « bâtiments ».

5- Remplissage des noyaux de bâtiments en utilisant l’algorithme de croissance de région : à cette fin, on applique un algorithme de croissance de région utilisant le critère du contraste des hauteurs (ou de la variation des dénivelées) et qui est proposé par (Tóvári et Vögtle, 2004) et (Nardinocchi et al, 2003). Pour ce faire, on utilise un seuil $\Delta h_{R,g}$ qui représente la variation maximale de dénivelée tolérable entre deux pixels voisins. Par voie de conséquence, cet algorithme permet de compléter les noyaux de bâtiments qui ont été détectés précédemment.

L’algorithme de croissance de région peut être appliqué soit sur le MNS pour chercher les points restants de bâtiments, soit sur le MNSn ne contenant que le sursol. Toutefois, on constate que l’utilisation du MNS fournit un meilleur résultat. Ceci provient du fait que le MNSn contient moins de bâtiments que le MNS. Le fait que le MNSn contienne moins de bâtiments que le MNS peut être expliqué par les raisons suivantes :

- 1- Perte de bâtiments après passage de la matrice mobile visant à éliminer l’influence des trous.
- 2- Présence de bâtiments ayant une géométrie particulière (par exemple : le cas d’un bâtiment dont le toit est situé à moins de S_1 m d’altitude).
- 3- Présence d’obstacles à côté des bâtiments.

La seule situation où l’emploi du MNSn peut se justifier, est le cas où le masque de noyaux de bâtiments contient par malchance des points du sol. Ce cas s’est produit dans le nuage de points capté sur le centre ville de Strasbourg. Sur le parvis de la gare, deux cages d’escaliers conduisent vers le sous-sol. Arrivé à cette hauteur, l’algorithme réagit comme si ces escaliers étaient des trous de taille conséquente dans le sol. Donc, il détecte le sol entre les deux escaliers comme un bâtiment (zone encadrée dans la Figure 3.17b). Dans ce cas, il faut impérativement utiliser le MNSn, sinon l’algorithme détecte tous les points de MNS comme étant des points couvrant des bâtiments.

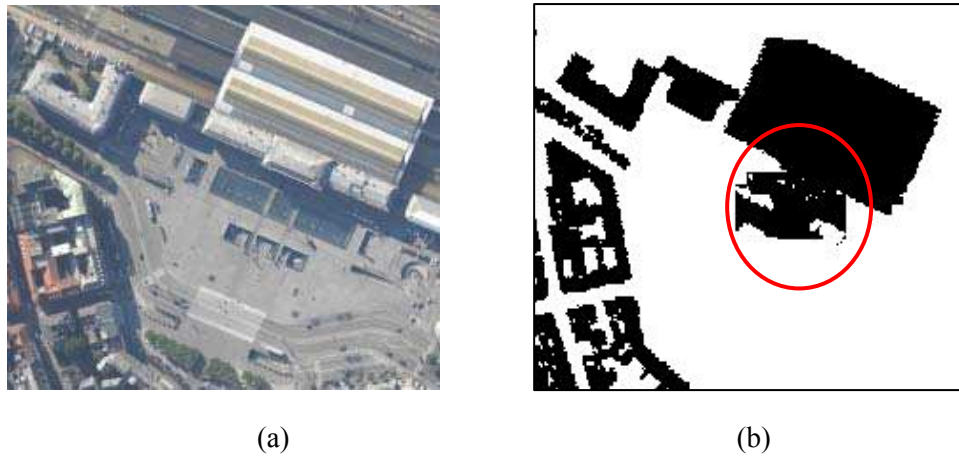


Figure 3.17. Défaut dans le MNSn : affectation de deux escaliers à la classe « sol » et du sol à la classe « sursol » (centre ville de Strasbourg). Photo aérienne ; b) Masque de « sursol »

6- Élimination des segments dont les superficies sont inférieures à un certain seuil : le seuil utilisé ici s'appelle le « seuil de la superficie des segments des bâtiments » et est noté S_2 . Il sera repris et expliqué dans le paragraphe 3.4.2.

Cette procédure peut être réalisée en utilisant à nouveau des opérateurs de morphologie mathématique. La Figure 3.18 illustre le résultat final de l'extraction automatique de bâtiments.

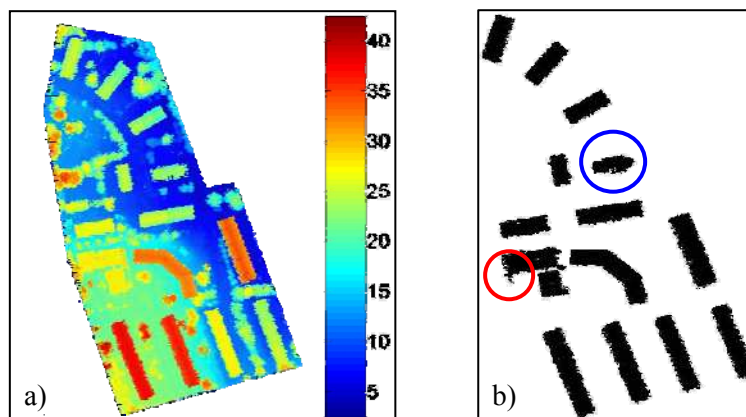


Figure 3.18. Résultat final de l'extraction automatique de bâtiments. a) MNS du site Hermanni ; b) Masque de bâtiments final

La Figure 3.18b représente le résultat final de la segmentation automatique du nuage de points. On dispose donc d'un masque de bâtiments sur la zone scannée.

Cette figure montre que l'algorithme proposé n'arrive pas à éliminer en totalité les arbres attenants aux bâtiments et qui ont des altitudes proches de celles des bâtiments voisins (cf. cercle rouge dans la Figure 3.18b). De plus, on observe qu'il y a des bâtiments qui sont déformés dans le masque de bâtiment (cf. cercle bleu dans la Figure 3.18b). Cela s'explique en grande partie par le manque de points couvrant ce bâtiment dans le nuage de points original.

Après avoir présenté la méthode développée pour segmenter automatiquement le nuage de points, on peut se focaliser sur l'analyse des paramètres de seuillages introduits dans cette démarche de segmentation.

3.4. Analyse des paramètres de segmentation

La démarche amenant à la segmentation du nuage de points a été présentée et a fourni des résultats satisfaisants comme le montrera le Chapitre 6. Cette nouvelle démarche a fait intervenir plusieurs paramètres plus ou moins empiriques, qu'il est nécessaire à présent d'analyser et de critiquer.

Deux types de paramètres sont intervenus :

- 1- Les paramètres employés pour la segmentation sol/sursol
- 2- Les paramètres employés pour la segmentation bâtiment/végétation

Un tableau de synthèse se trouve en Annexe VIII.

3.4.1. Paramètres intervenant dans la segmentation sol/sursol

Les paramètres intervenant dans la démarche de segmentation sol/sursol sont au nombre de deux :

- 1 - Le seuil de séparation entre sol et sursol, noté S_1 .
- 2 - Le seuil de superficie des segments de bâtiments, noté S_2 .

Seuil de séparation entre sol et sursol S_1 : il a été évoqué dans les paragraphes 3.2.1 et 3.2.2. L'emploi d'un seuil S_1 permet de séparer les points représentant le sol de ceux appartenant au sursol. La valeur de ce seuil correspond à la hauteur du plus petit bâtiment que l'on envisage de détecter.

Quand on augmente la valeur de S_1 , la quantité de végétation diminue dans la classe sursol et cela va permettre de diminuer l'influence du bruit et d'éléments autres que les bâtiments, mais présentant les mêmes caractéristiques topologiques que les bâtiments (cf. Figure 3.19). Ainsi la discrimination bâtiments/végétation sera plus aisée et plus rapide. Néanmoins, l'augmentation intempestive de ce seuil risque simultanément de faire disparaître de la classe sursol les bâtiments ayant une faible élévation.

D'autre part, la valeur de S_1 sera dépendante du pas du MNS et donc de la densité de points du nuage. Pour expliquer ce lien, on donne l'exemple suivant : soient deux pixels voisins appartenant à la classe sol ; la dénivelée maximale entre les deux pixels voisins peut s'écrire à l'aide de l'Equation 3.13.

$$\Delta h = Dis_{max} \cdot \text{tg}(\alpha_{max}) \quad (3.13)$$

Où : α_{max} est la pente maximale estimée au niveau du sol
 Dis_{max} est la valeur du pas du MNS

En supposant que $\alpha_{max} = 60^\circ$, et en sachant que la méthode de rééchantillonnage utilisée est le plus proche voisin, la distance maximale Dis_{max} prévue entre deux points du nuage est de $(2 \times P)$, où P est la valeur du pas définie lors de la création du MNS. Ainsi, si la valeur du pas est relativement grande (ex : $P = 1\text{m}$), la dénivelée maximale entre deux pixels voisins sera importante ($\Delta h = 3.46\text{ m}$). Cela signifie que le seuil de séparation S_1 entre le sol et le sursol devra être supérieur à 3.46 m. Si le seuil est pris en dessous, la séparation sol/sursol sera compromise.

La valeur à attribuer au seuil S_1 dépendra également de la topographie de la zone scannée et de la typologie urbaine. En effet, la topographie du terrain scanné intervient dans l'estimation de α_{max} . Du

point de vue de la typologie urbaine, la taille des bâtiments composant la zone sera également déterminante dans le choix du seuil.

En général, on estimera entre 4 m et 7 m la plus petite hauteur prévisible pour un bâtiment (cf. Annexe VIII). La Figure 3.19 illustre les pertes engendrées par le passage de $S_l = 4$ m à $S_l = 5$ m (deux ponts disparus dans le masque de sursol (b)).

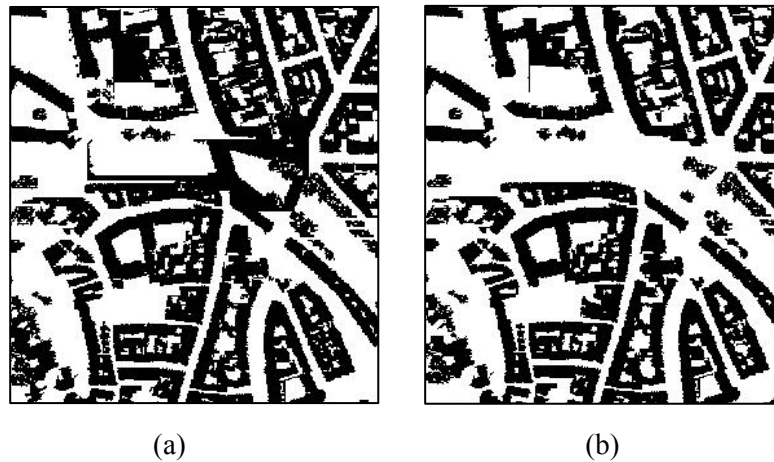


Figure 3.19. Segmentation sol/sursol sur un nuage, suivant la valeur du seuil de séparation. Ici la densité de points vaut 1.3 pt/m² et $S_2 = 100$ m²; a) Résultat pour $S_l = 4$ m ; b) Pour $S_l = 5$ m

Seuil de superficie des segments S_2 : après avoir détecté la classe sursol, il faut éliminer les segments représentant ce que nous appelons « le bruit ». L'objectif de notre étude étant d'extraire les bâtiments, tous les éléments autres que les bâtiments peuvent être associés au bruit. Au regard des résultats, on constate que les pixels (non nuls) ne représentant pas de bâtiment couvrent parfois des régions de superficie plus faible que celles représentant des bâtiments (cf. Figure 3.20a). Ainsi, pour écarter le bruit, il suffit d'introduire une limite de taille dans la superficie des segments obtenus.

Dans ce contexte, la plus petite superficie prévisible doit être supérieure ou égale à celle du plus petit bâtiment dans la zone étudiée. Donc, il faut supprimer tous les segments qui ne respectent pas cette condition, car ils représentent soit du bruit, soit de la végétation.

L'Equation 3.14 exprime la relation liant le seuil de superficie à la taille d'un pixel de l'image ou encore à la densité de points d .

$$S_2 = N_{\max} \times P^2 = \frac{N_{\max}}{d} \quad \text{où} \quad N_{\max} = \frac{S_2}{P^2} \quad (3.14)$$

- Où S_2 : seuil de superficie des segments (en m²)
 N_{\max} : nombre maximal de pixels dans un segment représentant du bruit (en pixel)
 P : taille du pixel (en mètres)
 d : densité de points du nuage (en points/m²), calculée d'après l'Equation 3.1

Les Figures 3.20a et 3.20b montrent les effets positifs liés à l'emploi du seuil S_2 . Le nuage de points utilisé est celui du site Hermanni (densité de points ; 7-9 pts/m²). Le seuil de séparation sol/sursol S_l a été fixé à 6m. Le seuil de superficie des segments S_2 a été fixé à 150 m², car la taille du pixel au sol est de 0.38 m. Ainsi, un segment représentant du bruit pourra contenir, d'après l'Equation 3.14 au maximum 1039 pixels.

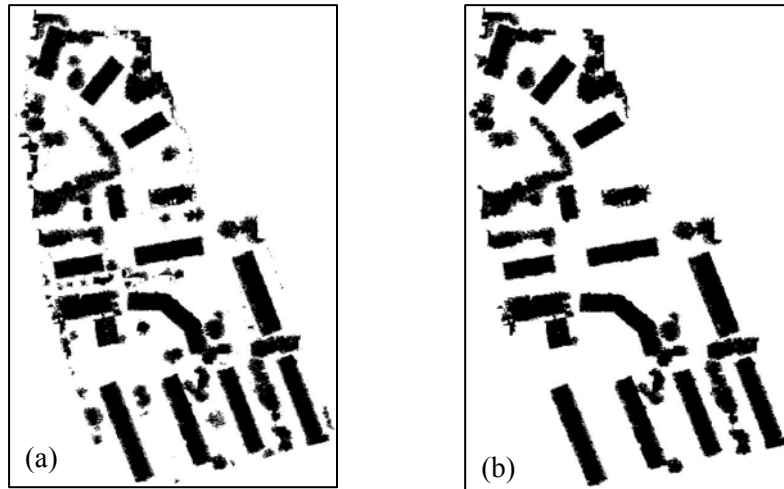


Figure 3.20. MNSn obtenu avant (a) et après (b) introduction du seuil S_2 sur le MNSn du site Hermanni

3.4.2. Paramètres intervenant dans la segmentation bâtiments/végétation

Dans la démarche de segmentation bâtiments/végétation, on utilise quatre seuils qui sont :

- 1- L'écart maximal, dans le plan vertical, entre les points d'une même cellule (pixel), soit la dénivelée maximale, notée Δh_{max}
- 2- Le seuil de superficie des noyaux des bâtiments, noté S_2_b
- 3- La variation des dénivelées utilisées dans l'algorithme de croissance de région, notée $\Delta h_{R,g}$
- 4- Le seuil de superficie des segments des bâtiments, déjà employé précédemment, et noté S_2

Les paragraphes suivants exposent les caractéristiques de chaque paramètre ainsi que l'influence de leurs variations sur le résultat de la segmentation bâtiments/végétation.

1- Écart maximal, dans le plan vertical, entre les points d'une même cellule (dénivelée maximale)

Δh_{max} : le paragraphe 3.3.2 a montré, en superposant le nuage de points au MNS, que le nombre de points présents dans chaque cellule pouvait être variable. Pour une densité de points donnée, cette variation s'explique par la distribution irrégulière des points du nuage en planimétrie, tout comme en altimétrie, en raison de la présence d'éléments verticaux dans la scène scannée. Ainsi, la valeur associée à la dénivelée maximale entre les points d'une même cellule sera fonction du type d'objet scanné.

Par exemple, si le pixel appartient au corps d'un bâtiment (pas à son contour), la dénivelée maximale sera inférieure à un certain seuil Δh_{max} calculé en fonction d'une pente moyenne de toits et de la densité de points. Le raisonnement aboutissant à l'expression de cette dénivelée a déjà été exposé dans le paragraphe 3.3.2 et il est rappelé dans l'Equation 3.15.

$$\Delta h_{max} = 0.21 + \sqrt{3} \cdot p \quad (3.15)$$

Si la densité du nuage de points est forte, le pas du MNS sera faible, donc la dénivelée maximale sera faible également.

Le Tableau 3.1 présente deux exemples de calcul de Δh_{max} . Dans le premier exemple, la densité de points vaut 9 pts/m², ce qui délivre un pas de MNS $\Rightarrow P = \frac{1}{\sqrt{9}} = 0.33m$. Donc d'après l'Equation 3.14 on obtient pour la dénivelée maximale : $\Delta h_{max} = 0.21 + 0.33 \cdot \sqrt{3} = 0.79m$.

Densité de points (points/m ²)	P (m)	Δh_{max} (m)
9	0.33	0.79
1	1	1.94

Tableau 3.1. Deux exemples de calcul de Δh_{max}

Dans le deuxième exemple, la densité de points est faible, donc la valeur de Δh_{max} sera grande. Par conséquent, on utilise ce critère au niveau de chaque cellule (pixel) individuellement.

$$\text{Densité de points} = 1 \text{ pt/m}^2 \Rightarrow P = \frac{1}{\sqrt{1}} = 1m$$

$$\text{Ainsi } \Delta h_{max} = 0.21 + 1 \cdot \sqrt{3} = 1.94m$$

Un inconvénient toutefois de ce critère est qu'il ne permet pas systématiquement de bien distinguer les pixels de bâtiments de ceux de la végétation, car on peut trouver des pixels vérifiant ce critère mais appartenant à la végétation.

Le Chapitre 6, montrera que les résultats sont de qualité différente pour le site Hermanni que pour le site du centre ville de Strasbourg. En effet, pour le nuage de points du site Hermanni, la densité de points est élevée (densité de 7 à 9 pts/m²) ce qui génère un petit Δh_{max} . Donc, cela conduit à détecter les pixels voisins dont les altitudes sont proches les unes des autres. Par contre, en utilisant le nuage de points de Strasbourg dont la densité est faible (1.3 points/m²), la dénivelée maximale Δh_{max} entre points d'une même cellule est grande, donc englobe par endroits des points couvrant de la végétation.

2- Seuil de la superficie des noyaux des bâtiments S_2_b : la quatrième étape, dans la démarche de l'algorithme proposé pour réaliser la segmentation bâtiments/végétation à partir du MNSn, consistait à « effacer les petits segments représentant un résidus de segments de végétation ». Pour bien comprendre le sens du critère S_2_b , il est nécessaire de se rappeler qu'à cette étape du traitement, deux types de segments pouvaient être rencontrés :

- 1- Des segments représentant de la végétation.
- 2- Des segments représentant les noyaux des bâtiments.

Ce seuil de superficie des noyaux des segments des bâtiments S_2_b doit servir à éliminer les segments qui représentent la végétation et à conserver les autres. En effet, les superficies des segments des noyaux des bâtiments sont supérieures à celles de la végétation, car la majorité des pixels de végétation ont été éliminés dans l'étape précédente. De plus, si la superficie totale d'un bâtiment est relativement petite (inférieure à 100 m²), et que le toit de ce bâtiment contient beaucoup de petits détails (des cheminées ou des fenêtres) alors dans ce cas, la superficie du segment du noyau du bâtiment va être plus petite. Ainsi, pour bien estimer la valeur de ce paramètre, il faut prendre en compte la nature de la typologie urbaine de la zone scannée, dans le sens de la superficie des bâtiments.

Pour calculer la valeur du seuil, on supposera que l'emprise d'un bâtiment est rectangulaire. Il faut noter qu'en raison de l'élimination partielle des contours de bâtiments qui a lieu simultanément avec l'élimination de la végétation, une bande d'une largeur de deux pixels est éliminée le long du contour du bâtiment (cf. Figure 3.21).

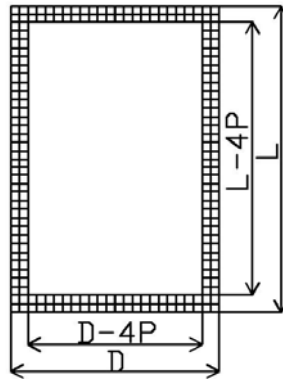


Figure 3.21. Effet de l'élimination des contours de bâtiments simultanément avec la végétation (P est la taille du pixel, D la largeur réelle du bâtiment et L sa longueur réelle)

En tenant compte de ces remarques, la valeur du seuil peut donc se calculer par les équations suivantes :

$$S_{2_b} (m^2) = (L-4.P) \times (D-4.P) = L.D - 4.P.D - 4.P.L + 16.P^2$$

$$S_{2_b} (m^2) = L.D - 2.P.2 (L+D) + 16P^2 = S - 2.P. Cont + 16.P^2$$

Avec : S_{2_b} : seuil de la superficie des noyaux des segments des bâtiments (en m^2)
 S : superficie du bâtiment (m^2)
 $Cont$: longueur du contour ou périmètre du bâtiment (m)

Ensuite, pour calculer la valeur de ce seuil en unité pixel, on doit multiplier la formule précédente par la densité de points (d). Et on trouve finalement l'Equation 3.16.

$$S_{2_b} = (S - 2.P. Cont + 16P^2).d \quad (3.16)$$

Où : S_{2_b} : seuil de la superficie des noyaux des segments des bâtiments (en pixel)
 S : la superficie du bâtiment (m^2)
 $Cont$: longueur du contour ou périmètre du bâtiment (m)
 P : la taille du pixel (m)
 d : la densité de points du nuage (points/ m^2)

Prenons quelques exemples :

Soit un bâtiment d'emprise carrée, de superficie minimale probable égale à $100 m^2$; si la densité de points est égale à $d = 1pt/m^2$, alors :

$$S_{2_b} = (100 - 2*1*40 + 16*1) \times 1 = 100 - 80 + 16 = 36 m^2 \times 1 = 36 \text{ pixels}$$

Si la densité de points est égale à 9 points/ m^2 , alors :

$$S_{2_b} = (100 - 2*0.33*40 + 16*0.33^2) \times 9 = (100 - 80 + 16) \times 9 = 75.34 m^2 \times 9 = 678 \text{ pixels.}$$

Par conséquent, une densité de points élevée tolère un seuil de superficie des noyaux de bâtiment élevé. Tandis qu'une densité faible tolère une taille de noyau plus petite. Comme évoqué précédemment, non seulement la densité de points intervient dans ce calcul, mais aussi un facteur déterminant qu'est la nature typologique de la zone scannée.

3- Variation des dénivelées utilisées dans l'algorithme de croissance de région $\Delta h_{R,g}$: après avoir éliminé les segments représentant la végétation, il ne reste que les segments représentant les noyaux des bâtiments. Etant donné qu'un noyau de bâtiment ne couvre pas la totalité de son emprise, on applique un algorithme spécifique de croissance de région qui permet aux noyaux des segments de s'étendre jusqu'aux frontières des bâtiments. Cette croissance du noyau s'opérera en fonction de la valeur de la dénivelée entre le pixel considéré et ses voisins. Cette dénivelée, notée $\Delta h_{R,g}$ se calculera en fonction de la taille du pixel et de l'angle maximal de la pente du toit, selon l'Equation 3.17.

$$\Delta h_{R,g} = P \cdot \text{tg} (\alpha) \quad (3.17)$$

Où : P : taille du pixel
 α : angle de la pente du toit

Prenons deux exemples :

- Soit $\alpha = 60^\circ$ et une densité de points égale à 9 pts/m², donc la taille d'un pixel vaut $P = 0.33$ m et $\Delta h_{R,g} = 0.57$ m.
- Si on prend $\alpha = 45^\circ$, on obtient $P = 0.33$ m et $\Delta h_{R,g} = 0.33$ m.

On constate que la valeur de la dénivelée $\Delta h_{R,g}$ dépend de la densité de points et donc de la taille du pixel qui en découle. Ainsi, $\Delta h_{R,g}$ augmente avec la taille du pixel et avec la pente du toit. Mais cette augmentation ne continue pas jusqu'à l'infini. Par exemple : pour $P = 2$ m, donc $\Delta h_{R,g} = 2 \times \text{tg} 60 = 3.46$ m. Dans ce cas, l'algorithme se bloque et le résultat ne sera pas cohérent avec la détection que l'on désire effectuer. En effet, la valeur de dénivelée obtenue sera trop grande et ne permettra pas de séparer la végétation des bâtiments (cas où un arbre est attenant à un bâtiment). La solution dans ce cas consiste à fixer une valeur limite pour la dénivelée (ex : $\Delta h_{R,g} = 1$ m), au risque de perdre des morceaux des bâtiments.

Parmi les paramètres de segmentation sol/sursol, il avait été évoqué l'emploi d'un seuil de séparation entre le sol et le sursol et noté S_1 . Il s'agissait, comme ici, d'une dénivelée maximale tolérée entre les pixels voisins. Il faudra bien entendu que la dénivelée employée ici soit inférieure à celle servant à la discrimination sol/sursol selon l'équation suivante :

$$\Delta h_{R,g} < S_1$$

4- Seuil de superficie des segments des bâtiments S_2 : ce seuil est identique à celui utilisé dans l'algorithme de segmentation sol/sursol, mais utilisé ici pour distinguer les bâtiments de la végétation. Il sert à tester la superficie finale de chaque segment de bâtiment obtenu, histoire d'ôter les éventuels segments de végétation résiduels.

Lorsque la superficie du segment est inférieure à la superficie minimale probable d'un bâtiment (c'est-à-dire que la superficie du segment est inférieure au seuil S_2), alors on élimine le segment.

Les résultats obtenus lors de la segmentation sol/sursol et de la segmentation bâtiments/végétation seront présentés en détail dans le Chapitre 6, ainsi que les valeurs que prendront les paramètres décrits ici. L'annexe VIII présente un tableau récapitulatif dans lequel l'utilisateur du programme de segmentation pourra se laisser guider dans le choix de la valeur optimale de chaque seuil.

3.5. Conclusion

Ce chapitre expose la méthodologie proposée pour segmenter automatiquement un nuage de points 3D obtenu par balayage laser aéroporté en utilisant le premier écho exclusivement. L'objectif essentiel de la méthodologie a été de segmenter le nuage de points en trois classes, à savoir les bâtiments, la

végétation et le sol. Cet objectif est atteint en deux étapes successives : la segmentation sol/sursol, qui permet d'extraire la classe sursol du nuage de points brut, et la segmentation bâtiments/végétation, qui classe les points du sursol en deux classes qui sont la végétation et les bâtiments.

L'algorithme de segmentation sol/sursol se base sur l'utilisation d'un filtre gradient qui prend en compte les différences entre les valeurs minimales et maximales des altitudes rencontrées localement, par l'intermédiaire d'une matrice mobile. Cela permet de détecter les contours des segments constituant la classe sursol. Ensuite, un seuillage local est appliqué par le biais d'un opérateur de convolution afin de compléter les segments de sursol. Cette procédure agissant de façon locale permet de séparer le sursol du sol, même dans les régions de topographie accidentée. Enfin, les opérateurs de morphologie mathématique sont introduits pour éliminer le bruit dans le résultat final. La qualité du masque de sursol ainsi obtenu est affinée par des opérateurs de morphologie mathématique. Une particularité de cet algorithme de segmentation sol/sursol est sa capacité à traiter également des zones présentant des ruptures de pentes ou simplement des discontinuités de terrain.

L'algorithme de segmentation bâtiments/végétation se base, quant à lui, sur la recherche des plans composant les toits des bâtiments. Cette méthode profite des relations topologiques entre les points composant un plan au lieu de se limiter simplement à l'écriture mathématique d'un plan. De plus, elle se base aussi sur la méthode employant « le contraste des hauteurs » (variation des dénivelées) pour détecter complètement les toits des bâtiments.

Une idée innovante intégrée dans cette démarche a été d'utiliser conjointement un MNS et le nuage de points. Ainsi, il a d'une part été possible de profiter d'outils largement répandus dans le domaine du traitement d'images. Ils ont néanmoins dû être adaptés à notre problématique. D'autre part, cette idée a permis de tirer profit des données brutes initiales représentées par le nuage de point scanné. Ainsi, trois échelles de traitements ont été exploitées : un traitement au niveau du pixel (MNS), un traitement au niveau régional (voisinage des points du nuage) et un traitement au niveau spatial (information 3D).

La démarche complète de segmentation fait intervenir plusieurs paramètres, certains dans la phase de segmentation sol/sursol et d'autres dans la phase de segmentation bâtiment/végétation. Ces paramètres ont été détaillés et analysés pour mettre en exergue leurs caractéristiques ainsi que l'influence attendue par leur variation sur le résultat de la segmentation. Par le biais de ces paramètres de seuillage ajustables au cours de la segmentation, l'algorithme de segmentation développé ici s'adapte *a priori* à tout type de zone urbaine. Cet atout représente également un inconvénient, qui est justement lié au fait que l'opérateur doit choisir des valeurs appropriées pour chacun de ces paramètres. Une valeur appropriée signifie qu'elle doit tenir compte des caractéristiques du nuage et de la zone, donc il est parfois délicat de définir ces valeurs sans expérimentations préalables.

Le Chapitre 6 sera consacré à l'application de cette démarche sur deux nuages de points de caractéristiques physiques différentes et couvrant des zones urbaines de typologies différentes. Une évaluation en termes de précision s'en suivra, permettant ainsi de valider la méthodologie exposée.

Chapitre 4

Modélisation automatique de bâtiments à partir de nuages de points 3D obtenus par balayage laser aéroporté

La première partie de la thèse concerne la segmentation automatique d'un nuage de points 3D et a fait l'objet des Chapitres 2 et 3. A présent, la seconde phase de développement peut démarrer avec le sujet de la modélisation automatique de bâtiments à partir d'un nuage de points.

Avant d'entrer dans le vif de sujet, il est indispensable d'effectuer une synthèse des méthodes et solutions envisageables dans cette thématique, par l'intermédiaire d'un état de l'art. D'après la littérature, il se dégage deux techniques principales de modélisation automatique d'un bâtiment à partir de données lidar : les modélisations basées sur un modèle paramétrique et celles basées sur un modèle non paramétrique.

Avant de détailler ces méthodes, rappelons brièvement ce que l'on entend par le terme « modélisation ».

4.1. Définition de la modélisation de bâtiments

En général, dans le domaine de l'informatique, la modélisation est « la représentation au sein d'un ordinateur de modèles géométriques d'un objet solide, c'est-à-dire d'objets à trois dimensions¹ ».

Modéliser un bâtiment revient à le représenter sous forme vectorielle. Ainsi, l'hypothèse de base utilisée pour la modélisation consiste à résumer un bâtiment par un ensemble de plans et de droites le composant. Les plans décrivent les façades ou les toits, tandis que les droites représentent les arêtes de façades ou de toit également.

Les principales méthodes de modélisation rencontrées dans la littérature peuvent être rangées en deux catégories : les modélisations paramétriques et non paramétriques.

4.2. Modélisation paramétrique

Le principe de la modélisation paramétrique est de partir d'un catalogue de bâtiments basiques et de s'inspirer de modèles prédéfinis. Dans ce catalogue, chaque modèle de bâtiment est décrit par un ensemble de paramètres. Ainsi pour modéliser un bâtiment, il est suffisant de déterminer quel modèle basique parmi les modèles proposés lui ressemble le plus pour ensuite calculer les valeurs les plus probables à affecter aux paramètres du modèle choisi.

Dans cette catégorie de modélisation, on distingue les méthodes qui traitent uniquement le cas de bâtiments simples et celles qui traitent également le cas de bâtiments de forme complexe. Ainsi (Maas et Vosselman, 1999 ; Maas, 1999a ; Weidner et Forstner, 1995 ; Weidner, 1996) proposent deux méthodes de modélisation paramétrique limitées au cas de bâtiments simples. (Schwalbe, 2004) et (Brenner et Haala, 1998 ; Haala et Brenner, 1999 ; Brenner, 2005) quant à eux, proposent deux méthodes pour modéliser de manière paramétrique un bâtiment complexe.

Pour ces auteurs, un bâtiment « simple » est représenté par un seul bâtiment basique et un bâtiment « complexe » (bloc de bâtiments) est représenté par un ensemble de bâtiments basiques. Ainsi, pour modéliser un bâtiment, on doit d'abord déterminer s'il est simple ou complexe. S'il est simple, on calcule ses paramètres directement. Dans le cas d'un bâtiment complexe, (Brenner et Haala, 1998 ; Haala *et al.*, 1998 ; Schwalbe *et al.*, 2005 ; Park *et al.*, 2006) proposent de décomposer celui-ci en un ensemble de bâtiments simples (cf. Figure 4.1), avant de modéliser chaque bâtiment individuellement. Cette décomposition sera réalisée en utilisant des données complémentaires comme par exemple le plan cadastral du bâtiment.

¹ www.granddictionnaire.com



Figure 4.1. Décomposition d'un bâtiment complexe en un ensemble de bâtiments simples, grâce au plan cadastral (Haala *et al.*, 1998)

Les paragraphes suivants résument les grandes lignes des quatre méthodes principales rentrant dans la catégorie des modélisations paramétriques. On citera la méthode basée sur l'analyse des moments statiques, celle basée sur l'analyse des contours de bâtiments, celle basée sur l'emploi de profils verticaux et enfin, une méthode utilisant les normales des points.

4.2.1. Méthode basée sur l'analyse des moments

Cette méthode, proposée par (Maas et Vosselman, 1999 ; Maas, 1999a), se base sur le calcul des moments invariants (ou statiques) d'un nuage de points. Elle ne traite que le cas de bâtiments simples. Elle fournit les équations génériques nécessaires au calcul des paramètres géométriques de deux formes de bâtiments : les maisons avec un toit en pente et les maisons avec un toit plat.

Tout d'abord, elle détermine les paramètres généraux du modèle proposé comme illustré dans la Figure 4.2. Ensuite, à partir du nuage de points d'un bâtiment, elle calcule les valeurs de ces paramètres après avoir vérifié la correspondance entre le nuage de points et le modèle proposé. Ce calcul est réalisé en utilisant les équations basées sur les moments d'ordre zéro, un et deux des points du nuage 3D. Une fois que les paramètres du bâtiment ont été calculés, on peut modéliser les petits détails (comme les cheminées et les fenêtres) en comparant le nuage de points original au modèle obtenu.

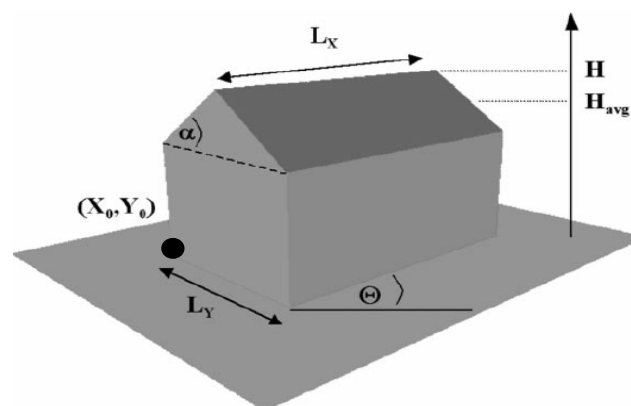


Figure 4.2. Paramètres géométriques d'un modèle basique de bâtiment
Cas d'une maison avec un toit en pente (Maas et Vosselman, 1999)

Cette méthode est rapide par rapport aux autres méthodes de modélisation automatique, car elle ne passe pas par une interpolation du nuage de points et elle ne calcule pas les équations des plans du bâtiment. Par contre, elle est limitée à deux types simples de bâtiments.

4.2.2. Méthode basée sur l'analyse des contours de bâtiments

Cette méthode, proposée par (Weidner et Forstner, 1995 ; Weidner, 1996), définit le bâtiment par un ensemble de paramètres géométriques déduits du MNS. Comme la précédente, elle ne traite que le cas des bâtiments simples et de deux types uniquement : ceux avec un toit en pente et ceux avec un toit plat (cf. Figure 4.3).

Cette méthode calcule les paramètres géométriques d'un bâtiment en deux étapes. Tout d'abord, elle analyse le contour de bâtiment pour calculer sa longueur et sa largeur. Ensuite, elle calcule les autres paramètres (h_1 ou h_1 et h_2) à partir des altitudes du sol, des points hauts et bas du bâtiment.

Cette méthode est rapide, comme la méthode précédente, du point de vue temps de calcul. Mais elle est aussi limitée par le fait qu'elle ne fonctionne qu'avec deux formes simples de bâtiments.

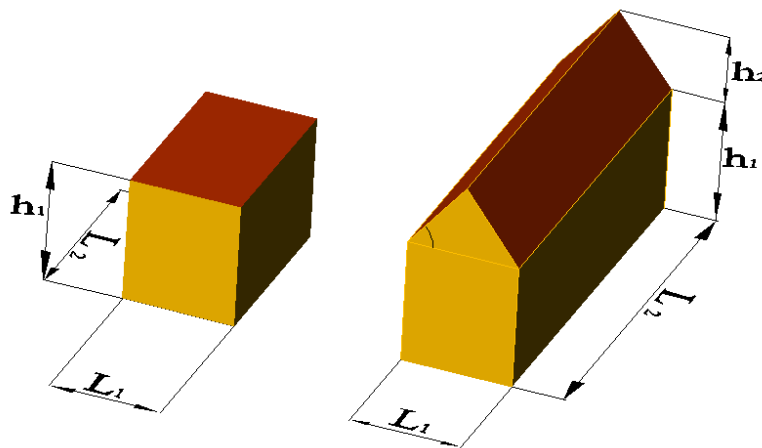


Figure 4.3. Paramètres géométriques d'un bâtiment pour la méthode basée sur l'analyse des contours de bâtiments

Les deux méthodes précédentes sont basées sur l'utilisation d'un modèle paramétrique de bâtiments simples. La différence entre elles se situe au niveau des données utilisées et au niveau de la manière de calculer les paramètres géométriques : la première méthode utilise le nuage de points directement, tandis que celle-ci utilise le MNS. D'autre part, pour calculer les paramètres, la première méthode utilise le calcul des moments invariants ou statiques tandis que la seconde calcule directement les paramètres géométriques nécessaires aux modèles mis à disposition dans une bibliothèque.

Les deux méthodes paramétriques qui suivent sont capables de traiter le cas où l'on souhaite modéliser des bâtiments complexes.

4.2.3. Utilisation des profils verticaux du bâtiment

Cette méthode est proposée par (Schwalbe *et al.*, 2005) et part de l'hypothèse qu'un bâtiment complexe se compose d'un ensemble de bâtiments simples. Elle utilise le nuage de points 3D et des

données exogènes (un plan cadastral du bâtiment ou autre couche issue d'un système d'information géographique).

Pour modéliser un bâtiment complexe, on doit d'abord le décomposer en bâtiments simples en utilisant les données exogènes disponibles. Ensuite, la modélisation d'un bâtiment simple se fait en deux étapes. Premièrement, on oriente le bâtiment dans le plan horizontal OXY pour pouvoir segmenter son contour selon les côtés et calculer ensuite les équations des façades du bâtiment. Ensuite, on étudie plusieurs profils verticaux selon les directions principales de l'orientation du bâtiment pour extraire les équations des plans du toit (cf. Figure 4.4).

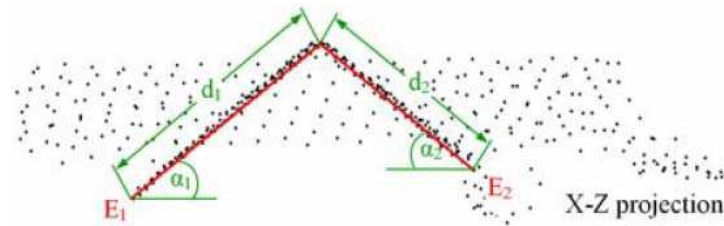


Figure 4.4. Profil vertical dans le plan OXZ (Schwalbe *et al.*, 2005)

Bien que cette méthode propose une solution au problème des bâtiments complexes, elle reste limitée pour la simple et bonne raison que le plan cadastral n'est pas toujours disponible. De plus, le nombre de bâtiments simples proposés dans la bibliothèque des modèles est faible puisqu'il ne compte que deux types de bâtiments. Donc, elle ne répond pas à la majorité des cas de bâtiments.

4.2.4. Utilisation du calcul des normales des points

Cette méthode est proposée par (Haala *et al.*, 1998 ; Brenner et Haala, 1998), et commence par la décomposition du bâtiment complexe en un ensemble de bâtiments simples répertoriés dans une bibliothèque (cf. Figure 4.6). Pour ce faire, on utilise les données cartographiques disponibles (plan cadastral). Puis, on oriente le bâtiment simple dans le plan horizontal O X Y pour pouvoir segmenter son contour selon les côtés et en déduire les équations des façades de bâtiment. Enfin on segmente le nuage de points du bâtiment simple sur la base des directions des normales des plans. Ces normales sont calculées à l'aide des points du toit et leur voisinage direct dans le MNS (cf. Figure 4.5).

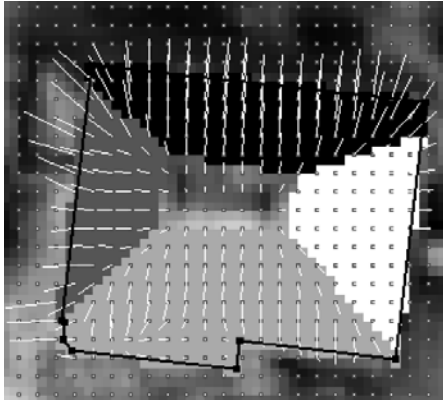


Figure 4.5. Normales des points de toit du bâtiment. En noir : le contour du bâtiment ; en blanc : les vecteurs des normales (Haala *et al.*, 1998)

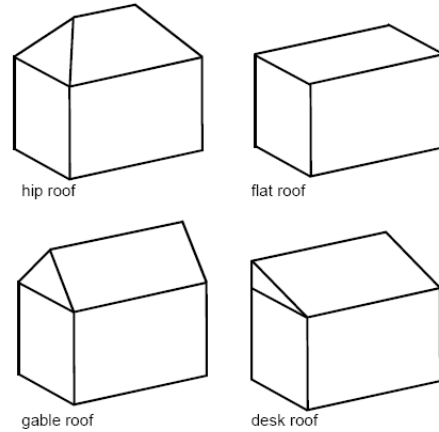


Figure 4.6. Modèles de bâtiments simples disponibles d'après (Haala *et al.*, 1998)

La différence entre cette méthode et la précédente se situe d'une part au niveau de la manière de segmenter le toit d'un bâtiment simple (profils verticaux versus normales des points du toit). D'autre part, cette dernière méthode met à disposition quatre modèles de bâtiments simples contre deux précédemment. A part cela, elles suggèrent toutes deux de s'appuyer sur un support cartographique de type plan cadastral.

Les deux dernières méthodes se distinguent des précédentes par le fait qu'elles modélisent des bâtiments « complexes » (bâtiments de forme particulière ou ensemble de bâtiments attenants). Cette modélisation, qui consiste tout d'abord à décomposer le bâtiment complexe en bâtiments basiques ou simples, nécessite toutefois l'emploi de données complémentaires, de type photographie aérienne ou plan cadastral.

L'inconvénient majeur des méthodes de modélisation paramétrique est qu'elles se cantonnent à rechercher un bâtiment de forme simple, répertorié dans une bibliothèque des formes qui ne peut couvrir que difficilement toutes les formes architecturales de bâtiments. Cela peut être considéré par la suite comme un frein à la généralisation de cette méthode. C'est pourquoi elles laissent parfois la place à des méthodes de modélisation non paramétriques, qui traitent un bâtiment quelle que soit sa forme.

4.3. Modélisation non paramétrique

Une modélisation non paramétrique ou associative s'attache à modéliser un bâtiment (simple ou complexe) sans le décomposer en bâtiments paramétriques simples. Elle analyse donc le nuage de points dans sa globalité, sans tenter de le faire correspondre à un ensemble de paramètres. Cette catégorie de modélisation propose une série d'opérations permettant de générer un modèle de forme indéterminée initialement. Dans ce contexte, on trouve sept méthodes proposées par (Haala et Brenner, 1997 ; Maas et Vosselman, 1999 ; Ameri et Fritsch, 2000 ; Vosselman et Dijkman, 2001 ; Elaksher et Bethel, 2002 ; Rottensteiner et Briese, 2002 ; Alharthy et Bethel, 2004).

Quelle que soit la méthode, la démarche de modélisation se décompose en deux étapes : la modélisation des plans du toit d'un bâtiment et la modélisation des façades du bâtiment. Les grandes lignes de chacune de ces sept méthodes sont exposées dans les prochains paragraphes.

4.3.1. Utilisation des lignes de ruptures du bâtiment

Cette méthode est proposée par (Haala et Brenner, 1997) et a pour objectif de modéliser un bâtiment quelconque. Elle s'appuie simultanément sur un nuage de points et sur le plan cadastral du secteur étudié. Ainsi, elle propose deux techniques différentes pour segmenter le nuage de points de bâtiment selon les plans de toit : soit en utilisant le plan cadastral, soit en utilisant les lignes de ruptures issues du nuage de points (lignes de discontinuités). Dans ce paragraphe, nous nous intéressons à la technique qui emploie les lignes de ruptures.

La modélisation commence par l'extraction du contour et des lignes de ruptures du bâtiment à partir du MNS (cf. Figure 4.7) en utilisant l'algorithme proposé par (Jiang et Bunke, 1994) et (Hoover, *et al.*, 1996). Cela permet finalement de modéliser les plans du toit.



Figure 4.7. Extraction du contour et des lignes de rupture du bâtiment à partir du MNS (Haala et Brenner, 1997)

L'inconvénient majeur de cette méthode est que l'extraction des ruptures du toit du bâtiment n'est pas toujours faisable, car elle est reliée à la densité de points, à l'homogénéité du nuage de points et à la complexité architecturale du bâtiment (cf. Figure 4.8).

Bien que les résultats de la technique d'extraction basée sur le MNS soient de qualité discutable parfois, cette méthode représente néanmoins une possibilité de segmentation d'un nuage de points sans avoir recours à des données complémentaires.



Figure 4.8. Détection des lignes des ruptures du toit de bâtiment à partir du MNS. a) Détection convenable des lignes de rupture ; b) Cas d'échec de la détection des lignes de rupture

4.3.2. Utilisation de la transformée de Hough

Cette méthode est proposée par (Maas et Vosselman, 1999 ; Vosselman, 1999 ; Overby *et al.*, 2004), et se base sur le principe de la transformée de Hough (Hough, 1962; Davies, 1988; Gonzalez *et al.*, 2004; Nguyen *et al.*, 2005 ; Oda *et al.*, 2004). Elle utilise exclusivement un nuage de points 3D pour réaliser la modélisation.

Dans la transformée de Hough, chaque plan dans l'espace euclidien $O X Y Z$, qui satisfait à l'Equation 4.1, peut être représenté dans l'espace $O' a b c$ (espace des paramètres) par un seul point. Les coordonnées de ce point a, b et c sont les paramètres du plan. De plus, un point dans l'espace euclidien $O X Y Z$, qui a pour coordonnées (X_i, Y_i, Z_i) , peut être représenté dans l'espace $O' a b c$ par un plan qui satisfait l'Equation 4.2 (cf. Figure 4.9).

$$Z = a \cdot X + b \cdot Y + c \quad (4.1)$$

Où a, b et c sont les paramètres du plan

$$Z_i = a \cdot X_i + b \cdot Y_i + c \quad (4.2)$$

Où X_i, Y_i et Z_i sont les paramètres du plan

L'Equation 4.2 représente un plan dans l'espace (a, b, c) . Donc, un ensemble de points appartenant au même plan dans l'espace euclidien (X, Y, Z) représente un ensemble de plans intersectés dans l'espace des paramètres (a, b, c) . L'intersection de ces plans, toujours dans l'espace (a, b, c) , a lieu dans une boîte (qui représente un seuil). La Figure 4.9 présente l'idée de la transformée de Hough dans le plan. En utilisant cette technique, on peut segmenter le nuage de points d'un bâtiment en plusieurs plans, chaque plan représentant un plan de toit.

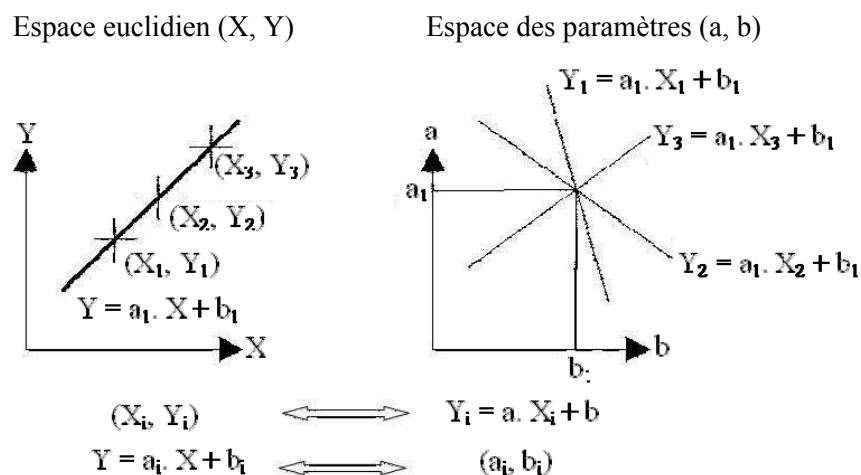


Figure 4.9. Transformée de Hough dans le plan

Sur chaque ensemble de points ainsi obtenu, la triangulation de Delaunay est effectuée (cf. Figure 4.10). Cela permet de détecter les frontières entre les plans voisins ainsi que le contour complet du bâtiment. Pour déterminer ensuite les façades du bâtiment, on réoriente le bâtiment dans le système de coordonnées générales pour que ses frontières soient parallèles aux axes des coordonnées. Enfin, on calcule les équations des façades du bâtiment, les arêtes des façades et les plans du toit.

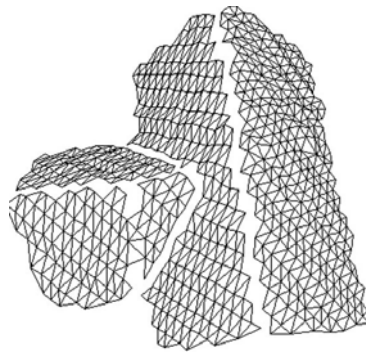
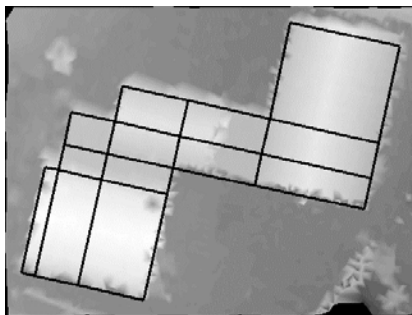
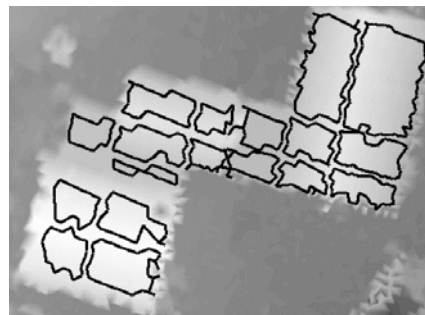


Figure 4.10. Détection des frontières des contours des plans en utilisant la triangulation de Delaunay (Maas et Vosselman, 1999)

Une autre méthode proposée par (Vosselman et Dijkman, 2001) utilise également la transformée de Hough, mais de manière différente. En effet, elle propose de segmenter le nuage de points dans le plan horizontal (OXY) afin d'en déduire les contours de plans de toits, mais nécessite de disposer du plan cadastral du bâtiment au préalable (cf. Figure 4.11a).



(a)



(b)

Figure 4.11. Détection des plans du toit (Vosselman et Dijkman, 2001). a) Segmentation du plan cadastral en plans de toits ; b) Segmentation du toit en utilisant la transformée spatiale de Hough

La transformée de Hough dans l'espace intervient pour détecter les plans composant chaque segment du toit (cf. Figure 4.11b). Ensuite, on étudie chaque segment dans le plan vertical (OXZ) ou (OYZ) en réalisant des profils verticaux. Enfin, la transformée de Hough intervient à nouveau pour détecter les plans composant le toit. Pour finir, on utilise la triangulation de Delaunay pour détecter le contour de chaque segment.

A ce stade, il est important de noter que les pas sur les axes a , b et c dans l'espace de paramètres sont les données en entrée à l'algorithme de la transformée de Hough. Il se trouve que l'algorithme de la transformée de Hough est très sensible aux valeurs de ces pas. Par exemple, pour améliorer le résultat, il suffit de diminuer (jusqu'à une certaine limite) les valeurs de ces paramètres, c'est-à-dire de réduire les pas sur les axes de coordonnées. Par contre, cela augmente énormément le temps de traitement et la mémoire utilisée.

Concernant la méthode proposée par (Maas et Vosselman, 1999), elle n'est applicable que dans les cas de bâtiments de formes simples et de densités de points importantes. En effet, elle se base, pour

segmenter le toit du bâtiment, sur l'utilisation des caractéristiques mathématiques pures des plans. De plus, au niveau de la modélisation de façades, chaque façade sera représentée par un seul plan, ce qui n'est pas toujours le cas dans la réalité.

L'avantage de la deuxième méthode (la méthode proposée par (Vosselman et Dijkman, 2001)) par rapport à la première est qu'elle propose d'utiliser la transformée de Hough au niveau spatial avec un plan cadastral pour segmenter le toit de bâtiment, et dans le plan pour calculer les équations des plans du toit. Cela aide à diminuer le temps de traitement et les déformations du modèle 3D obtenu. En revanche, son inconvénient est la nécessité de disposer d'un plan cadastral du bâtiment.

Pour conclure, on peut noter que le principe de la transformée de Hough a été utilisé dans la littérature de plusieurs manières. Par exemple, une nouvelle méthode a été développée par (Dorninger et Nothegger, 2007). Elle emploie la transformée de Hough en combinaison avec un algorithme de croissance de région pour modéliser automatiquement les bâtiments. Par ailleurs, (Khoshelham, 2007 ; Rabbani et Van den Heuvel, 2005) ont adapté la technique de la transformée de Hough pour détecter d'autres entités géométriques que les plans, comme des cylindres par exemple.

Le paragraphe suivant présente une troisième méthode basée sur la modélisation non paramétrique ou associative et qui utilise l'algorithme d'estimation robuste RANdom SAMple Consensus (RANSAC).

4.3.3. Utilisation de l'algorithme RANSAC

Cette méthode est proposée par (Ameri et Fritsch, 2000 ; Brenner, 2000). Elle étudie la modélisation d'un bâtiment à partir des données lidar ou des données de photogrammétrie aérienne. Elle utilise la technique RANSAC (McGlone *et al.*, 2004; Nguyen *et al.*, 2005). Cet algorithme a été proposé par (Fischler et Bolles, 1981) pour segmenter le nuage de points et pour détecter les entités géométriques en 2D.

Si on cherche à détecter le meilleur plan dans un nuage de points 3D, le principe de cet algorithme consiste à réduire le nombre d'itérations, même si le nombre de points du nuage est très grand. Il commence par choisir aléatoirement trois points, puis il calcule les paramètres du plan correspondant. Ensuite, il détecte tous les points du nuage original appartenant au plan calculé, selon un seuil donné (normalement la valeur du seuil est fonction de la précision de positionnement des points). L'algorithme répète cette procédure N fois, en comparant à chaque étape, le résultat ainsi obtenu au dernier plan sauvegardé. Si le nouveau résultat est meilleur, alors ce dernier remplace le résultat sauvegardé préalablement.

Le nombre d'itérations est calculé selon l'Equation 4.3 (présenté par (McGlone *et al.*, 2004)) :

$$N = \frac{\log(1 - \alpha)}{\log(1 - (1 - \varepsilon)^s)} \quad \varepsilon = 1 - \frac{K}{M} \quad (4.3)$$

Où :

N : le nombre d'essais (itérations)

α : la probabilité minimale de trouver au moins un bon résultat pendant les N essais. Sa valeur est comprise entre 0.90 et 0.99

K : le nombre moyen des points contenus dans un plan

M : le nombre total de points du nuage

ε : la probabilité d'avoir un point qui n'appartient pas au plan qu'on cherche

s : le nombre de points nécessaire pour définir un plan (dans le cas général $s=3$)

Après avoir segmenté le nuage de points selon les plans du toit, on extrait le contour du bâtiment et les arêtes internes du toit (intersections entre plans voisins du toit) en utilisant le diagramme de Voronoï (cf. Figure 4.12).

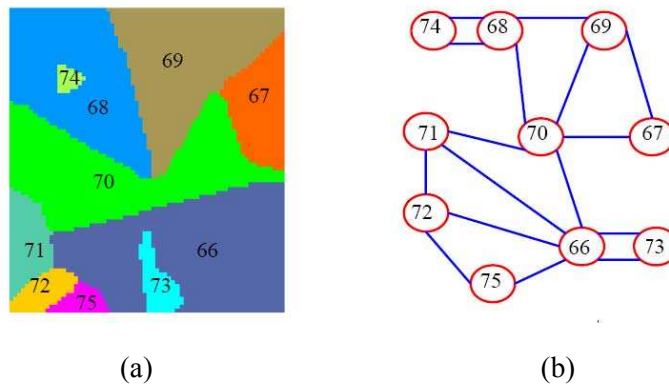


Figure 4.12. Diagramme de Voronoï utilisé pour étudier l'intersection des plans voisins (Ameri et Fritsch, 2000)

Dans les Figures 4.12a et 4.12b les numéros sont les numéros des plans. De plus, dans la Figure 4.12b les droites bleues représentent les relations de voisinages entre les plans du toit.

L'intérêt d'utiliser le diagramme de Voronoï est de faire intervenir, dans la segmentation, les relations topologiques entre les plans voisins. Ainsi, les paramètres définissant le modèle 3D sont améliorés. Ces améliorations sont basées sur des règles géométriques qui permettent de diminuer les déformations du modèle 3D obtenu.

La technique RANSAC est utilisée pour segmenter le nuage de points d'un bâtiment selon les plans du toit. Dans ce contexte, (Bretar et Roux, 2005) utilisent le « Normal Driven RANSAC (ND-RANSAC) » pour détecter les plans du toit d'un bâtiment. Dans ce but, ils calculent la normale de chaque point dans le nuage. Ensuite, l'algorithme RANSAC est appliqué sur les points ayant les mêmes normales. Par conséquent, le temps de traitement de cette méthode est plus grand que celui de la méthode précédente. De plus, elle fonctionne très bien si la densité de points est assez grande et la distribution de points est régulière. Par contre, si la densité de points est relativement petite, il y aura alors un risque d'obtenir des normales de points qui ne correspondent pas à la normale du plan qui les contient.

En général, le temps de traitement requis par la méthode RANSAC est négligeable en comparaison des autres méthodes de détection automatique de plans car on est limité à N itérations pour chaque plan. Par contre, cette technique est fragile en présence de bruit ou dans le cas d'une densité de points faible (cf. paragraphe 5.5).

La quatrième méthode de modélisation non paramétrique traite le cas de bâtiments complexes en opérant par croissance de région.

4.3.4. Calcul des plans moyens définissant les plans de toit (croissance de région)

Cette méthode est proposée par (Alharthy et Bethel, 2004). En entrée à son algorithme de modélisation, elle utilise uniquement le nuage de points 3D de bâtiment. Après avoir généré un modèle numérique de surface, une matrice mobile se déplace sur ce MNS. Pour chaque position de la matrice, l'algorithme calcule le plan moyen passant par l'ensemble des points du nuage situés à l'intérieur de la matrice mobile en respectant le principe des moindres carrés. La Figure 4.13a montre

le résultat de la segmentation. Dans un second temps, il propose une série de filtres pour remplacer les valeurs non fiables et diminuer les erreurs sur les points. La Figure 4.13b montre le résultat de segmentation après cette phase d'amélioration. Puis, on segmente le toit du bâtiment en utilisant un algorithme de croissance de région.

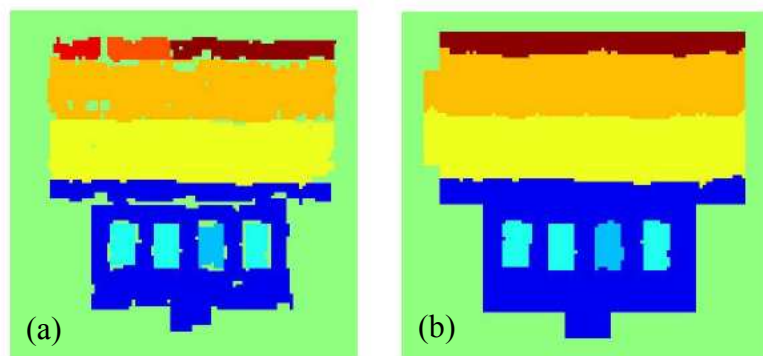


Figure 4.13. Résultat de segmentation avant (a) et après (b) amélioration (Alharthy et Bethel, 2004)

Enfin, pour modéliser les façades du bâtiment, son contour est extrait. On distingue alors deux cas principaux : le cas d'un bâtiment simple et celui d'un bâtiment complexe. Dans le premier cas, on justifie les côtés du contour pour qu'ils soient parallèles ou perpendiculaires à la direction principale du bâtiment (Alharthy et Bethel, 2002). Dans le deuxième cas, on utilise la technique de *Douglas-Peucker* proposée par (Douglas et Peucker, 1973) ou l'algorithme RANSAC (Forlani *et al.*, 2006 ; Forlani *et al.*, 2004) pour segmenter le contour du bâtiment selon ses côtés.

La cinquième méthode, expliquée dans le paragraphe suivant calcule également le plan moyen passant par chaque point et ses voisins, mais en intégrant des contraintes géométriques supplémentaires.

4.3.5. Calcul des plans moyens avec contraintes géométriques

Cette méthode est proposée par (Elaksher et Bethel, 2002). La donnée de départ utilisée dans cette méthode est le MNS du bâtiment. Elle calcule le plan moyen passant par chaque pixel et ses voisins. Les étapes essentielles de modélisation commencent par l'orientation du MNS selon les directions des axes principaux du bâtiment. Puis, on calcule les paramètres du plan moyen passant par chaque point et ses voisins en utilisant une matrice mobile 3 x 3. Pour chaque point, on peut calculer 9 plans en utilisant la technique des moindres carrés. Puis, selon la matrice mobile utilisée, on choisit le plan présentant les plus petits résidus parmi les 9 plans calculés.

Ensuite, on segmente le bâtiment selon les plans composant son toit en utilisant un algorithme de croissance de région. Pour diminuer l'influence du bruit, on affine les paramètres des plans composant le toit du bâtiment en utilisant des contraintes géométriques. Ces contraintes géométriques prennent en compte les propriétés symétriques des éléments géométriques du toit. La Figure 4.14 présente le résultat d'une modélisation de ce type, après avoir intégré des contraintes géométriques comme le parallélisme ou la perpendicularité de certaines faces. Cela permet de rendre plus réaliste le modèle 3D obtenu.

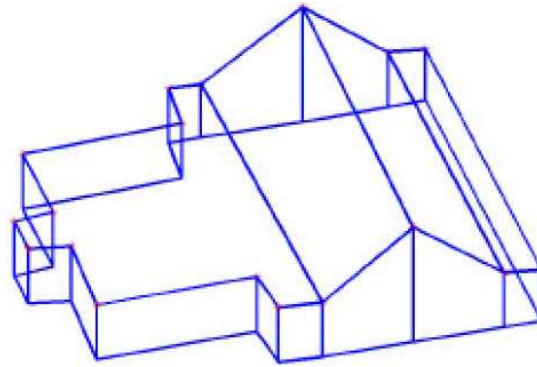


Figure 4.14. Modèle 3D d'un bâtiment après avoir pris en compte des contraintes géométriques telles que la symétrie des éléments géométriques du toit (Elaksher et Bethel, 2002)

(Elaksher et Bethel, 2002) suggère deux types d'améliorations au niveau de la modélisation des plans du toit. La première amélioration se situe au niveau du calcul des équations de plans, où ils tentent de réduire l'influence du bruit sur les équations de plans. Ensuite, le deuxième type d'amélioration se situe au niveau du calcul des frontières (bords) d'un plan en imposant des contraintes de symétrie.

La sixième et avant dernière méthode de modélisation non paramétrique se base sur le calcul des normales des points.

4.3.6. Utilisation du calcul des normales des points et des opérations de morphologie mathématique

Cette méthode est proposée par (Rottensteiner et Briesse, 2002). Elle emploie le nuage de points 3D et le MNS déduit du nuage du bâtiment. On calcule les normales des plans de toit du bâtiment en utilisant une matrice mobile 3×3 . L'utilisation de l'algorithme de croissance de région et de l'opération d'ouverture (opération morphologique) permet de segmenter le toit d'un bâtiment (cf. Figure 4.15a). Ensuite, les équations des plans du toit sont calculées en utilisant les moindres carrés.

Le défaut de cette série d'opérations est lié à l'influence du bruit sur les formes des plans obtenus. Pour diminuer celle-ci, on réitère les calculs après avoir éliminé les points présentant de grands résidus. Une fois les équations des plans du toit déterminées, on étudie les relations de voisinage entre ces plans. A nouveau, le diagramme de Voronoï intervient et permet de calculer l'intersection entre les plans voisins (cf. Figure 4.15b). Enfin, on calcule les contours de chaque plan de toit en faisant la distinction entre frontières intérieures des plans (faîtières), et les frontières extérieures (limites externes du toit).

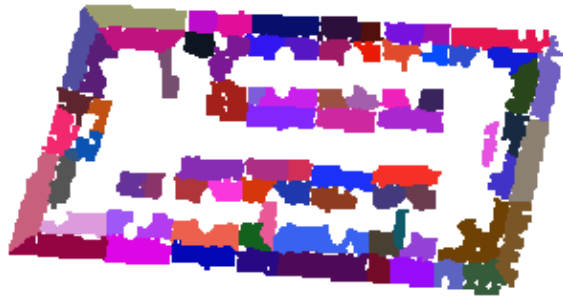


Figure 4.15a. Segmentation du toit de bâtiment après calcul des normales des points et opérations de morphologie mathématique (Rottensteiner et Briese, 2002)



Figure 4.15b. Étude des relations de voisinage en utilisant le diagramme de Voronoï (Rottensteiner et Briese, 2002)

Pour modéliser les façades de bâtiment, on se base sur les frontières extérieures des plans du toit détectées lors de l'opération de segmentation. Les façades sont donc déduites des toits. Par conséquent, une façade n'est pas forcément représentée par un seul plan, car chaque façade est généralement liée à plusieurs plans caractérisant le toit (cf. Figure 4.16).

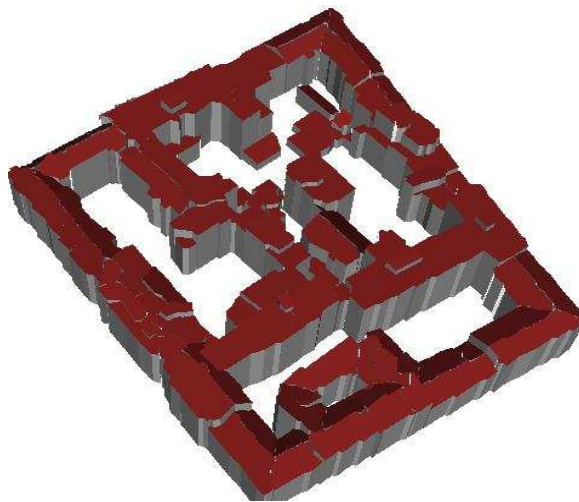


Figure 4.16. Calcul des façades à partir de la modélisation des plans du toit (Rottensteiner et Briese, 2002)

Cette méthode présente une conception intéressante au niveau de la modélisation de façades de bâtiments. En effet, dans les méthodes précédentes, une façade est supposée décrite par un seul plan, alors qu'elle est représentée ici par un ensemble de plans.

La dernière méthode présentée dans cet état de l'art utilise la triangulation de Delaunay.

4.3.7. Utilisation de la triangulation de Delaunay

Cette méthode est proposée par (Hofmann, 2004). Elle est utilisée pour modéliser un bâtiment quelconque et se base exclusivement sur un nuage de points 3D.

La première étape de modélisation consiste à calculer une triangulation par la méthode de Delaunay à partir du nuage de points du bâtiment (cf. Figure 4.17). Ensuite, on calcule les équations des plans des triangles dans l'espace euclidien 3D (X, Y et Z). Chaque triangle peut être présenté par un seul point dans l'espace de paramètres (cf. paragraphe 4.3.2). Puis, on regroupe les triangles appartenant au même plan. Ces opérations nous permettent de segmenter le bâtiment en deux classes : les points appartenant au toit et les points appartenant aux façades. Enfin, on étudie les intersections entre les plans voisins et on calcule les équations des plans des façades et du toit du bâtiment.

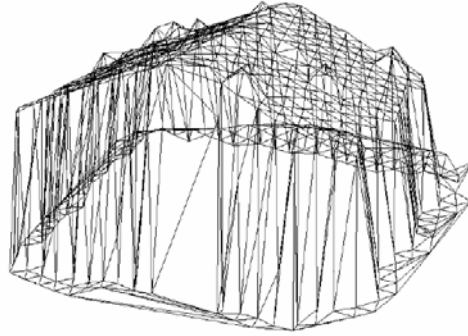


Figure 4.17. Modélisation non paramétrique par triangulation de Delaunay (Hofmann, 2004)

L'avantage de cette méthode est qu'elle utilise exclusivement le nuage de points pour calculer le modèle 3D de bâtiment, sans passer par un MNS intermédiaire. De plus, elle utilise tous les points c'est-à-dire aussi bien les points distribués sur le toit que ceux distribués sur les façades. Par contre, elle souffre forcément de tous les inconvénients liés à l'utilisation de la transformée de Hough (cf. paragraphe 4.3.2).

Cet état de l'art présente un éventail des principales méthodes de modélisation paramétrique et non paramétrique de bâtiments à partir d'un nuage de points lidar. Il est nécessaire à présent d'analyser leurs avantages, leurs inconvénients et les solutions proposées face aux difficultés rencontrées dans chacune d'elles.

4.4. Analyse des avantages et inconvénients des méthodes de modélisation

L'état de l'art précédent a mis en évidence deux catégories d'approches ayant pour but de modéliser un bâtiment. La première est basée sur l'utilisation d'un modèle paramétrique et traite les bâtiments quelconques à condition de pouvoir les décomposer en bâtiments simples. La deuxième catégorie est basée sur l'utilisation d'un modèle non paramétrique et propose des séries d'opérations permettant, au contraire, de modéliser un bâtiment quelle que soit sa forme.

L'avantage fondamental de la modélisation paramétrique d'un bâtiment est de fournir des modèles géométriques sans déformations visibles. Cet atout provient du fait qu'elle se contente de calculer les paramètres de modèles basiques et connus, répertoriés dans une bibliothèque plus ou moins complète. De plus, il faut souligner la grande vitesse de calcul rendue possible par ces méthodes.

Toutefois, ces modélisations paramétriques ont des inconvénients. L'inconvénient majeur réside dans le fait qu'elles ne proposent qu'un nombre réduit de modèles de bâtiments. De plus, ces modélisations ne sont fiables que si la densité de points est relativement élevée (supérieure à 2 points/m²) et homogène. D'autre part, les techniques proposées par rapport à la décomposition du bâtiment complexe en un ensemble de bâtiments simples ne prennent en compte que le plan horizontal du

bâtiment. Enfin, l'hypothèse de base selon laquelle un bâtiment complexe (bloc de bâtiments) peut être décomposé en un ensemble de bâtiments basiques simples n'est pas toujours vérifiée dans la réalité. Toutes ces raisons font que cette piste ne sera pas poursuivie pour développer notre démarche de modélisation, un des objectifs du sujet de thèse étant de pouvoir modéliser un bâtiment quelconque.

En ce qui concerne les modélisations non paramétriques, sept méthodes différentes ont été évoquées. Elles utilisent parfois des données complémentaires aux nuages de points. L'avantage essentiel de ces méthodes est qu'elles traitent le cas d'un bâtiment quelconque, c'est-à-dire aussi bien le cas d'un bâtiment complexe que le cas de blocs de bâtiments. Dans ce contexte, se pose la question du pourcentage de réussite d'un tel algorithme. C'est-à-dire, est-ce qu'un algorithme de modélisation automatique non paramétrique arrive à modéliser tous les genres de bâtiments, quel que soit le niveau de complexité architecturale ou quelles que soient les caractéristiques du nuage de points ? De plus, en supposant qu'un tel algorithme arrive effectivement à modéliser un bâtiment, où se situent les différences entre le modèle obtenu et le bâtiment réel ? Autrement dit, quel est le niveau de généralisation effectué pour accéder à un modèle réaliste ?

Il est délicat de répondre aux deux dernières questions sans avoir développé et testé chaque algorithme séparément. Par ailleurs, il faut aussi pouvoir l'appliquer à un grand nombre de nuages de points de caractéristiques différentes et couvrant des secteurs urbains différents de par leur complexité architecturale. Seulement après application de chacune des méthodes sur chaque type de données, on pourra émettre un avis fondé sur l'efficacité de ce genre d'algorithme. Comme il est exclu de développer chacune des méthodes, ces dernières seront analysées et comparées sur la base du principe de modélisation employé. On pourra ensuite faire un choix argumenté sur la méthode à favoriser.

L'inconvénient de la modélisation non paramétrique provient des deux étapes essentielles amenant au modèle du bâtiment, à savoir :

1. La modélisation des plans du toit du bâtiment.
2. La modélisation des plans des façades du bâtiment.

Le problème majeur de la modélisation des plans du toit d'un bâtiment à partir d'un nuage de points 3D est qu'elle fournit des modèles déformés. Ces déformations importantes proviennent entre autres de l'utilisation de principes mathématiques purs lors du calcul des équations de plans et de leurs intersections. Ainsi, en présence d'un bâtiment de forme architecturale un peu complexe ou dans le cas d'un bloc de bâtiments, le modèle 3D obtenu contiendra beaucoup de déformations visuelles, car il sera très difficile de déterminer les valeurs adéquates des seuils intervenant dans le traitement.

Les autres causes de déformations visuelles sont énumérées ci-dessous.

- 1- La modélisation est fondée sur l'hypothèse qu'un bâtiment, dans le cas général, se compose d'un ensemble de plans et de droites (arêtes du bâtiment). Or on sait bien que les surfaces d'un bâtiment ne peuvent pas être représentées par des plans dans le sens mathématique du terme. En effet, une équation de plan calculée à partir de l'ensemble de points distribués sur une surface externe d'un bâtiment ne représente pas parfaitement cette surface. Elle s'approche de la réalité si les points sont très bien distribués sur la surface et que leurs coordonnées ne comportent pas d'erreurs.
- 2- Les coordonnées des points du nuage contiennent des erreurs dès leur acquisition (une précision sur la position des points, artéfacts, multi-trajets).
- 3- L'irrégularité de la distribution des points du nuage sur le toit du bâtiment peut générer des erreurs. En effet, pour la même surface d'un toit d'un bâtiment, il arrive que l'on constate des densités de points variables.
- 4- La densité de points joue un rôle important sur la diminution des déformations obtenues. Si la densité augmente, la quantité de déformations diminue et vice versa.

- 5- L'interpolation du nuage de points a un effet positif et un effet négatif. D'une part, elle aide à éliminer les points situés sur les façades de bâtiment, à obtenir un réseau de points régulier et à lisser par rééchantillonnage une quantité importante d'erreurs. D'autre part, elle génère des erreurs indésirables si la valeur du pas du MNS ne correspond pas à la densité de points ou s'il y a des zones vides de points.
- 6- Le bruit et les détails sur un toit de bâtiment sont considérés comme de vrais obstacles, car ils génèrent des déformations intolérables sur les modèles finaux.

Évidemment, les modélisations paramétriques ne présentent pas ces problèmes de déformations visuelles, puisque les seules erreurs dans ce type de modèle peuvent provenir du choix des valeurs de paramètres de bâtiment ou de la sélection du type de bâtiment.

Plusieurs solutions ont été proposées dans la littérature pour tenter de résoudre ce problème de déformations survenant dans les modèles non paramétriques. On peut citer les plus courantes :

- 1- Utilisation de contraintes géométriques au niveau du parallélisme ou de la perpendicularité des arêtes de façades ou de toits (Haala et Brenner, 1997).
- 2- Détermination de l'axe principal de chaque plan pour respecter les conditions de symétrie (Elaksher et Bethel, 2002).
- 3- Répétition des calculs pour éliminer les points qui présentent des résidus importants (Rottensteiner et Briese, 2002 ; Rottensteiner, 2003).
- 4- Pré-traitement du nuage de points ou du MNS afin d'éliminer le bruit et d'obtenir des données homogènes (Alharthy et Bethel, 2004 ; Alharthy et Bethel, 2002).
- 5- Application d'opérations de morphologie mathématique pour adapter les formes des segments obtenus (Rottensteiner et Briese, 2002 ; Rottensteiner, *et al.*, 2004).
- 6- Application de filtres pour éliminer les points indésirables avant le calcul du modèle (Haala et Brenner, 1997).

Evidemment, l'application de chacune des solutions précédentes permettra de résoudre certains problèmes, mais d'en introduire d'autres, qui remettent parfois en question l'intérêt même de ces solutions. Pour cette raison, on préfère concevoir une approche indépendante des solutions exposées ci-dessus, mais qui s'inspire néanmoins de leurs avantages.

Dans un second temps, pour modéliser les façades de bâtiment, toujours à partir de modèles non paramétriques, on doit d'abord détecter le contour du bâtiment. Soit on décide de détecter le contour du bâtiment avant de segmenter le toit en plans tel que le proposent (Maas et Vosselman, 1999 ; Vosselman, 1999 ; Ruijin, 2004 ; Cho *et al.*, 2004) ; soit on segmente d'abord le bâtiment pour en extraire ensuite le contour (Rottensteiner et Briese, 2002 ; Rottensteiner, 2003).

En décidant de détecter d'abord le contour du bâtiment, (Maas et Vosselman, 1999) considèrent que le bâtiment est un seul objet, dont le contour est composé de polygones fermés. Ce polygone permet de segmenter le nuage selon les côtés du bâtiment, ce qui amène ensuite au calcul des équations des plans de façades. Dans ce cas, chaque façade sera représentée par un seul plan (cf. Figure 4.18b). En revanche, si l'on décide de segmenter d'abord le bâtiment pour en extraire ensuite le contour, ce dernier sera défini par l'ensemble des frontières (bords) extérieures des plans du toit de bâtiment. Dans ce cas, chaque façade sera représentée par un ensemble de plans (cf. Figure 4.18a).

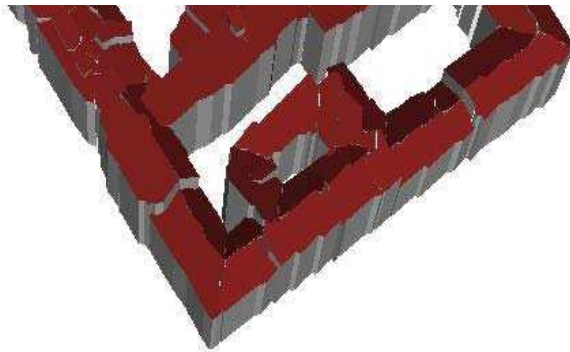


Figure 4.18 a. Modèle obtenu après les étapes de segmentation du bâtiment puis d'extraction de contour (Rottensteiner et Briese, 2002)

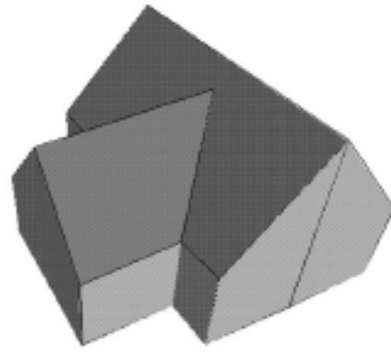


Figure 4.18 b. Modèle obtenu après les étapes d'extraction de contour puis de segmentation du bâtiment (Maas et Vosselman, 1999)

Une comparaison simple des modèles présentés dans les Figures 4.18a et 4.18b, nous permet de constater la différence nette entre les deux méthodes de calcul des façades. Le modèle dans la Figure 4.18a ne respecte pas la continuité d'une façade au contraire du modèle dans la Figure 4.18 b.

4.5. Conclusion

Pour modéliser un bâtiment à partir d'un nuage de points 3D lidar, deux méthodes essentielles se profilent dans la littérature : la modélisation paramétrique et la modélisation non paramétrique d'un bâtiment.

Nous avons vu que la méthode paramétrique est la plus simple et la plus rapide. Mais elle est limitée au traitement de bâtiments simples par leur géométrie. Ce bâtiment simple est associé à un modèle paramétrique prédéfini dans une bibliothèque, dont il suffit de déterminer les paramètres afin de le modéliser.

La seconde catégorie de modélisations traite le cas d'un bâtiment quelconque en proposant une série d'opérations aboutissant au calcul du modèle 3D d'un bâtiment. Malgré les risques probables d'obtention de modèles déformés, elle reste la seule méthode qui traite le cas général d'un bâtiment, de forme quelconque. La conception du modèle passe par la phase de modélisation des plans du toit puis de la modélisation des plans des façades. L'état de l'art a présenté les sept méthodes principales permettant de réaliser la modélisation des plans. Ces sept méthodes peuvent se résumer finalement par trois méthodes que sont la croissance de région, l'utilisation de la transformée de Hough et l'utilisation de la technique RANSAC. Chacune propose des techniques différentes pour segmenter le toit d'un bâtiment, mais elles reposent toutes sur le calcul d'un plan moyen.

Nous avons vu précédemment que l'hypothèse de base de la modélisation des toits de bâtiments est qu'un bâtiment, dans le cas général, se compose d'un ensemble des plans et de droites. Il est important ici de noter que la définition du plan dans ce contexte est complètement différente de la définition du plan en géométrie classique. La définition d'un plan en géométrie est une surface contenant une droite dans toutes directions. Par contre, la définition utilisée ici pour décrire un plan est une épaisseur de points comprise entre deux plans parallèles. En comparant la dernière définition avec les méthodes principales de modélisation non paramétrique, on trouve que la méthode qui se base sur l'utilisation de la technique RANSAC est la méthode la plus fiable. En effet, sa manière de rechercher des plans est

adaptée à la définition d'un plan lorsque la donnée de base est un nuage comportant en partie des artefacts.

La méthodologie que nous souhaitons adopter doit pouvoir traiter le cas d'un bâtiment quelconque. C'est pourquoi, nous nous emploierons à suivre la voie de la modélisation non paramétrique dans un premier temps. De plus, cette méthodologie doit répondre à la majorité des formes architecturales et à des caractéristiques différentes des nuages de points. Le niveau de la généralisation effectué doit être minimal, c'est-à-dire qu'un modèle 3D doit être le plus fidèle possible à la réalité.

Mais cela ne signifie pas que les idées rencontrées dans les méthodes paramétriques seront complètement écartées. Elles pourront intervenir par exemple lorsqu'il s'agira de modéliser des détails de toits des bâtiments (les cheminées et les fenêtres), en s'appuyant sur une bibliothèque de détails.

Pour conclure, le travail sera alors décomposé en deux parties. Dans un premier temps, il s'agira de modéliser les façades des bâtiments après détection et segmentation du contour des bâtiments. Dans un deuxième temps, il s'agira de modéliser le toit après segmentation du nuage de points selon les plans le composant. Enfin, le lien entre ces deux étapes essentielles de modélisation sera effectué. Le chapitre suivant présente l'algorithme de modélisation développé dans ce travail, en détaillant toutes les opérations qu'il comprend. Il sera ensuite testé dans le Chapitre 6, tout comme l'algorithme de segmentation développé dans le chapitre précédent.

Chapitre 5

Modélisation automatique de bâtiments à partir de données lidar

Les traitements introduits par les Chapitres 2 et 3 ont permis d'aboutir à la segmentation automatique d'un nuage de points pour en extraire automatiquement les bâtiments. Le Chapitre 4 a présenté les méthodes fondamentales employées en modélisation 3D dans l'optique d'une modélisation automatique de bâtiments à partir de données laser. Nous nous emploierons à suivre le chemin de la modélisation non paramétrique pour traiter le cas d'un bâtiment quelconque et pour générer un modèle 3D qui soit le plus fidèle possible au nuage de points du bâtiment.

L'objet de ce chapitre est de justifier et décrire la méthodologie développée pour modéliser les bâtiments à partir de données lidar. Les données sur lesquelles se base cette méthodologie sont simplement un nuage de points 3D couvrant un bâtiment quelconque. Elle ne s'appuie pas pour l'instant sur le masque de bâtiments que fournit la segmentation vue dans les Chapitres 3 et 4. L'idée derrière cette décision est de considérer la modélisation dans son ensemble, avec les défauts et qualités qu'elle présente, sans être perturbée par des défauts pouvant provenir des étapes de la segmentation préalable. Cette séparation momentanée permettra d'effectuer un bilan des erreurs et une analyse des résultats indépendants du bilan considéré à l'issue de la segmentation. Le passage d'un bâtiment à l'ensemble d'une ville, c'est-à-dire le sujet du couplage des développements effectués pour la segmentation et pour la modélisation sera abordé dans le Chapitre 6.

La modélisation d'un bâtiment telle que développée dans cette thèse se décompose en trois phases comme l'illustre la Figure 5.1 : la modélisation des façades du bâtiment, suivie de la modélisation 2D du toit et enfin, à partir de ces deux résultats on reconstruit le modèle 3D complet du bâtiment.

Le choix de modéliser les façades avant de modéliser le toit, et non pas l'inverse, permet de fournir un modèle géométrique des façades plus fiable. En effet, lorsque les façades sont déduites des toits, celles-ci sont souvent composées d'un nombre de plans excessifs et l'introduction de contraintes géométriques pour les rectifier devient plus difficile.

Ce cinquième chapitre est consacré à la description de chacune des phases de modélisation évoquée dans la Figure 5.1. Pour finir, les paramètres de modélisation intervenant dans cette chaîne de traitements seront analysés et alimenteront la discussion sur le caractère automatique de la modélisation de bâtiments.

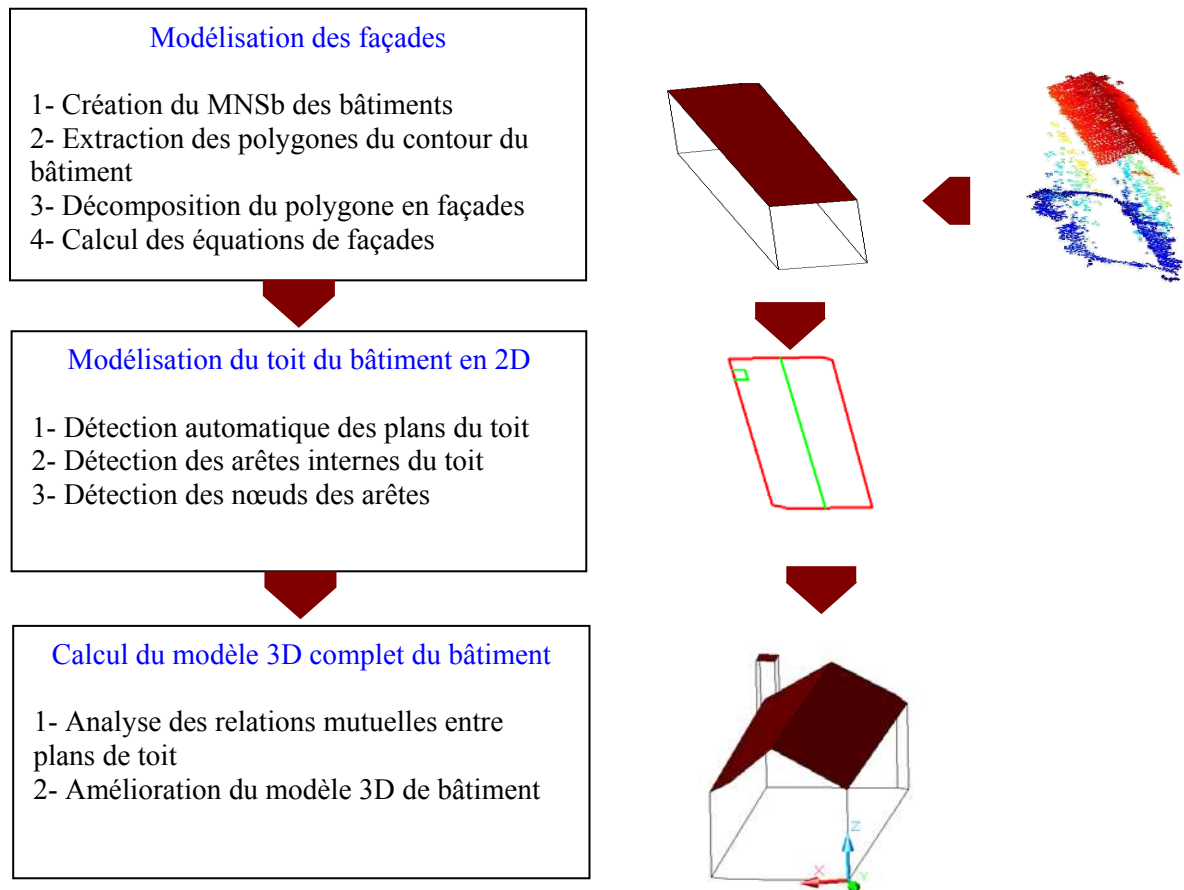


Figure 5.1. Méthodologie développée pour modéliser automatiquement un bâtiment en 3D

5.1. Modélisation des façades des bâtiments

La modélisation automatique des façades du bâtiment s'appuie exclusivement sur le nuage de points 3D. Elle permet de calculer automatiquement le modèle 2D du contour du bâtiment. Par conséquent, en considérant que les façades du bâtiment sont verticales, cette étape va permettre de fournir d'ores et déjà un modèle 3D de bâtiment avec un toit plat.

Pour accéder aux équations des façades, il faut avant tout les détecter puis les isoler afin de pouvoir les considérer individuellement. Cela nécessite tout d'abord une détection du contour du bâtiment, qui sera décrit par un polygone. Ce polygone sera ensuite décomposé en primitives qui représenteront chacune une façade de bâtiments.

En résumé, les étapes essentielles suivies pour obtenir le modèle des façades de bâtiment seront les suivantes :

- 1- Création du modèle numérique de surface binaire de bâtiment (MNSb).
- 2- Extraction des polygones des contours de bâtiments.
- 3- Décomposition du polygone de contour du bâtiment en primitives représentant les façades de bâtiment qui soit les plus fidèles possibles au nuage de points.
- 4- Calcul des équations de façades de bâtiment.

La donnée ou produit livré par la chaîne de segmentation en amont est le masque de bâtiments (sous forme d'une image binaire) (cf. Chapitre 3). Ce masque est une couche d'information sur laquelle va

se baser ultérieurement la modélisation des bâtiments. Avant de l'employer dans sa globalité, il se limitera le temps de ce chapitre à un seul bâtiment. La conversion du nuage de points d'un bâtiment en image binaire (masque de bâtiment) fait l'objet du paragraphe suivant.

5.1.1. Création du MNSb des bâtiments

Le MNSb est un modèle numérique de surface binaire du bâtiment obtenu à partir du nuage de points 3D couvrant le bâtiment à modéliser. Il s'agit d'une matrice binaire qui contient deux types de pixels, soit des pixels couvrant un bâtiment (de valeur 1) soit des pixels dépourvus de bâtiments (de valeur 0). Pour calculer cette matrice, on superpose le nuage de points à une grille régulière dont le pas est défini par l'Equation 3.3 dans le Chapitre 3. Si le pixel est vide de points, on lui donne la valeur 0, sinon la valeur 1 (cf. Figure 5.3a).

En général, le corps du bâtiment est composé de points répartis irrégulièrement, ce qui génère la présence de pixels de valeur nulle au cœur même du bâtiment (cf. Figure 5.3a). Dans ce cas, des opérateurs de morphologie mathématique permettent de combler ces trous. Afin de détecter rapidement et de façon efficace les pixels susceptibles de faire partie du corps du bâtiment, quatre matrices mobiles ont été appliquées au MNSb. Elles permettent de tester les pixels voisins d'un pixel de valeur 0 (cf. Figure 5.2). La réunion des quatre matrices générées par ce biais permet de mettre en évidence le corps du bâtiment. En effet, les pixels de valeur 0 ou 1 à l'issue de ce traitement signifient qu'il y a au maximum un pixel non nul dans le voisinage. Par contre, les pixels de valeur 2 signifient qu'au moins deux pixels non nuls sont avoisinants, ce qui est caractéristique pour un pixel du corps du bâtiment. En général, l'application à deux reprises de cet opérateur morphologique sera suffisante pour remplir tous les pixels vides dans le corps du bâtiment (cf. Figure 5.3b).

0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1

Figure 5.2. Matrices mobiles utilisées pour remplir les pixels vides dans le corps de bâtiment

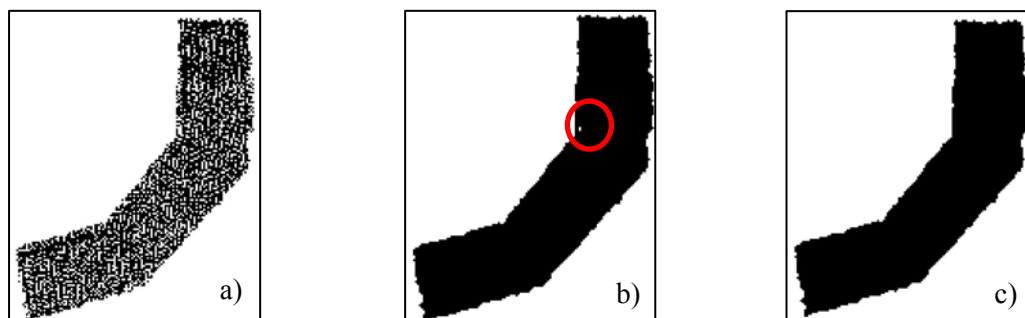


Figure 5.3. Calcul du MNSb de bâtiment ; a) MNSb d'un bâtiment (en blanc, pixels de valeur 0, en noir, de valeur 1) ; b) MNSb après avoir rempli les pixels vides dans le corps de bâtiment. Le point blanc dans le cercle rouge représente du bruit ; c) MNSb après avoir éliminé le bruit par introduction du seuil S_{cours}

Malgré l'application de ces filtres, des zones vides de points peuvent subsister. Soit elles proviennent de l'hétérogénéité de la distribution des points, soit elles représentent des éléments spécifiques se rapportant au bâtiment, comme par exemple une cour intérieure. C'est pourquoi un seuil S_{cours} (pour « seuil de discrimination des cours intérieures du bâtiment ») fixé préalablement par l'opérateur et basé sur la superficie de la zone permettra de la conserver si celle-ci est de taille significative pour l'objectif recherché. La Figure 5.3c montre que les zones provenant d'un manque de points (cercle rouge dans la Figure 5.3b) sont comblées après application de ce seuil.

Une fois le MNSb créé, on peut s'attacher à extraire le(s) polygone(s) des contours de bâtiments.

5.1.2. Extraction des polygones des contours de bâtiments

Ce paragraphe explique le raisonnement suivi pour extraire le ou les polygone(s) de contour de bâtiment à partir du MNSb calculé précédemment. On appelle « contours » les frontières extérieures ou intérieures d'un bâtiment. Normalement, un bâtiment a plusieurs polygones de contour si son corps contient des cours intérieures dégagées (cf. Figure 5.4a).

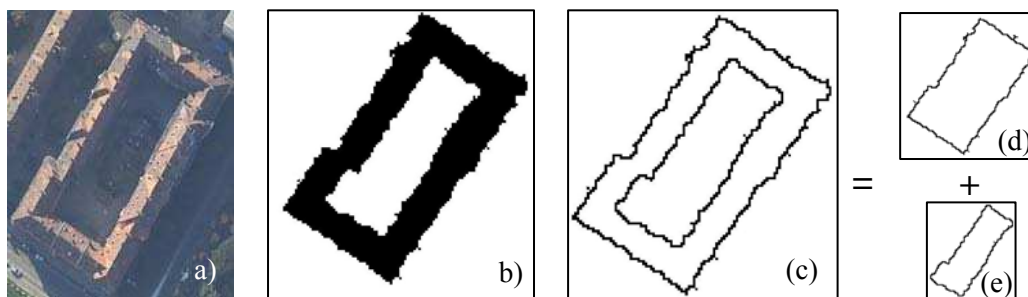


Figure 5.4. Détection des pixels composant le contour d'un bâtiment et séparation des polygones la composant. a) Photo aérienne du bâtiment étudié ; b) Cas d'un bâtiment ayant plusieurs polygones du contour ; c) Pixels représentant le contour du bâtiment ; d) Polygone intérieur ; e) Polygone extérieur

On constate à partir de la Figure 5.4b qu'un pixel de contour de bâtiment se caractérise par le fait qu'il a la valeur 1 et a pour voisin au moins un pixel de valeur 0. Cette constatation permet de détecter facilement les pixels composant l'emprise au sol du bâtiment et d'éliminer les autres points (cf. Figure 5.4c). Concrètement, on utilise le filtre ci-dessous (cf. Figure 5.5) et on l'applique sur le MNSb.

1	1	1
1	0	1
1	1	1

Figure 5.5. Matrice du filtre utilisé pour extraire le contour du bâtiment

Comme le montre la Figure 5.6a, l'application de ce filtre aux pixels non nuls génère une image dans laquelle on trouve huit valeurs différentes :

- 1- Pixels de valeur 8 : ce sont des pixels qui appartiennent au corps de bâtiment.
- 2- Pixels de valeur de 1 à 7 : ce sont des pixels qui appartiennent au(x) contour(s) du bâtiment.

Une fois les contours détectés, dans le cas où le bâtiment a plusieurs polygones de contour (comme celui représenté dans la Figure 5.4), on les sépare en utilisant un algorithme de croissance de région (cf. Annexe I, paragraphe I.1 pour l'explication de l'algorithme de croissance de région). Le résultat est présenté dans les Figures 5.4c, 5.4d et 5.4e. Ensuite, les traitements suivants sont appliqués sur chacun d'eux séparément.

Après avoir extrait les polygones des contours de bâtiments, il faut les approcher par un ensemble de droites afin de rendre le contour rectiligne. Cette opération de vectorisation du contour fera l'objet du paragraphe 5.1.3. Pour optimiser la position des droites composant le contour, il est toutefois utile d'en retirer au préalable les défauts liés au bruit ou aux points parasites.

Suite à plusieurs expérimentations et comme le montre la Figure 5.6b, on observe que les pixels « parasites » sont ceux dont la valeur est inférieure à 5. Pour écarter ces pixels, on peut utiliser l'hypothèse qu'un pixel du polygone de contour ne devrait avoir que deux pixels voisins. Le résultat d'application de ces clauses est présenté dans la Figure 5.7b.

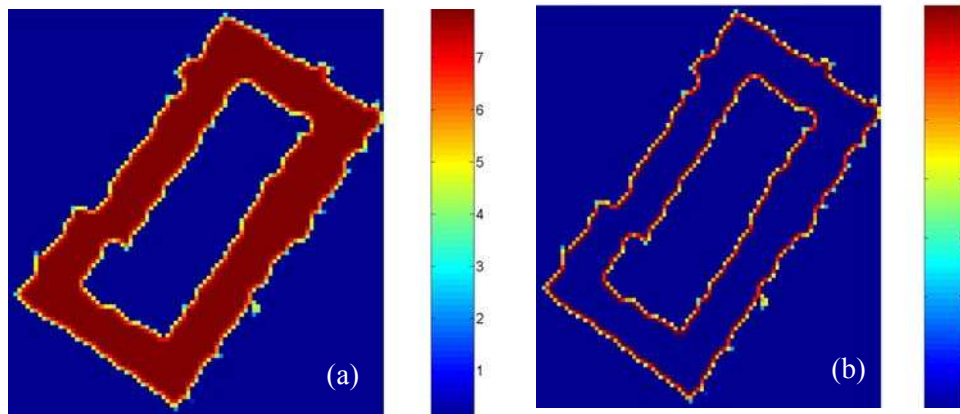


Figure 5.6. Extraction des polygones des contours d'un bâtiment ; a) Corps de bâtiment et contours; b) Pixels représentant le contour de bâtiment (valeurs entre 1 et 7)

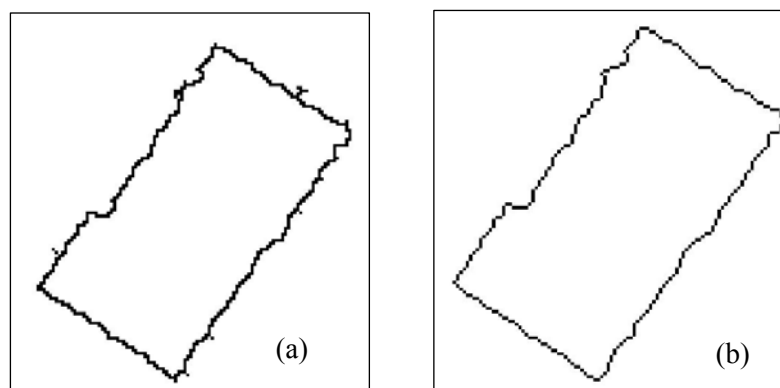


Figure 5.7. Polygone de contour du bâtiment. a) Avec pixels parasites ; b) Après élimination des pixels parasites

Une fois le polygone de contour du bâtiment extrait et filtré, on peut se pencher sur sa décomposition selon les façades.

5.1.3. Décomposition du polygone de contour du bâtiment

Après avoir filtré le polygone de contour du bâtiment, on va s'intéresser à la décomposition de chaque polygone selon les façades du bâtiment. Pour ce faire, on utilise l'algorithme proposée par (Douglas et Peucker, 1973 ; Weidner et Forstner, 1995 ; Alharthy et Bethel, 2002 ; Alharthy et Bethel, 2004) et que l'on retrouve à maintes reprises dans la littérature. L'algorithme Douglas-Peucker est un algorithme récursif basique qui a prouvé son efficacité dans la simplification ou le lissage d'éléments non linéaires en formes rectilignes.

Cet algorithme a déjà été évoqué dans le paragraphe 2.2.1.4 du Chapitre 2 et son fonctionnement est détaillé dans l'Annexe I, paragraphe I.6. On retiendra que l'application de cet algorithme fait intervenir un seuil S (seuil inhérent à l'algorithme Douglas-Peucker) qui permet de détecter les sommets d'un polygone susceptibles d'être des coins de bâtiments. Pour ce faire, il relie les extrémités du polygone ouvert, issu de la décomposition (segment bleu foncé). Ensuite, il détecte les sommets situés à une distance d de ce segment et vérifiant $d > S$ (cf. Figure 5.8). Puis, l'algorithme répète cette opération jusqu'à ne plus trouver de sommet vérifiant $d > S$.

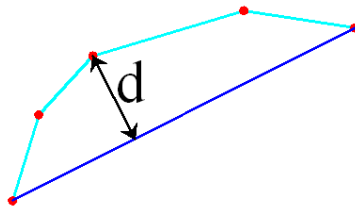


Figure 5.8. Calcul de la distance d intervenant dans l'algorithme Douglas-Peucker

A l'issue de ce processus, à chaque contour de bâtiment composé de n façades sont associées n listes de points représentant les coordonnées des pixels composant chaque façade individuellement. On a ainsi opéré une décomposition du contour en façades.

Il arrive que l'on obtienne deux listes de points représentant pourtant la même façade, à cause de la présence de points ayant de grands résidus par rapport à la droite moyenne (bruit ou points anormaux). Il est alors indispensable de fusionner les portions de contour représentant la même façade. Pour ce faire, on oriente le contour et on numérote les façades comme illustré dans la Figure 5.9. Par exemple, supposons que la liste des côtés obtenus à partir de l'algorithme de Douglas-Peucker soit selon la Figure 5.9 : 1 2 ; 5 6 ; 4 3 ; 3 2 ; 1 7 ; 4 5 ; 6 7. La mise en ordre séquentiel de cette liste donne la liste suivante: 1 2 ; 2 3 ; 3 4 ; 4 5 ; 5 6 ; 6 7 ; 7 1.

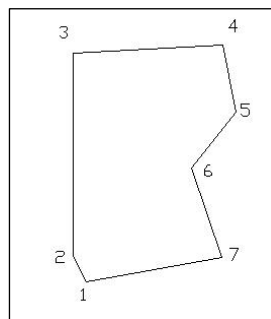


Figure 5.9. Orientation du contour du bâtiment et numérotation des façades

Pour savoir si deux côtés représentent la même façade, on étudie l'angle qu'ils forment entre eux (a) mais aussi les distances qui séparent les points les constituant (b).

- a) On considère chaque paire de côtés successifs et on calcule l'angle aigu qu'ils forment entre eux. Si cet angle est inférieur au seuil S_{angle} fixé par l'opérateur (par exemple $S_{angle} = 25^\circ$), on calcule la droite moyenne ajustant au mieux les pixels composant les deux façades en utilisant la théorie des moindres carrés (cf. Annexe III, paragraphe III.1.2).
- b) L'écart type moyen issu du calcul précédent est ensuite analysé. S'il est inférieur au seuil S_{dist} fixé par l'opérateur (par exemple $S_{dist} = 1$ pixel), on considère que les deux côtés représentent une seule droite et on en déduit l'équation de façade.

Ce dont on dispose à ce stade sont les coordonnées des pixels constituant les coins du bâtiment mais aussi la liste des pixels composant les façades. A ce stade, on peut donc passer au calcul des équations de toutes les façades du bâtiment.

5.1.4. Calcul des équations de façades du bâtiment

Pour calculer la droite moyenne passant par les points situés le long de chaque façade du bâtiment (dans le plan horizontal OXY), on respecte le principe des moindres carrés (cf. Annexe III, paragraphe III.1.2). La liste des points qui servira à calculer la droite décrivant le pied de la façade devra être filtrée préalablement, afin d'éliminer les points indésirables, c'est-à-dire les points les plus éloignés de la droite moyenne. Pour cela, il est nécessaire d'introduire un seuil supplémentaire S_{bruit} (pour « seuil d'élimination des points de bruit avant calcul de la droite moyenne ») qui permettra de se limiter aux points représentatifs de la façade, puis de recalculer la droite moyenne.

A présent, il faut recalculer les coordonnées des points d'intersection des droites, qui représentent aussi les coins du bâtiment dans le plan horizontal. Il serait alors possible d'exploiter les angles constitués par les façades et d'éventuellement introduire des contraintes de forme (ex : bâtiment de forme rectangulaire, dont les angles entre façades sont des angles droits).

On constate qu'on a calculé deux fois les coordonnées des coins du bâtiment : la première fois en utilisant l'algorithme Douglas-Peucker ; la deuxième fois par intersection de droites moyennes. En général, l'écart entre les deux résultats devrait être négligeable. Néanmoins, lorsque la régression linéaire n'est pas fiable, c'est-à-dire que le nombre de pixels de l'échantillon de calcul est faible ou lorsque la position des pixels s'éloigne d'une façade rectiligne (ex : la façade encerclée dans la Figure 5.10), on conserve le coin obtenu par Douglas-Peucker. Ce coin correspond à un point réellement acquis par le lidar, donc localisé sur le contour du bâtiment. Pour donner la possibilité à l'opérateur d'intervenir sur la qualité de la régression linéaire, l'écart en position entre les deux points est confronté à un seuil S_{coin} (pour « seuil de contrôle de position des coins du bâtiment »). Dans l'exemple de la Figure 5.10, la façade encerclée en rouge sera calculée à partir des coins calculés par Douglas-Peucker.

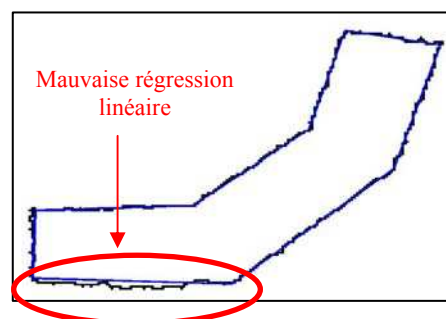


Figure 5.10. Contour final (en bleu) plaqué sur le contour détecté (en noir)

On notera que l'équation de la droite dans le plan OXY, de type $Y = aX + b$, correspond à un plan dans l'espace OXYZ (cf. Annexe III, paragraphe III.2.2). Ce plan contient la droite précédente et est

également parallèle à l'axe vertical OZ. En d'autres termes, l'équation du côté du polygone de contour du bâtiment dans le plan horizontal OXY correspond donc à l'équation du plan de façade du bâtiment dans l'espace OXYZ.

La série de procédures présentée dans les paragraphes précédents permet de calculer automatiquement le modèle 3D d'un bâtiment avec un toit plat. Passons à présent à l'application de ces procédures à un nuage de points.

5.1.5. Résultat du calcul des façades du bâtiment

A présent nous disposons d'une donnée cruciale pour la modélisation : l'équation de chaque façade. Par conséquent il est déjà possible à ce stade de générer des bâtiments, mais ayant un toit plat, comme le suggère (Wang *et al.*, 2006). Il suffit pour cela de calculer l'altitude moyenne du bâtiment et de construire son modèle 3D avec toiture terrasse (cf. Figure 5.11). Si on souhaite pousser l'analyse plus loin afin de se rapprocher d'un modèle réaliste, il est nécessaire d'étudier la forme de son toit, ce qui fait l'objet du paragraphe suivant.

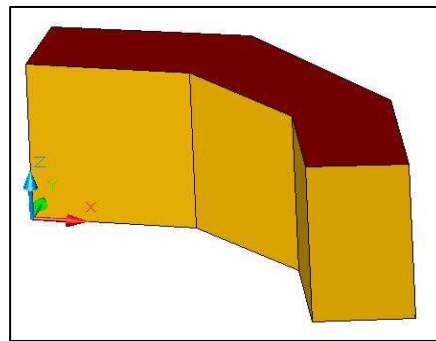


Figure 5.11. Modèle 3D d'un bâtiment avec un toit plat

Une évaluation de la qualité des résultats ne sera pas abordée dans cette partie, mais trouvera toute sa place dans le Chapitre 6, lorsque sera analysée la précision de chaque séquence de traitement, dont celle de la détermination des façades. Néanmoins, afin d'illustrer les résultats obtenus à ce stade des traitements, la Figure 5.12 présente le modèle 3D obtenu sur l'ensemble du site Hermanni. Dans ce modèle on considère que les toits des bâtiments sont plats.

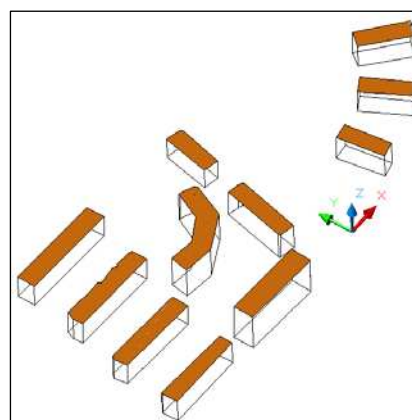


Figure 5.12. Modèle 3D du site Hermanni avec toits plats

Une fois les façades modélisées, on peut poursuivre le traitement et s'attaquer aux toits des bâtiments.

5.2. Modélisation des toits des bâtiments en 2D

L'expérience montre qu'il vaut mieux modéliser les toits en 2D puis effectuer le passage vers la 3D, plutôt que de vouloir modéliser directement en 3D. En effet, une fois les plans de toits détectés, il est assez aisé d'en extraire les arêtes, puis les nœuds ainsi que les relations mutuelles entre plans voisins. Ensuite, à partir des équations des plans, le passage de la 2D à la 3D peut être effectué.

Au cours de la modélisation 2D des toits, on rencontrera deux types d'arêtes : les arêtes du toit et les arêtes périphériques. Au niveau terminologique, une arête de toit est une arête séparant deux plans du toit. Tandis qu'une arête périphérique est une arête séparant un plan de toit d'un plan de façade. Dans un souci de simplification, on appellera les premières, des « arêtes internes » et les secondes des « arêtes externes » ou encore « arêtes de contour ».

Le paragraphe précédent a exposé l'approche proposée pour modéliser automatiquement les façades des bâtiments à partir, exclusivement, du nuage de points 3D. A ce stade, la méthode proposée permet de générer un modèle 3D de bâtiment avec un toit plat.

Si cette simplification de la forme du toit de bâtiment n'est pas acceptable, il est nécessaire de le modéliser plus finement, donc de se concentrer sur le nuage de points couvrant le toit des bâtiments. Les données de départ sont le nuage de points du bâtiment et la liste des côtés du polygone de contour du bâtiment dans le plan horizontal OXY. Dans cette liste, chaque côté est décrit par ses deux extrémités et occupe un rang précis dans la liste.

Pour résumer, les étapes principales de modélisation 2D des toits des bâtiments sont au nombre de quatre :

- 1- Détection automatique des plans du toit en 2D.
- 2- Détection des arêtes internes de toit.
- 3- Détection des nœuds du toit.

Les paragraphes suivants expliquent chacune de ces étapes de traitements.

5.2.1. Détection automatique de plans de toit

Le Chapitre 4 a montré que sur le thème de la détection automatique de plans de toit d'un bâtiment à partir de données lidar, trois méthodes principales se dégageaient de la littérature : la croissance de région, la transformée de Hough et l'algorithme RANSAC (cf. page 86). Pour choisir la méthode la plus efficace, plusieurs investigations et expériences ont été réalisées sur la base de données lidar acquises sur plusieurs sites et ayant des caractéristiques de densité différentes (Tarsha-Kurdi *et al.*, 2007). Il en est ressorti que l'algorithme RANSAC fournissait les meilleurs résultats, tant d'un point de vue vitesse de traitement que qualité de détection des plans de toits. Cet algorithme a également été étendu à un cas plus général, de façon à dépasser les limites qui lui sont connues.

L'Annexe I, paragraphe I.5 rappelle le principe de fonctionnement de l'algorithme de RANSAC classique. Les données dont il a besoin en entrée sont les suivantes :

- 1- Le nuage de points 3D lidar (X, Y, Z).
- 2- Un seuil de tolérance sur la distance noté S_t , qui représente la distance tolérable entre les points du nuage et le plan calculé sur la base de ces points.
- 3- Un seuil définissant le nombre maximal de points composant un même plan ($nb_pts_plan_prévisible$). La valeur de ce seuil peut être calculée à partir de la densité de points et de la superficie du plus grand plan attendu.
- 4- La probabilité α de trouver un « bon plan » pendant le processus itératif.

Dans l'objectif de détection de l'ensemble des plans du toit d'un bâtiment à partir d'un nuage de points, l'algorithme RANSAC classique est appliqué de façon itérative. A chaque itération, la liste des points détectés est exclue du nuage de points original. Cette opération sera répétée jusqu'à ce que l'algorithme ne parvienne pas à trouver un « meilleur » plan. Un plan est « meilleur » que le précédent lorsque le nombre de points qui lui est affecté est plus grand que pour le plan précédent, sinon, il est rejeté. Cette désignation sur la base uniquement du nombre de points est insuffisante. En effet, on a constaté que le pourcentage d'échecs de détection automatique de plans des toits monte jusqu'à 30% des bâtiments testés, ce qui représente presque un tiers de la zone étudiée.

Dans ce contexte, il a été décidé d'étendre l'algorithme RANSAC classique de façon à améliorer la qualité géométrique et la quantité de plans détectés. La Figure 5.13 expose l'organigramme de l'algorithme RANSAC étendu.

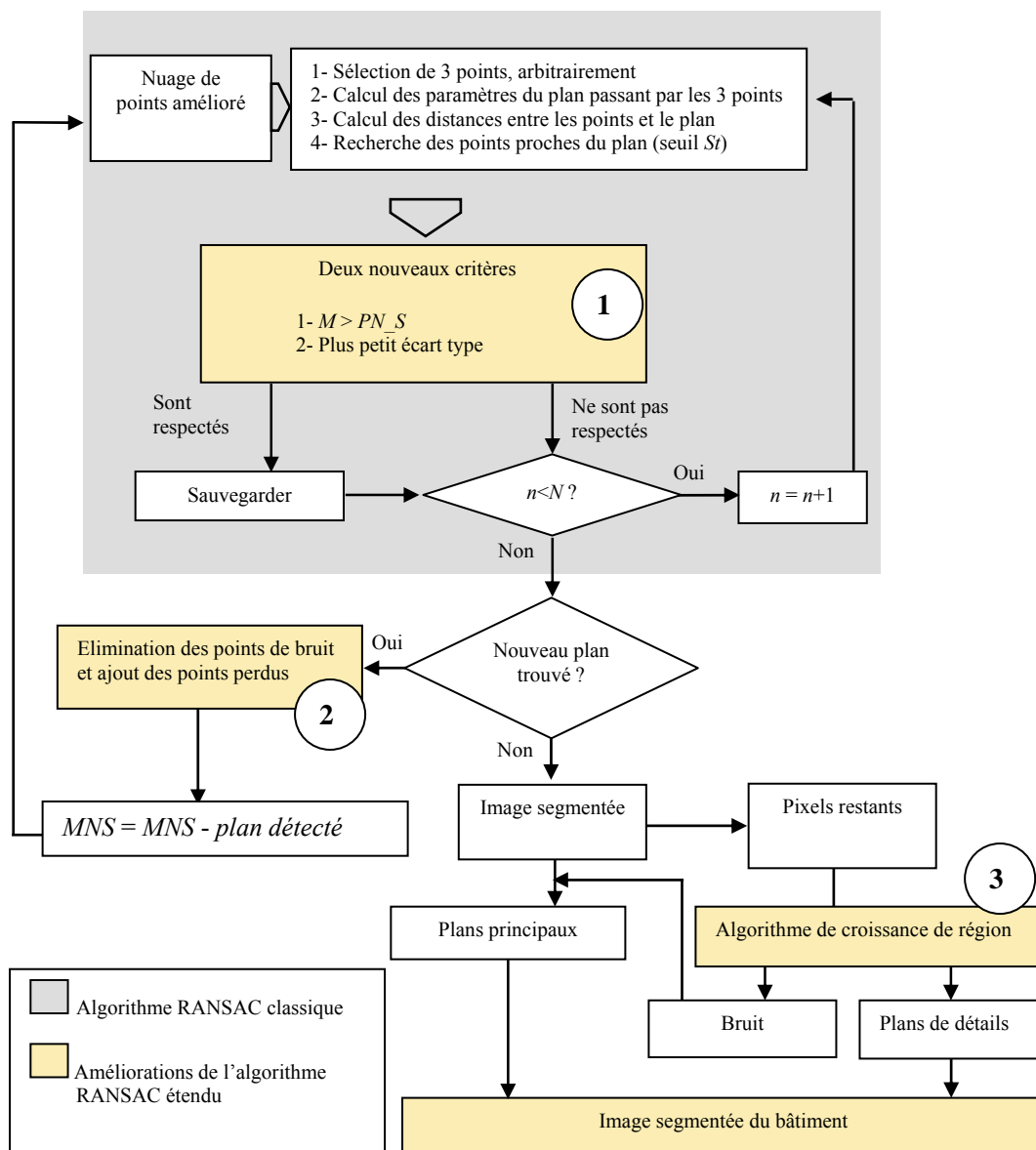


Figure 5.13. Organigramme de l'algorithme RANSAC étendu

M : nombre de points contenus dans le plan calculé

n : compteur de 1 à N

N : nombre d'itérations

PN_S : seuil représentant le nombre minimal de points contenu dans un plan

Remarque : les numéros encadrés dans la Figure 5.13 représentent les étapes où il a été nécessaire d'intervenir pour améliorer l'algorithme RANSAC. Le paragraphe suivant présente justement ces améliorations.

5.2.1.1. Mise en évidence des plans de toit

L'algorithme RANSAC a été développé et amélioré dans le cadre de cette thèse. On parlera par la suite de l'algorithme RANSAC étendu. Cette amélioration part du constat que le fort taux d'échecs généré par l'algorithme RANSAC classique provient notamment du fait que cet algorithme ne prend pas en compte la géométrie du toit. En effet, il cherche à détecter les « meilleurs » plans du point de vue statistique (comportant un maximum de points), au lieu de chercher les plans principaux du toit. C'est pourquoi, il peut lui arriver de considérer comme représentant un plan, des points couvrant en fait plusieurs plans ; tout comme il peut arriver qu'il détecte plusieurs plans alors que dans la réalité ils ne font qu'un. Le paragraphe suivant explique en quoi l'algorithme RANSAC a été étendu.

5.2.1.1.1. Extension de l'algorithme RANSAC

Trois améliorations sont proposées pour amener l'algorithme RANSAC à optimiser la détection de plans de toit. Tout d'abord, les données dont l'algorithme a besoin en entrée méritent d'être adaptées pour favoriser la détection. Ensuite, l'algorithme RANSAC en lui-même nécessite d'être affiné au moment où se fait le choix de la création d'un nouveau plan et enfin, une correction et amélioration de la qualité des plans détectés sont suggérées. Ainsi, l'algorithme sera en mesure de détecter les plans principaux de toits au lieu des « meilleurs » plans du nuage.

Amélioration de la qualité des données en entrée : il est bien connu que les coordonnées d'un nuage de points portent des erreurs liées à la précision de positionnement du point (cf. paragraphe 1.3.4, Chapitre 1) et au bruit (artefacts, multi-trajets). Ces erreurs se répercuteront forcément sur la précision de détection de plans. En outre, les petits détails qui composent les toits des bâtiments (cheminées, ventilations, fenêtres) sont aussi considérés comme étant des obstacles pour cette phase de modélisation du toit. Enfin, la densité de points peut être variable pour un même toit de bâtiment. Tous ces facteurs sont à caractère perturbateur et source d'erreurs pour la détection automatique de plans.

Si la précision de positionnement des points ne peut être corrigée que difficilement *a posteriori*, il n'en est pas de même pour le bruit qui peut être atténué par traitement d'image (filtre passe-bas moyenné). Par contre, l'irrégularité de la densité du nuage peut être contournée en générant un nouveau nuage présentant une densité de points homogène.

À cet effet, un rééchantillonnage du nuage de points du bâtiment est effectué. Néanmoins, ce rééchantillonnage n'est pas un rééchantillonnage classique, dans le sens où il agit différemment si un pixel de la grille contient des points du nuage que s'il n'en contient pas. Dans le cas d'un pixel non-vidé, le pixel prend l'altitude du point le plus élevé se trouvant dans la cellule. Dans le cas d'un pixel vidé, il prend la valeur moyenne des pixels voisins non nuls. Cette opération permet d'éliminer une grande quantité de points captés sur les façades. De plus, elle permet de remplir les pixels vides en supposant qu'ils sont de même nature que leur voisinage. Ainsi, les trous persistant dans les corps des bâtiments et provenant pour la plupart d'un manque de points à cet endroit, sont comblés à présent.

La dernière étape consiste à faire l'opération inverse, à savoir de convertir le MNS généré précédemment en un nuage de points 3D. Ce nouveau nuage est exclusivement utilisé pour détecter les plans du toit, mais pas pour les futures opérations de construction de modèle 3D de bâtiment, pour lesquelles on préférera revenir au nuage de point initial. En effet, le filtre passe-bas génère un lissage des données qui risque de fausser le modèle géométrique final.

Amélioration de l'algorithme RANSAC : dans la Figure I.13 de l'Annexe I, le rectangle rouge entoure une étape cruciale dans l'algorithme, puisqu'il s'agit du moment où il autorise ou refuse le plan calculé. Le choix s'appuie simplement sur le nombre de points associés au plan calculé. Donc l'algorithme accepte le nouveau plan si celui-ci contient plus de points que le dernier plan calculé, sinon le nouveau plan sera rejeté.

Après de nombreuses expériences, on a constaté que la meilleure condition pour valider la détection de plan est de prendre en compte non seulement le nombre de points, mais aussi la distribution des points autour du plan par le biais de l'écart-type des distances entre point et plan moyen. En effet, l'utilisation de cet écart-type réduit l'insuffisance du seuil St . Pour rappel, ce seuil permet d'accepter l'ensemble des points dont la distance au plan est plus petite que St . Pour bien comprendre l'influence négative du seuil St , on peut se baser sur les exemples illustrés dans les Figures 5.14a et 5.14b. Les Figures 5.14a et 5.14b présentent deux plans détectés, vus de profil. Les distances entre les points et le plan moyen sont dans les deux cas inférieures au seuil St . Néanmoins, il est évident que le plan présenté dans la Figure 5.14b est nettement meilleur que celui présenté dans la Figure 5.14a. Ce dernier cas illustre l'insuffisance du seuil St .

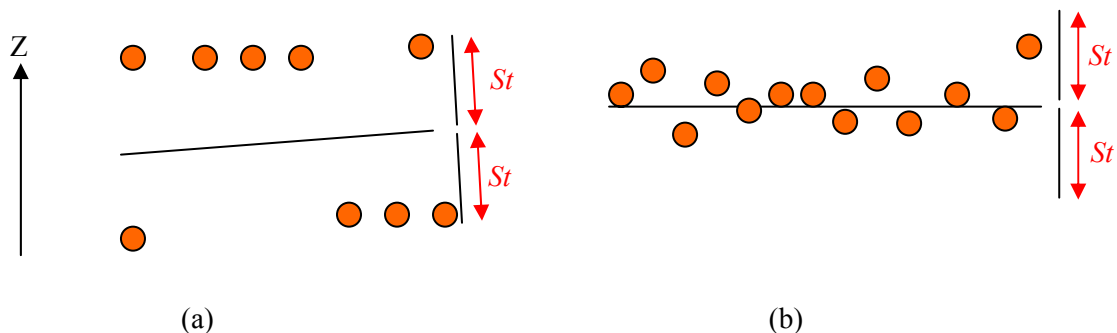


Figure 5.14. Insuffisance du seuil St (seuil de tolérance sur la distance) pour guider le choix du plan. a) Points sous le seuil St , mais écart-type élevé (« mauvais » plan) ; b) Points sous le seuil St , mais écart-type faible (« bon » plan)

Il peut toutefois arriver qu'un plan composé d'un grand nombre de points respecte simultanément la condition du faible écart-type et du seuil St , sans pour autant représenter un plan principal de toit. Dans ce cas, en raison de la condition imposée par le nombre de points, l'algorithme RANSAC n'acceptera pas un autre plan pour remplacer le plan sauvegardé. Pour résoudre ce problème, on introduit un seuil représentant la plus petite surface que peut couvrir un plan principal et noté PN_S . Ce seuil se calcule en fonction de la superficie prévisible du plus petit plan ($plan_prévisible$) et de la densité de points ($densité$) (cf. Equation 5.1).

$$PN_S = plan_prévisible \times densité \quad (5.1)$$

Par conséquent, l'étape cruciale entourée d'un rectangle rouge dans la Figure I.13 de l'Annexe I est complétée par l'Equation 5.2.

$$\text{If écart-type} < (\text{dernier écart-type sauvé}) \text{ et nombre de points} > PN_S \text{ Then...} \quad (5.2)$$

Après cette modification, on trouve en appliquant cet algorithme aux échantillons des bâtiments disponibles que le pourcentage de plans correctement détectés est de 85%.

Correction et amélioration de la qualité des plans détectés : comme déjà évoqué, l'application de l'algorithme RANSAC a pour défaut de chercher les plans autour desquels gravite un maximum de points, sans se soucier si le plan décrit effectivement une surface plane. Le bruit n'est donc pas écarté

dans la version classique de l'algorithme et constitue une source d'erreur évidente. D'autre part, les points affectés à un plan sont systématiquement exclus du nuage qui constitue la base des futures recherches de plans. Cela peut être dommageable dans le cas où des points sont dès le départ affectés à un mauvais plan. Ils ne risquent pas d'être associés à un plan détecté plus tard, mais duquel ils se rapprocheraient davantage. L'amélioration consiste à séparer, du plan détecté, les points représentant du bruit ou appartenant à un autre plan (cercle rouge de la Figure 5.15a), puis de les réinjecter dans le nuage de points.

En outre, à l'intérieur d'un plan détecté, il arrive que quelques points soient manquants (cf. Figure 5.15a, à l'intérieur du cercle bleu), soit en raison des caractéristiques du nuage, ou en raison d'une affectation antérieure à celle-ci. Ces points doivent être « retrouvés » et ajoutés au plan détecté.

Pour écarter les points représentant du bruit ou pour compléter les plans ayant perdu des points, des procédures de morphologie mathématique sont appliquées sur le MNSb calculé à partir du plan détecté. Les résultats obtenus par le traitement des données de Figure 5.15a sont illustrés dans la Figure 5.15b.

Si un plan détecté est composé d'un ensemble de petits segments distribués aléatoirement et qui appartiennent originellement à des plans différents, alors l'application d'opérateurs de morphologie mathématique a pour effet de faire disparaître ces segments. Pour éviter que l'algorithme ne détecte à nouveau ce plan dans une future itération, une condition supplémentaire est générée automatiquement dans le code de l'algorithme. Cette condition interdit simplement que les paramètres correspondant au plan ne se reproduisent.

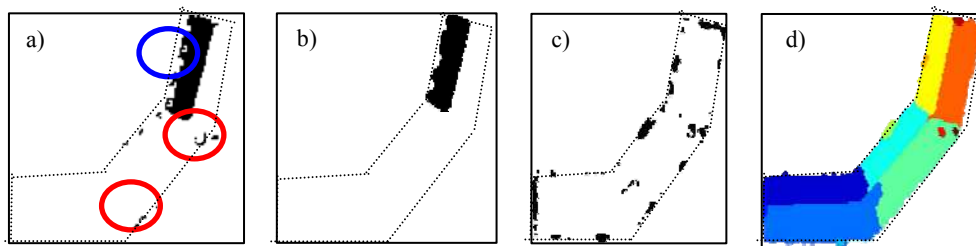


Figure 5.15. Amélioration de la qualité des plans détectés. a) plan détecté, qui correspond au plan jaune dans la Figure d) ; b) Amélioration du plan détecté. c) Points restants après la détection et extraction des plans principaux du toit ; d) Résultat final de la détection automatique des plans de toit

Après avoir détecté tous les plans qui couvrent le toit du bâtiment, les points qui restent sont normalement des points représentant soit du bruit, soit des détails du toit (cf. Figure 5.15c). Pour classer ces points dans l'une de ces deux classes, un algorithme de croissance de région (cf. Annexe I, paragraphe I.1) est appliqué pour détecter chaque segment individuellement. On s'appuie sur deux critères pour guider la classification : le premier est la surface du segment (un détail de toit a une surface minimale) et le deuxième est la compacité du segment (des points de bruit sont distribués aléatoirement).

Par exemple, si la surface du segment est inférieure à 9 pixels, on associe directement ce segment à du bruit. Dans le cas contraire, on fait intervenir le deuxième critère qui s'appuie sur la compacité du segment. Les Figures 5.16 et 5.17 illustrent la mise en évidence de la compacité d'un segment sur la base de deux exemples.

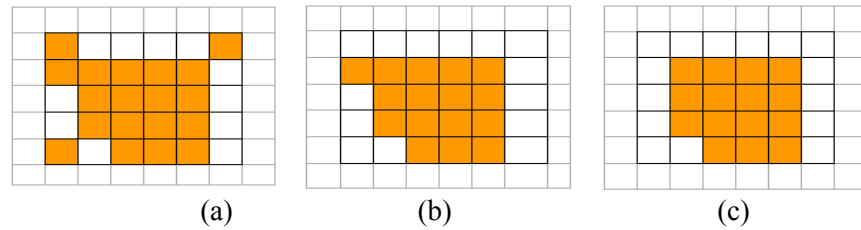


Figure 5.16. Détection de la partie compacte d'un segment. a) Segment de points restants ; b) Résultat de la détection ; c) Résultat de la détection appliquée à l'image b)

La détection de la compacité est basée sur une constatation simple : un pixel fait partie d'un segment significatif et compact s'il a plus de trois pixels voisins. Sinon, il sera éliminé du segment. On peut appliquer ce test à plusieurs reprises et successivement jusqu'à stabilité de la forme. Dans la Figure 5.16a, l'application de cette condition permet d'éliminer trois pixels dans la première itération pour obtenir le résultat présenté dans la Figure 5.16b. Dans la deuxième itération on arrive à éliminer un seul pixel pour obtenir le résultat présenté dans la Figure 5.16c. Une itération supplémentaire fournirait le même résultat qu'en Figure 5.16c. Par conséquent, le résultat présenté dans la Figure 5.16c est la forme finale du segment et représente probablement un détail de toit.

Dans l'exemple présenté dans la Figure 5.17, tous les pixels du segment ont été affectés à la classe bruit, tandis que dans la Figure 5.16 seuls quatre pixels lui ont été assignés. Les autres pixels restants ont été considérés comme un nouveau plan qui représentera probablement un objet de toiture.

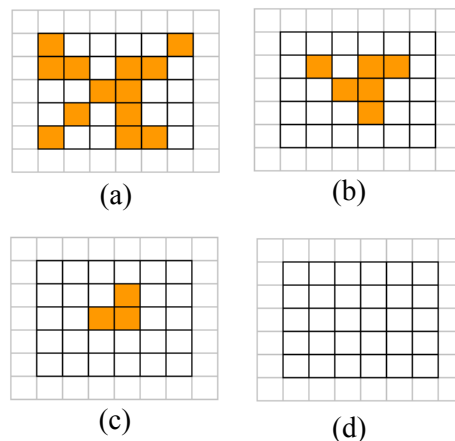


Figure 5.17. Détection de la partie compacte d'un segment ;
Effet de l'application du test après quatre itérations

Afin de prendre conscience en image des bienfaits de cette extension de l'algorithme, les Figures 5.18b et 5.18c sont introduites. Elles présentent les résultats de la détection automatique des plans du toit du bâtiment de la Figure 5.18a, respectivement avant et après l'extension de l'algorithme RANSAC. Il ne fait aucun doute que ce résultat illustre les atouts de la méthode développée et confirme son efficacité.

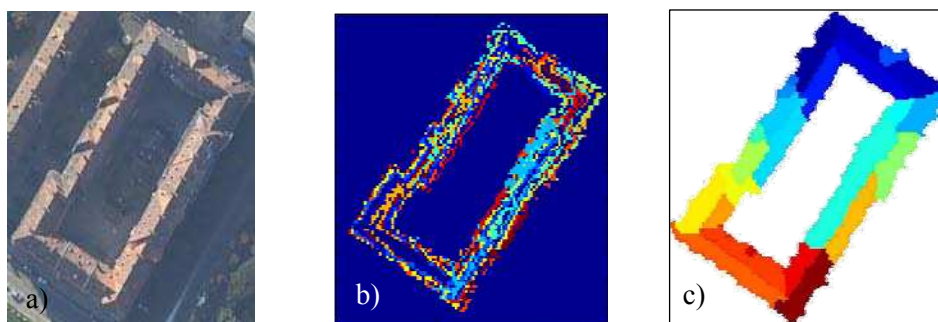


Figure 5.18. Amélioration de la détection automatique des plans de toit grâce à l'algorithme RANSAC étendu. a) Photo aérienne du bâtiment étudié ; b) Résultat de l'algorithme RANSAC classique ; c) Résultats de l'algorithme RANSAC étendu. A chaque couleur en b) et c) correspond un plan

Malgré les résultats à première vue satisfaisants, il ne faut pas perdre de vue que l'algorithme RANSAC étendu n'est fiable que pour détecter des surfaces planes et non pas cylindriques ou sphériques. Par exemple, la Figure 5.19b montre le résultat de l'application de l'algorithme RANSAC étendu sur le nuage de points couvrant le bâtiment de l'INSA de Strasbourg. La partie gauche du bâtiment comporte des toits arrondis (cf. photo aérienne de la Figure 5.19a). Dans ce cas, l'algorithme décompose les parties cylindriques en une infinité de plans, ce qui n'est pas acceptable (cf. Figure 5.19b). Par contre, les toits plats sont parfaitement détectés.

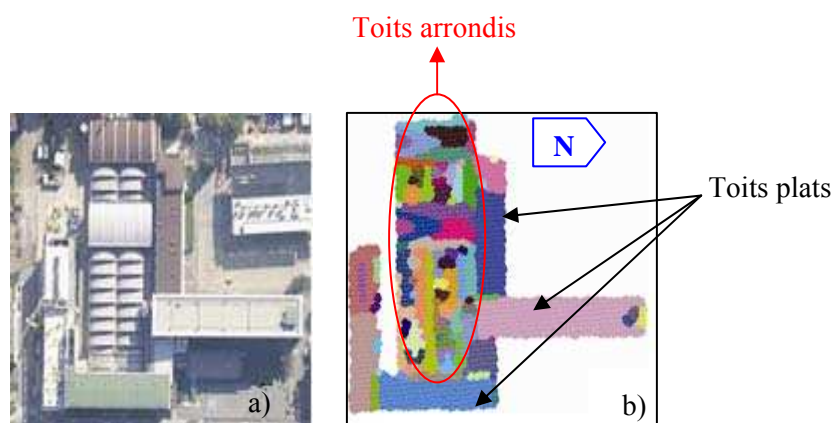


Figure 5.19. Résultats de la détection automatique de plans sur des toits arrondis. a) photo aérienne du bâtiment de l'INSA de Strasbourg ; b) résultat de l'application de l'algorithme RANSAC étendu

Remarque :

L'application de l'algorithme RANSAC étendu fournit une image dans laquelle chaque plan de toit (segment) est associé à une couleur (cf. Figures 5.18c et 19b). Néanmoins, il faut distinguer les plans « principaux » des plans « de détail ». Les plans « principaux » de toit sont des plans dont les paramètres sont calculés à partir des points le composant. L'équation du plan est issue d'un calcul par les moindres carrés, sur la base des points situés à proximité de ce plan. En revanche, les plans de détails sont obtenus par sélection d'agglomérations de pixels (testés sur la base de leur compacité), après extraction des plans principaux. Ils ne sont pas décrits par une équation de plan moyen, du moins à ce stade du traitement. Dans le modèle 3D, on approchera les plans des détails au mieux par des plans horizontaux.

La modélisation 2D des toits des bâtiments va mettre en évidence certains défauts dans la détection des plans de toit. Le paragraphe suivant propose une solution pour corriger ces défauts après les avoir exposés.

5.2.1.1.2. Résultat et anticipation des erreurs pour le passage à la modélisation 3D

Les plans détectés jusqu'ici sont représentés par une image segmentée du toit d'un bâtiment, donc d'une image raster 2D, dans laquelle un compte numérique correspond à un plan. Pour disposer d'une équation de plan principal, il suffira de se baser sur les ensembles de points détectés par RANSAC étendu et calculer, par les moindres carrés, l'équation des plans moyens ajustant ces ensembles de points.

Pour passer à la modélisation 2D, il faut dans un premier temps lister les relations d'adjacence pouvant exister entre toits, puis, en connaissance de cause, préparer l'image segmentée du bâtiment à la modélisation 2D. Selon (Rottensteiner et Briese, 2003), il existe en général deux types de relations mutuelles pouvant survenir entre plans adjacents : « l'intersection » entre plans et « le décrochement » (en anglais « *step* »). La Figure 5.20 schématise les deux.

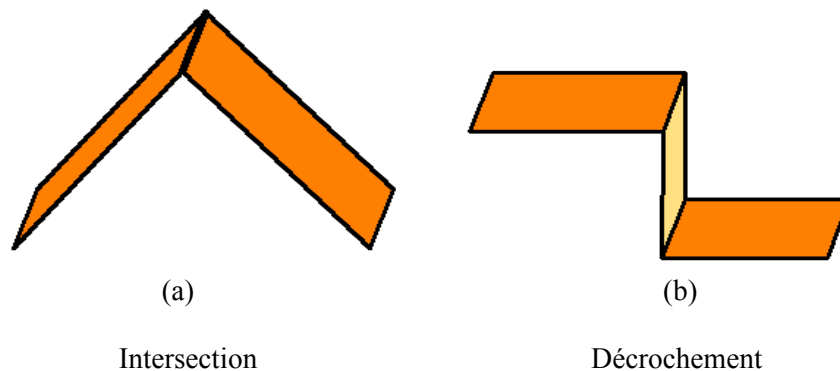


Figure 5.20. Types principaux de relations mutuelles survenant entre plans adjacents

Il peut arriver, mais ce cas reste exceptionnel, que ces deux types de relations se conjuguent dans un seul bâtiment, on parlera alors tout simplement d'une relation de type « intersection-décrochement » (cf. Figure 5.21).

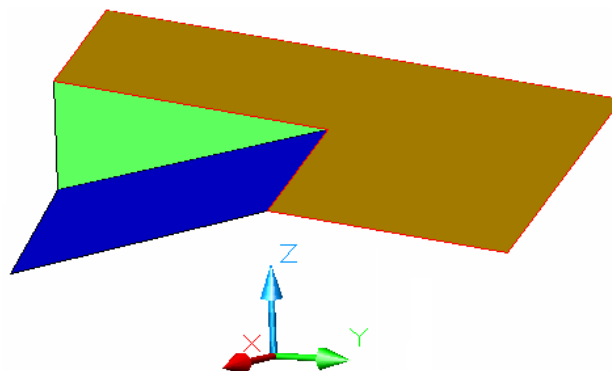


Figure 5.21. Relation mutuelles « intersection-décrochement » entre les plans adjacents de toit

Dans le cas d'une intersection entre plans adjacents, l'algorithme RANSAC étendu génère une erreur (ϵ) sur la position de la faîtière du toit, comme le montre la Figure 5.22. Cette erreur provient du fait

que la détection des plans se fait dans un ordre chronologique. Ainsi, si le plan P_2 est détecté avant le plan P_1 , il contiendra des points qui appartiennent au plan P_1 . Cela peut être expliqué par le fait que la définition de plan utilisée dans cet algorithme est différente de celle de la géométrie classique (cf. Annexe I, paragraphe I.5). Le cas 1 de la Figure 5.22 met en évidence cette erreur, qui devra être corrigée pour finalement aboutir au résultat présenté dans la Figure 5.22, cas 2. Cette erreur (ε) peut aussi se produire dans le cas d'une relation « intersection-décrochement ».

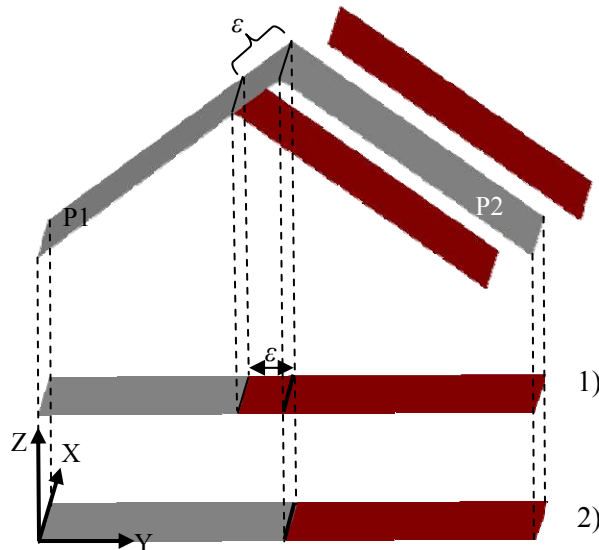


Figure 5.22. Erreur commise pendant la détection automatique des plans du toit ; 1) Erreur entre les deux plans voisins en 2D ; 2) les deux plans après correction de l'erreur en 2D

Pour corriger cette erreur, une intervention localisée sur les parties douteuses du bâtiment est nécessaire. Ainsi, une fois les équations de plan calculées, on extrait les frontières entre chaque paire de plans adjacents, à partir de l'image segmentée par RANSAC étendu (cf. Figure 5.23b). On calcule ensuite les distances entre chaque point de frontière et les deux plans adjacents. Le point sera affecté au plan le plus proche. S'il s'agit d'un autre plan que celui auquel il a été affecté précédemment, on reprend le test sur ses points voisins, sinon le test continu sur les autres points de la frontière. Au fur et à mesure, l'écart (ε) est réduit au maximum (cf. Figure 5.23c).

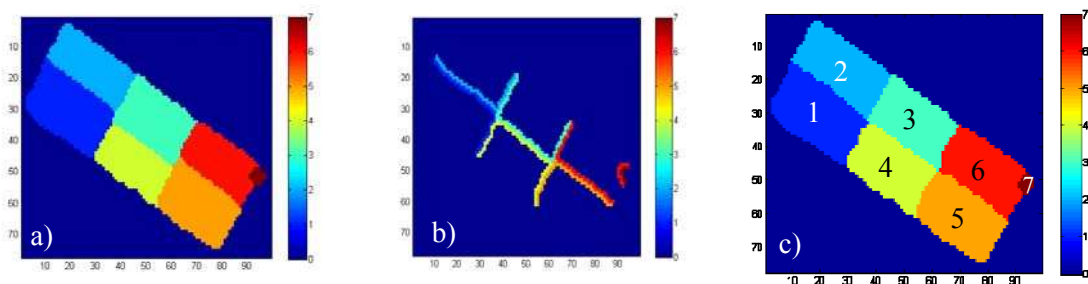


Figure 5.23. Correction des plans détectés. a) Détection des plans de toit ; défaut de décalage de la faîtière ; b) Détection des points de la frontière entre les plans voisins ; c) Résultat de la détection des plans de toit après correction du décalage

L'extension de l'algorithme RANSAC et la correction de résultats de détection automatique des plans de toit ont permis d'adapter l'aspect mathématique de l'algorithme à la géométrie des toits.

Après détection automatique de plans des toits, il faut à présent, toujours dans l'optique de modélisation 2D des toits, étudier les relations de voisinage entre les plans du toit afin de détecter les arêtes internes du toit.

5.2.1.2. Étude des relations de voisinage entre les plans de toit

Ce paragraphe fournit une solution permettant de localiser les plans adjacents du toit du bâtiment détecté précédemment.

Pour ce faire, on va remplir une nouvelle matrice carrée et binaire qui s'appelle *plans_voisins*. Elle va mettre en évidence si deux plans sont voisins l'un de l'autre ou non. Le nombre de colonnes ou de lignes de cette matrice est égal au nombre de plans du toit. Par exemple, le toit du bâtiment présenté dans la Figure 5.24e est composé de sept plans, donc la matrice des *plans_voisins* sera une matrice 7 x 7. Cette matrice est une matrice binaire. Si les deux plans 1 et 2 sont voisins, alors la cellule *plans_voisins* (1,2) prend la valeur 1, et la cellule *plans_voisins* (2,1) également. Pour éviter une redondance inutile, on se limitera à remplir une cellule par la valeur 1 si le numéro de ligne est inférieur au numéro de la colonne, sinon on la laissera vide. Suite à cette règle, la cellule *plans_voisins* (2,1) va avoir la valeur zéro.

Au final, cette matrice comptabilisera tous les plans voisins (cellules de valeur 1). Prenons pour exemple la Figure 5.24e représentant sept plans détectés par le processus RANSAC étendu et nommons-la *image_seg*. On commence par étudier le voisinage du plan n°1 en l'isolant dans une image binaire telle que le montre la Figure 5.24a (matrice *plan_1*). On ajoute une bande de pixels autour de ce plan pour obtenir l'image de la Figure 5.24b (matrice *plan1_extended*). La Figure 5.24c représente la visualisation de l'image négative de l'image *plan_1*, elle s'appelle *negative_p1*. Le produit des matrices présentées dans les Figures 5.24a, 5.24b et 5.24c fournit la matrice de la Figure 5.24d (notée *plan_1_voisin*), qui représente les arêtes communes au plan 1 et à ses voisins. Elle se calcule par l'Equation 5.3.

$$plan_1_voisin = plan1_extended * negative_p1 * image_seg \quad (5.3)$$

Où « * » est la multiplication élément par élément.

La matrice *plan_1_voisin* permet de déterminer les plans voisins du plan n° 1 et par la suite de remplir la partie qui concerne le plan n° 1 dans la matrice *plans_voisins* (cf. Figure 5.24f). Prenons par exemple le plan n°3. Il est entouré de cinq plans, considérés comme plans adjacents malgré le fait qu'il est relié parfois par un seul pixel (relation avec plans 1 et 5). La matrice contient donc une valeur non nulle, pour la relation d'adjacence entre le plan 3 et les plans 1, 2, 4, 5, 6. Ces valeurs sont situées en ligne ou en colonne (cf. grisé dans Figure 5.24f). La matrice n'est pas symétrique pour éviter la redondance de l'information d'adjacence.

A ce stade, les plans du toit sont détectés et les relations de voisinage entre ces plans viennent d'être décrites et déterminées. La démarche de modélisation automatique du bâtiment se poursuit à présent avec la détection des arêtes séparant ces plans.

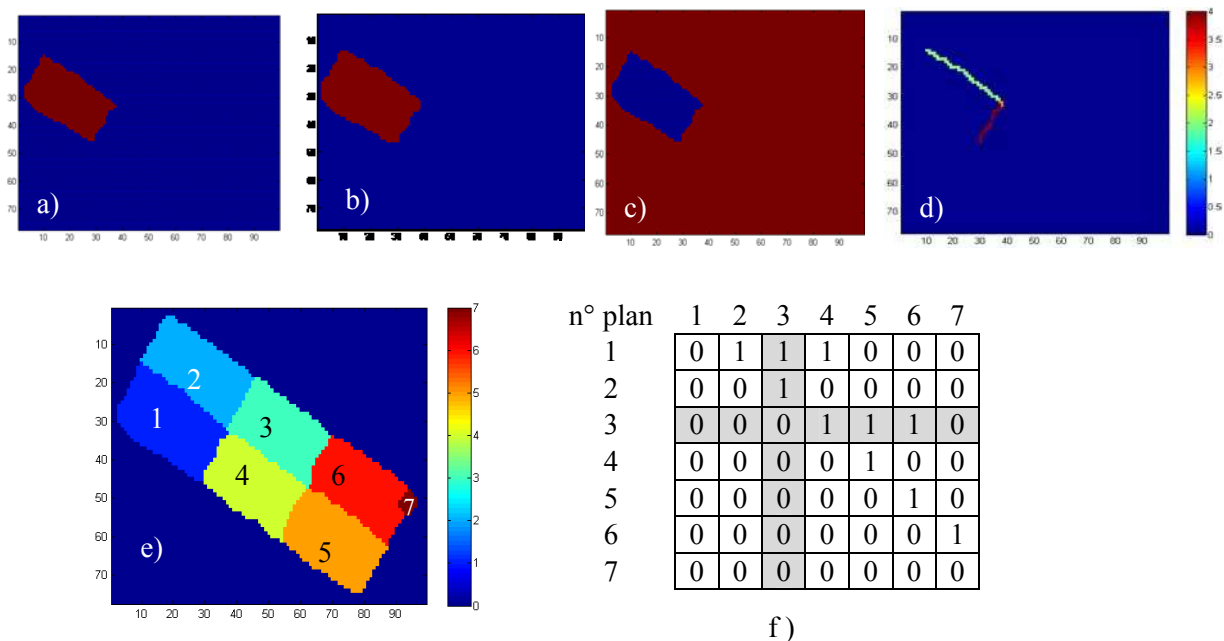


Figure 5.24. Calcul de la matrice *plans_voisins*. a) Image binaire du plan n° 1 ; b) Plan 1 avec bordure supplémentaire (matrice *plan1_extended*) ; c) Image négative de l'image (a) et nommée *negative_pl* ; d) Matrice *plan_1_voisin* obtenue. e) Image segmentée du nuage de points du bâtiment (à chaque numéro de plan est associée une couleur) ; f) Matrice *plans_voisins* du bâtiment présenté dans la Figure (e)

5.2.2. Détection des arêtes internes de toit dans le plan horizontal

La détection des arêtes suppose avant tout une mise en évidence des points lidar qui constituent les arêtes. Puis, les relations de jonction entre arêtes internes de toit permettront ensuite de mettre en évidence les nœuds.

5.2.2.1. Mise en évidence des arêtes internes

La mise en évidence d'arêtes est fréquemment traitée dans la littérature par l'emploi de diagrammes de Voronoï (Ameri et Fritsch, 2000 ; Rottensteiner et Briese, 2002). Toutefois, cette solution n'est pas satisfaisante, car suite à la généralisation qu'elle effectue, elle génère des déformations non seulement sur la position réelle des arêtes mais aussi et surtout sur les relations de voisinages. Dans le souhait de se rapprocher au maximum du modèle réel, on a mis en place une méthodologie ne passant pas par une généralisation.

Les arêtes internes sont représentées par les pixels situés sur la frontière entre les plans voisins. Une première étape consiste donc à détecter ces pixels à partir de l'image segmentée et corrigée du toit c'est-à-dire de la Figure 5.24e. Une matrice mobile 3 x 3 testant le voisinage de chaque pixel permettra de mettre en évidence ceux situés sur la frontière. Cette opération de mise en évidence des pixels de frontière a déjà été développée préalablement (cf. Figure 5.23b), mais s'applique ici aux plans de toit corrigés. Chaque arête est définie par deux lignes, l'une provenant d'un plan et l'autre du plan voisin. Chaque pixel prendra donc pour valeur le numéro du plan duquel il provient. Ensuite, ces couples de lignes seront fusionnées pour ne donner plus qu'une seule ligne et devenir des arêtes. La Figure 5.25 représente l'image que nous souhaitons obtenir (matrice *arêtes_internes_raster*), dans laquelle les comptes numériques représentent les numéros d'arêtes.

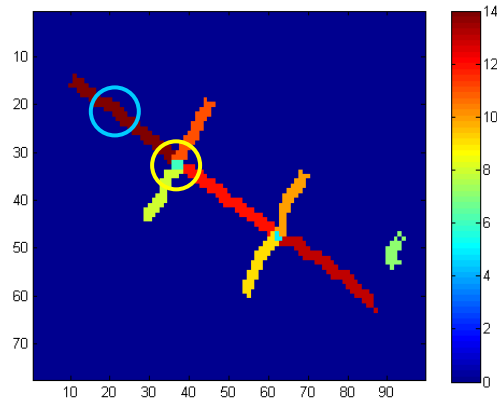


Figure 5.25. Matrice *arêtes_internes_raster*

On observe dans la matrice *arêtes_internes_raster*, que l'on rencontrera deux types des pixels : les pixels frontières situés entre deux plans voisins (zones encerclées en bleu dans la Figure 5.25) et les pixels frontières entre plus de deux plans voisins (zones encerclées en jaune dans la Figure 5.25). Ce pixel, situé à l'intersection de plusieurs plans (ici 4), est positionné sur une arête mais a en plus pour particularité d'être un nœud, donc une « arête ponctuelle » en quelques sortes. Pour localiser ces pixels, il suffit de constater qu'ils apparaissent plusieurs fois dans la matrice *plans_voisins* (cf. Figure 5.24f).

Le problème qui se dégage alors est qu'une seule arête ponctuelle est finalement représentée comme deux arêtes distinctes dans cette matrice (ou plus suivant les configurations de toits). Il faut alors les reconnaître dans la matrice et les gérer autrement qu'une simple arête linéaire. Pour ce faire, on va se baser sur le fait que dans le cas d'une arête ponctuelle, le nombre de pixels la composant est au maximum égal à 4.

Ainsi, on est amené à calculer une matrice contenant le nombre de pixels situés sur la frontière entre plans voisins (matrice *plans_voisins_pixel*, Tableau 5.1). Elle exprime aussi la relation d'adjacence entre deux plans adjacents en indiquant le nombre de pixels en bordure de plans voisins. Les valeurs non nulles dans cette matrice sont toujours supérieures à 1, car entre deux plans adjacents, il y a au minimum deux pixels sur leur frontière.

N° plan	1	2	3	4	5	6	7
1	0	45	3	21	0	0	0
2	0	0	23	0	0	0	0
3	0	0	0	39	3	21	0
4	0	0	0	0	21	0	0
5	0	0	0	0	0	40	0
6	0	0	0	0	0	0	12
7	0	0	0	0	0	0	0

Tableau 5.1. Matrice *plans_voisins_pixel* du bâtiment présenté dans la Figure 5.25e

On constate dans ce tableau, qu'entre les plans n° 3 et 1 ou entre plans n° 3 et 5, on ne trouve que trois pixels. Cela signifie qu'il s'agit probablement de deux arêtes ponctuelles. Pour confirmer cette supposition, il suffit de vérifier qu'un des plans adjacents n'est pas un plan de détail parce que, dans le cas d'un plan de détail, très peu de pixels couvrent la frontière avec les plans voisins.

Une fois que la matrice *arêtes_internes_raster* est calculée, les points des arêtes sont localisés et il suffit de les enregistrer dans une liste par arête. Si n représente le nombre d'arêtes, on obtiendra donc n

listes de points 2D pour un bâtiment. Nous avons vu qu'une arête linéaire est définie par deux lignes adjacentes de pixels, chaque ligne appartenant à un plan différent. Pour restreindre cette arête à une ligne, on calcule la ligne médiane.

Au moment du passage du modèle 2D au modèle 3D (cf. paragraphe 5.3), il faudra connaître les plans voisins de chaque arête, ce qui donne naissance à une nouvelle matrice notée *arêtes_internes_voisinage* (cf. Annexe VII).

Ensuite, pour pouvoir étudier ultérieurement les relations de jonction entre les arêtes internes du toit (dans le paragraphe 5.2.2.2), il est nécessaire de connaître la position géométrique des arêtes internes. Pour cela, on détermine les coordonnées de leurs extrémités, à partir des listes des points 2D de chaque arête (cf. Annexe VII).

Enfin, il faut évoquer un autre problème rencontré assez fréquemment dans la modélisation, qui est celui de la présence d'éléments situés sur l'arête (exemple : une cheminée sur une faîtière). La Figure 5.26 illustre la situation. L'arête définie par les deux plans adjacents 1 et 2 est composée de plusieurs portions (l'une en rouge, l'autre en bleu). Chacune de ces portions sera définie comme étant une arête indépendante. Elle sera détectée grâce à l'application d'un algorithme de croissance de région.

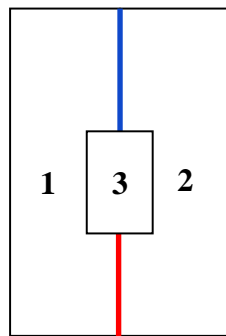


Figure 5.26. Cas d'une arête composée de deux portions

A ce stade, les arêtes de toit d'un bâtiment ont été détectées en 2D et répertoriées dans des listes. On peut donc passer à la détection des nœuds, ce qui exige de maîtriser les relations de jonction entre les arêtes de toit.

5.2.2.2. Etude des relations de jonction entre arêtes internes

En topologie, un nœud est un point situé à la jonction d'au moins trois lignes¹. Comme on travaille en 2D pour le moment, on parlera de nœud à partir de la jonction d'au moins deux arêtes internes.

La nécessité de l'étude des relations de jonctions entre arêtes internes vient du fait qu'un nœud se situe à la jonction des extrémités de plusieurs arêtes. Or, les coordonnées d'un même nœud ne seront pas exactement les mêmes suivant que l'on considère l'extrémité de l'une ou l'autre arête. C'est pourquoi, il faut être en mesure de savoir comment se rejoignent les arêtes entre elles.

L'idée innovante dans cette partie consiste à décrire les relations de jonction entre arêtes par l'intermédiaire d'une numérotation des arêtes dans un ordre bien précis. Ainsi, à chaque arête correspondra un ordre de succession. On commence donc par mettre en évidence toutes les arêtes du toit, aussi bien les arêtes internes que les arêtes externes. Cela se traduit par la création de la matrice

¹ www.granddictionnaire.com

éléments_toit obtenue par addition des matrices de contour et de la matrice *arêtes_internes_raster* (cf. Figure 5.27).

Puis on numérote les arêtes enveloppant chaque plan, dans un ordre croissant. On répète cette opération pour un plan après l'autre. L'image des arêtes enveloppant chaque plan a été obtenue par le produit de l'image binaire de chaque plan avec la matrice *éléments_toit*.

A ce stade, on peut démarrer l'analyse les relations de jonction entre les arêtes enveloppant chaque plan. Puis, une analyse globale au niveau de toutes les arêtes du toit va permettre de déterminer toutes les relations de jonctions entre toutes les arêtes de toit.

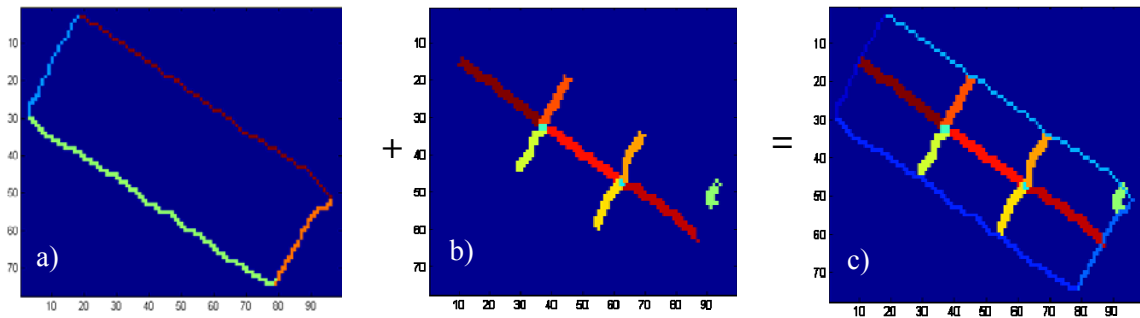


Figure 5.27. Calcul de la matrice *éléments_toit*. a) Visualisation du contour décomposé du bâtiment ; b) Visualisation de la matrice *arêtes_internes_raster* ; c) Visualisation de la matrice *éléments_toit*

Bien entendu, on commencera par numérotter les façades de 1 à m , et renumérotter les arêtes internes de $m+1$ à $m+n$ avant d'effectuer l'addition des deux images (n étant le nombre d'arêtes internes de toit). Par exemple, dans la Figure 5.27a, le nombre des plans de façades de bâtiment est égal à $m = 4$. Donc les pixels constituant ces façades auront des valeurs comprises entre 1 et 4, tandis que les pixels ayant des valeurs supérieures à 4 représenteront les arêtes internes du toit du bâtiment (Figure 5.27b).

A partir de la matrice *éléments_toit* et de la matrice binaire d'un plan, on peut détecter les arêtes enveloppant ce plan de toit. Par ce faire, on multiplie les deux matrices élément par élément, comme le montre l'Equation 5.4. Par exemple, pour le plan n° k ($k=1$ à nombre de plans de toit détectés), on peut calculer la matrice des arêtes enveloppant ce toit et nommée *plan_k_voisin_total*.

$$plan_k_voisin_total = éléments_toit * plan_k \quad (5.4)$$

Où « * » est la multiplication élément par élément

La Figure 5.29c représente sous forme d'image la matrice *plan_k_voisin_total* relative au plan n°1 dans le bâtiment illustré dans la Figure 5.29a. Cette matrice fournit l'ordre de succession des arêtes encadrant le plan.

La Figure 5.28 montre comment l'ensemble des arêtes est numéroté dans l'ordre croissant, à commencer par les arêtes externes (façades) et suivi des arêtes internes. On peut remarquer que les arêtes 12 et 13 sont des arêtes ponctuelles, donc composées d'un seul point (intersection de quatre plans voisins). D'autre part, on constate que le plan n° 5 est entouré de cinq arêtes, mais qui ne comportent que quatre numéros différents. Ceci s'explique par le fait qu'une arête est commune avec le contour du bâtiment (arête 4), une autre est commune avec le plan n°3 (arête n°9), une autre avec le plan n°4 (arête ponctuelle n°13) et les deux dernières sont communes avec le plan n°6. Ces deux dernières arêtes sont considérées comme étant une seule arête (n°11) car elles décrivent la même relation d'adjacence (même plan voisin).

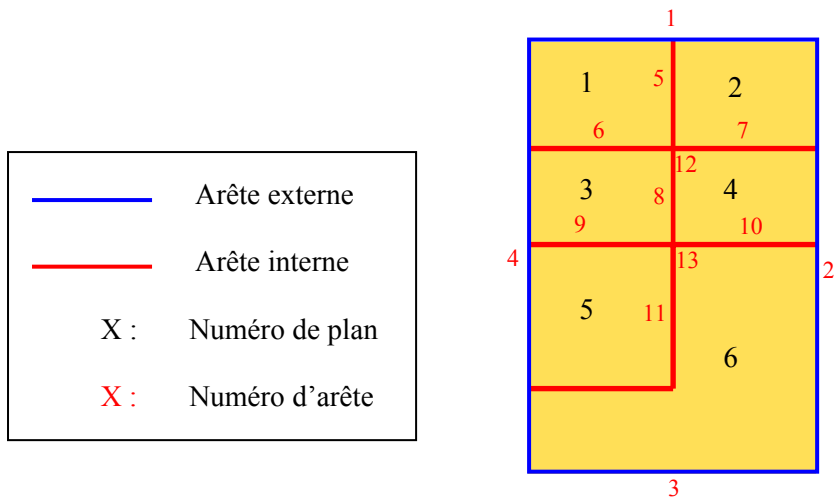


Figure 5.28. Arêtes internes et externes d'un bâtiment

A présent, on peut analyser les relations de jonction entre arêtes. Prenons le cas du plan n° 1 repris dans la Figure 5.29a. Grâce à la matrice *plan_1_voisin_total* (cf. Figure 5.29c) on déduit l'ordre dans lequel interviennent les arêtes encadrant le plan n° 1. Si on choisit le sens trigonométrique, les arêtes se joignent dans l'ordre 1, 2, 8, 6, 14 (cf. Figure 5.29d). Cet ordre est traduit en couleur dans la Figure 5.29c par l'intermédiaire d'une palette de couleurs. Bien entendu, vu la numérotation effectuée préalablement sur les arêtes externes et internes, ces numéros permettent de savoir si l'arête est interne ou externe. Par exemple, les arêtes 1 et 2 appartiennent au contour du bâtiment car 1 et 2 sont des numéros dont la valeur est inférieure au nombre de façades du bâtiment (ici $m = 4$ façades). D'autre part, les arêtes 6, 8 et 14 font partie des arêtes internes, car leur numéro est supérieur au nombre de façades. On peut remarquer que ces arêtes portaient déjà un autre numéro, à l'époque où la matrice des arêtes internes était dissociée de la matrice des arêtes externes. En effet, elles portaient initialement les numéros 2, 4 et 10. (cf. Tableau VII.1, Annexe VII).

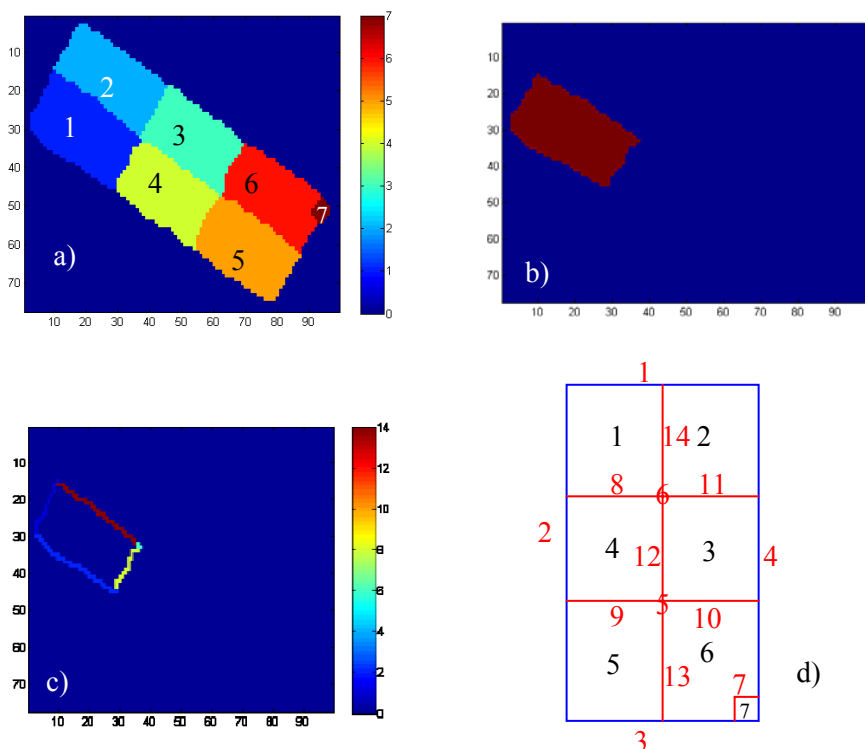


Figure 5.29. Analyse des relations de jonction entre arêtes. a) Image segmentée du nuage de points du bâtiment ; b) Image binaire du plan n° 1 ; c) Matrice *plan_k_voisin_total* du plan n° 1 ; d) Numérotation des plans et des arêtes du toit du bâtiment

A partir de l'ordre défini précédemment (1, 2, 8, 6, 14), on va constituer des triplets de numéros. On parlera de triplets de relations de jonction des arêtes internes et externes et qui sont (1, 2, 8), (2, 8, 6), (8, 6, 14), (6, 14, 1) et (14, 1, 2). Par exemple, le triplet (2, 8, 6) permet de savoir que l'arête n°8 (initialement n°4, car $8 - 4 \text{ façades} = 4$) a un point de jonction avec l'arête externe n°2 et avec l'arête ponctuelle n°6 (initialement n°2 car $6 - 4 = 2$). C'est-à-dire que l'extrémité de l'arête n°8 est l'origine de l'arête n°6. Cette information permet d'ores et déjà de déterminer un nœud. On ne peut pas dire que l'extrémité de l'arête n°2 est l'origine de l'arête n°8, car l'arête n°2 est coupée par l'arête n°8, donc il faudra calculer le point d'intersection entre ces deux. On observe aussi que les triplets (1, 2, 8) et (14, 1, 2) n'ont pas besoin d'être analysés, car les nœuds qu'ils ont en commun sont déjà connus (coins de façades) ou bien ils seront calculés dans d'autres triplets. En effet, chaque arête intervient dans un ou plusieurs triplets. Par exemple, dans la Figure 5.28, l'arête n°11 a un seul triplet qui est (13, 11, 4). En revanche, l'arête n°12 a quatre triplets qui sont (5, 12, 6) et (7, 12, 82), (5, 12, 7) et (6, 12, 8).

Ainsi, le calcul des relations de jonction entre les arêtes encadrant les plans de toit permet de déduire tous les triplets d'arêtes de toit et par conséquent, toutes les relations de jonction entre les arêtes du toit. On dispose à ce stade d'une liste de triplets.

Une fois que les arêtes internes du toit ont été détectées et que toutes les relations de jonction de ces arêtes ont été analysées, on peut se pencher dans le paragraphe suivant sur la détection des nœuds du toit.

Pour pouvoir passer à la détection des nœuds composant les arêtes, il est nécessaire de faire la distinction entre les plans ne disposant que d'un seul plan voisin que l'on nommera « plans à adjacence unique » (ex : plans 1, 2 et 3 dans Figure 5.30a) et les plans disposant de plus d'un voisin et que l'on nommera « plans à adjacences multiples » (ex : plans 1, 2, 3, 4, 5 et 6 dans Figure 5.30b). Les plans à adjacence unique se trouvent souvent en bordure de toit comme c'est le cas pour les plans n°2 et 3 dans la Figure 5.30a. L'algorithme développé ici est capable de faire cette distinction grâce aux relations de jonctions établies précédemment. En effet, si un plan partage ses arêtes avec exclusivement un autre plan (ex : plan n°1 ; Figure 5.30a) alors le plan sera à « adjacence unique » (ex : plan n°2 et 3, Figure 5.30a). Dans tous les autres cas, le plan sera à « adjacences multiples » (cf. Figure 5.30b).

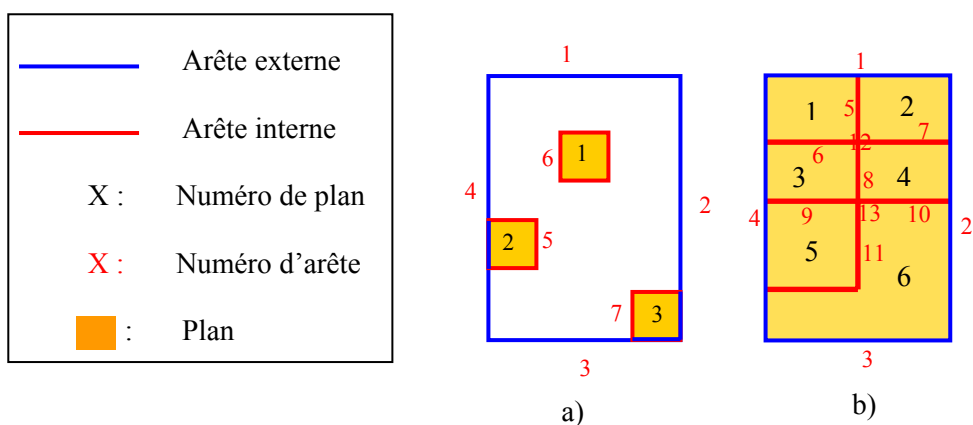


Figure 5.30. Représentation des deux types des plans de toit. a) Représentation des plans de toit à « adjacence unique » ; b) Exemple de plans à « adjacences multiples »

A présent et par voie de conséquence, il faut de la même façon distinguer deux types d'arêtes internes de toit. Comme on ne pourra pas parler d'arête à « adjacence Unique », on parlera d'arête de type U pour désigner une arête interne représentant la limite entre plans à « adjacence unique ». De même on appellera arête de type M, une arête interne représentant la limite entre plans à « adjacences

Multiplés». On conservera la même notation pour signaler qu'un nœud de type U relie deux arêtes de type U et un nœud de type M relie deux arêtes de type M.

Les arêtes étant détectées et distinguées par leur type, le passage à la détection des nœuds se fait en étudiant les jonctions entre arêtes.

5.2.3. Détection de nœuds

Etant donné qu'un nœud associe deux arêtes ou plus, il arrive la plupart du temps que chacune des arêtes aboutissant au même nœud ne livre pas les mêmes coordonnées pour ce nœud. Donc, pour fusionner tous les nœuds potentiels en un seul nœud, il est nécessaire, dans un premier temps, de tous les détecter.

On a précédemment défini deux types d'arêtes internes de toit selon le type des plans adjacents. Ces deux types sont les arêtes de types M et les arêtes de type U. Par conséquent, les nœuds de toit sont aussi classés en deux genres : les nœuds de type M où se rejoignent plusieurs arêtes de type M (cf. Figure 5.30a) et les nœuds de type U où se rejoignent plusieurs arêtes de type U (cf. Figure 5.30b).

Dans les deux paragraphes suivants on expose la méthode de modélisation 2D de chaque type de nœuds de toit de bâtiment.

5.2.3.1. Détection de nœuds de type M

Ce paragraphe se focalise sur la détection des nœuds de type M et sur le calcul de leurs coordonnées. Logiquement, chaque arête interne de type M relie deux nœuds de type M. Donc modéliser les arêtes de type M revient à modéliser les nœuds de type M. Le Tableau VII.2 situé en Annexe VII contient les coordonnées des extrémités des arêtes internes. Toutes les extrémités d'arêtes qui se rejoignent sur le même nœud doivent bien entendu avoir les mêmes coordonnées (X et Y).

Comme évoqué dans le paragraphe 5.2.2.2., les relations de jonction des arêtes de chaque plan peuvent se traduire par un ensemble de triplets. Dans chaque triplet, on trouvera aussi une indication sur les nœuds. En effet, chaque triplet, qui est une suite de trois arêtes, va définir deux nœuds. Par exemple, le triplet (7, 12, 8) permet de définir les nœuds des arêtes (7, 12) et (12, 8).

Bien entendu, un nœud peut intervenir dans un ou plusieurs triplets. Prenons l'exemple du bâtiment présenté dans la Figure 5.28. Les 2 triplets (7, 12, 8) et (6, 12, 8) contiennent quatre nœuds qui sont [(7, 12) et (12, 8)] et [(6, 12) et (12, 8)]. On observe à partir de la Figure 5.28 que ces quatre nœuds représentent le même nœud. Tout comme les 2 nœuds (13, 10) et (9, 13) représentent également le même nœud. A présent, on est en mesure de détecter les nœuds qui devraient être confondus et on va pouvoir les fusionner.

Pour fusionner des nœuds censés être identiques, on doit distinguer le cas où un nœud est représenté par une arête ponctuelle ou par l'intersection d'arêtes linéaires. Dans le premier cas, les coordonnées du nœud sont celles de l'arête ponctuelle. Et on modifie les coordonnées des extrémités des arêtes pour qu'elles prennent les valeurs de coordonnées de l'arête ponctuelle (cf. Figure 5.31a). Dans le second cas, c'est-à-dire en l'absence d'arête ponctuelle, on a besoin de savoir quelles extrémités d'arêtes décrivent le nœud (cf. Figure 5.31b). C'est pourquoi on mesure les distances entre chaque extrémité d'arête et les extrémités des autres arêtes pour en déduire les extrémités les plus proches. Enfin, les coordonnées moyennes de ces points constitueront les coordonnées du nœud. En même temps, les coordonnées des extrémités des arêtes sont modifiées par cette opération. Donc à présent, les extrémités des arêtes se rejoignent en un seul et même point.

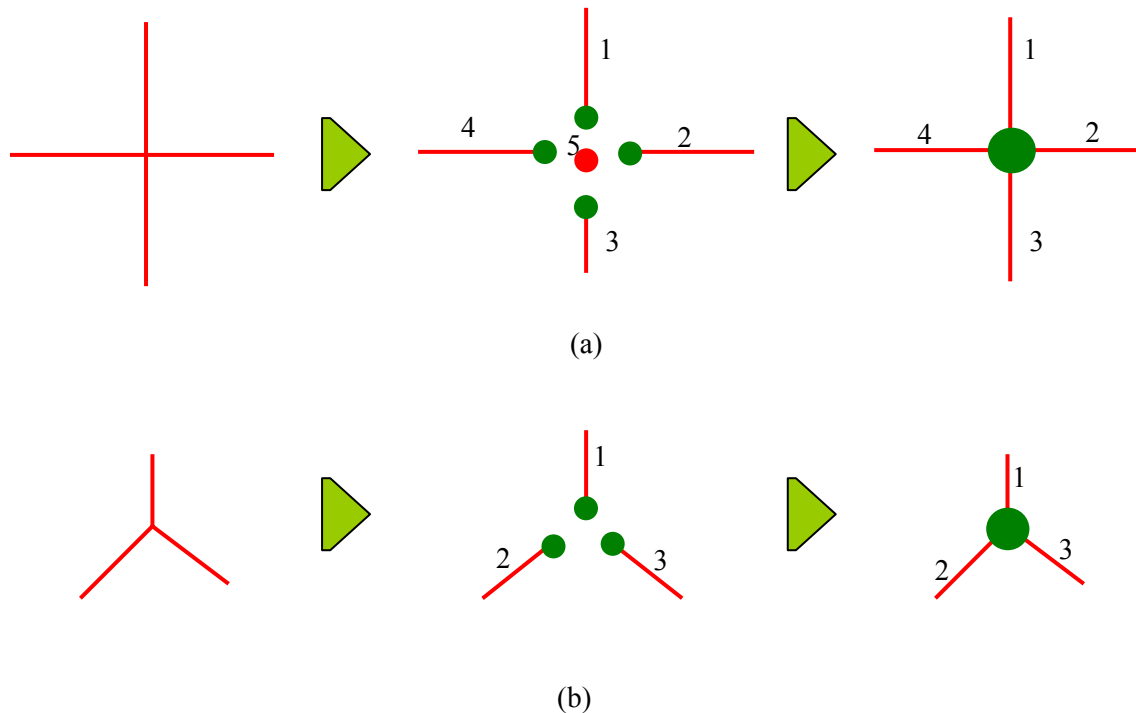


Figure 5.31. Fusion des nœuds. a) Cas d'un nœud représenté par une arête ponctuelle ; b) Cas d'un nœud représenté par intersection d'arêtes linéaires

Cette opération de fusion permet de calculer deux matrices : la matrice *mat_nœuds*, qui contient les numéros des nœuds avec leurs coordonnées ; la matrice *nœud_arêtes*, qui contient les nœuds et les numéros des arêtes qui s'y rejoignent.

Une fois que les nœuds d'arêtes du type M ont été définis, on se penche sur la détection de nœuds du type U.

5.2.3.2. Détection de nœuds de type U

Ce paragraphe se focalise sur la détection des nœuds de type U (« unique ») et sur le calcul de leurs coordonnées.

On a vu que relation de jonction des arêtes enveloppant un plan de type U est décrite par un seul numéro d'arête interne (voir paragraphe 5.2.2.2, page 110). Cette arête interne est une arête de type U. Il peut être utile de rappeler qu'une arête interne représente normalement la limite entre deux plans adjacents. Si un de ces deux plans est de type U, alors l'arête est aussi de type U. De plus, un nœud de type U représente l'intersection de deux arêtes internes de type U.

A ce stade, on peut distinguer aussi deux genres de nœuds de type U selon les deux critères cités ci-dessus. En effet, chacun de ces genres demande un type spécifique de modélisation. Dans la suite on détaille la méthode de modélisation de ces deux genres de nœuds de type U.

Cas où la relation de jonction est composée d'une seule arête² : prenons l'exemple du plan n° 1 dans la Figure 5.30a. Une relation de jonction composée d'une seule arête fournira quatre arêtes (les

² On parle d'« une seule arête » lorsqu'un ensemble de pixels décrit la même relation d'adjacence (cf. paragraphe 5.2.2.2, page 110)

côtés du polygone du contour du plan) et par conséquent quatre nœuds (les sommets du polygone de contour du plan). Pour détecter les quatre nœuds ou coins de ce plan de type U, on rencontre deux problèmes majeurs. Le premier est que la superficie du plan dans la majorité des cas est très petite donc il contient trop peu de points pour une décomposition du contour par l'algorithme Douglas-Peucker. Le deuxième problème provient du fait d'une faible densité de points, ce qui génère une déformation du plan.

Pour résoudre ces problèmes on introduit des contraintes géométriques, en supposant que la forme du plan est rectangulaire, ce qui correspond en fin de compte au cas le plus fréquent. Donc, on va calculer les coordonnées des quatre coins du rectangle. Par conséquent, on emploie la méthode de modélisation basée sur les moments statiques. Ce type de modélisation permet de calculer les dimensions d'un plan si sa forme géométrique est connue.

Généralement, un moment en 2D est défini, selon (Maas et Vosselman, 1999; Maas, 1999) par son expression intégrale (cf. Equation 5.5) ou discrète (cf. Equation 5.6).

$$M_{i,j} = \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} x^i \cdot y^j \cdot f(x, y) \cdot dx \cdot dy \quad (5.5)$$

$$M_{i,j} = \sum_{x_1}^{x_2} \sum_{y_1}^{y_2} x^i \cdot y^j \cdot f(x, y) \quad (5.6)$$

Avec $M_{1,0}$: moment statique d'ordre 1 ; $M_{2,0}$: moment quadratique ; $M_{1,2}$: moment polaire ou encore $M_{0,0}$: une section. Cette relation s'exprime dans un repère particulier.

Nous nommerons, en indiquant les repères sur la Figure 5.32, les grandeurs suivantes :

- $M_{i,j}$: le moment d'ordre i selon X et d'ordre j selon Y , dans le repère d'origine O du MNS du bâtiment étudié.
- $\bar{M}_{i,j}$: le moment d'ordre i selon X_1 et d'ordre j selon Y_1 dans le repère intermédiaire (X_1, Y_1) d'origine O' , qui est le repère OXY translaté au barycentre du plan.
- $M^p_{i,j}$: le moment d'ordre i selon X' et d'ordre j selon Y' dans le repère local (X', Y') du plan et d'origine O'' .

Pour réaliser cette étude, nous disposons des coordonnées X, Y des n points du plan. Afin de simplifier les formules des moments, nous calculons les paramètres du plan (θ, L_x, L_y) où θ fixe l'orientation du plan et (L_x, L_y) sont les dimensions du plan (cf. Figure 5.32). Pour réaliser ce calcul, il va falloir transformer les coordonnées initiales exprimées dans le système du MNS vers un système de coordonnées local (O', X', Y') à l'aide d'une rotation et d'une translation. Le système de coordonnées local (O', X', Y') correspond au système des axes principaux du plan.

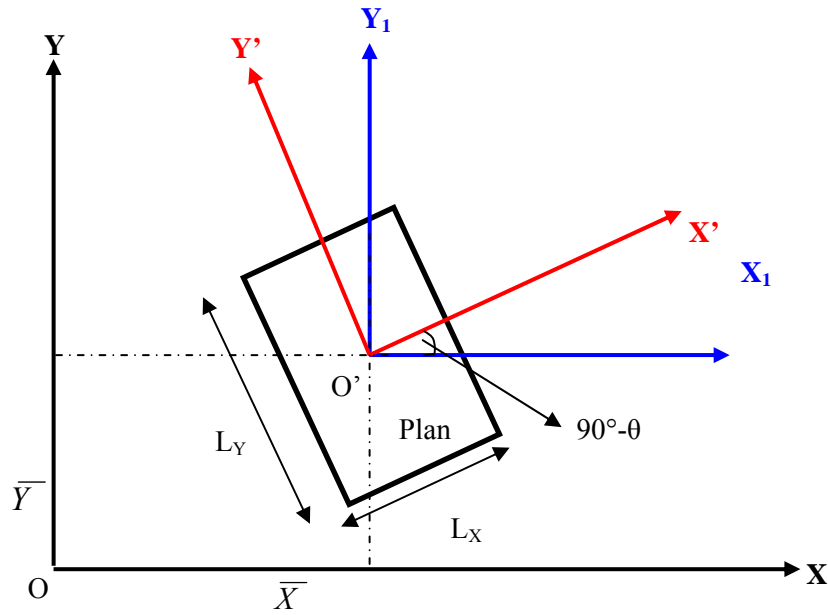


Figure 5.32. Représentation des trois repères intervenant dans le calcul des moments statiques, dans le but de déterminer L_X et L_Y

- (O, X, Y) : repère du MNS du bâtiment étudié
- (O', X', Y') : système de coordonnées local lié aux axes principaux du plan
- (O', X₁, Y₁) : système de coordonnées localisé à l'origine O' et parallèle aux axes du système (O, X, Y)
- O' (X̄, Ȳ) : centre de gravité de plan étudié

Les formules employées pour effectuer le changement de repère sont présentées ci-après. Tout d'abord, commençons par calculer les valeurs de la translation (X̄, Ȳ) (cf. Equation 5.7).

$$\bar{X} = \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}} \quad \bar{Y} = \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}} \quad \Rightarrow \quad \bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n} \quad (5.7)$$

Nous calculons ensuite l'orientation θ du plan dans le système du MNS. Ce qui correspond à l'angle de rotation entre les deux repères (cf. Equation 5.8).

$$\theta = \frac{1}{2} \text{Arctan} \left(\frac{2\bar{M}_{1,1}}{\bar{M}_{2,0} - \bar{M}_{0,2}} \right) \quad \Rightarrow \quad \theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{2 \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 - \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (5.8)$$

Pour la rotation, comme suggéré dans (Kraus, 1993), nous appliquerons le complémentaire à 90° de θ car ce dernier correspond à l'angle entre le plan et l'axe des Y et non l'axe des X.

La transformation (translation et rotation) permettant de passer du système (X, Y) au système X', Y' s'exprime donc selon l'Equation 5.9.

$$\begin{aligned}
X &= x \cdot \cos\theta - y \cdot \sin\theta \\
Y &= x \cdot \sin\theta + y \cdot \cos\theta
\end{aligned}
\quad \Rightarrow \quad
\begin{aligned}
X'_i &= (X_i - \bar{X}) \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) - (Y_i - \bar{Y}) \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) \\
Y'_i &= (X_i - \bar{X}) \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) + (Y_i - \bar{Y}) \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right)
\end{aligned}
\tag{5.9}$$

A ce stade, il est possible de déduire les dimensions du plan, à savoir L_X et L_Y , à partir de $M_{i,j}$, grâce à l'Equation 5.5. En remplaçant L_X dans l'Equation 5.6, $M_{i,j}$ ne s'exprimera plus qu'en fonction de L_Y . Par conséquent, nous pouvons calculer L_Y puis L_X par l'Equation 5.10.

$$L_x = \sqrt{\frac{12 \cdot m'_{2,0}}{m'_{0,0}}} \quad L_y = \sqrt{\frac{12 \cdot m'_{0,2}}{m'_{0,0}}} \quad \text{Ou encore} \quad L_x = \sqrt{\frac{12 \sum_{i=1}^n X_i'^2}{n}} \quad L_y = \sqrt{\frac{12 \sum_{i=1}^n Y_i'^2}{n}} \tag{5.10}$$

De plus, l'Equation 5.10 permet de calculer les coordonnées des sommets du polygone du contour du plan. Cela revient à calculer les coordonnées des quatre nœuds du polygone. En appliquant ensuite une transformation inverse à ces coordonnées on obtient les nouveaux paramètres de la transformation $(-\theta, -\bar{X}, -\bar{Y})$ qui permettent d'exprimer les nœuds dans le système de coordonnées générales du MNS.

La suite va étudier la relation de jonction d'un plan contenant un seul élément supérieur au nombre de plans des façades de bâtiment.

Cas où la relation de jonction contient plusieurs arêtes, mais une seule arête interne : prenons l'exemple du plan n° 2 et 3 dans la Figure 5.30a. Deux situations peuvent se présenter : soit le plan est attenant à une seule façade de bâtiment (ex. : le plan n°2), soit il est attenant à deux façades de bâtiment (ex. : plan n°3). S'il est attenant à une seule façade, le plan est défini par trois arêtes internes et quatre nœuds, tandis que s'il est attenant à deux façades, il est défini par seulement deux arêtes internes et trois nœuds.

La superficie du plan devient un critère de décision. En effet, si la superficie du plan est importante, il est inutile de faire la distinction précédente, car il sera possible d'appliquer la chaîne de traitement générale (algorithme de Douglas-Peucker pour décomposer le contour du plan).

Si la superficie du plan est faible, le calcul des nœuds se fera suivant un processus qui consiste à étudier l'angle constitué par deux arêtes successives. Pour ce faire, on cherche parmi les points du contour du plan le point le plus éloigné du centre de gravité. Ce point définit avec le centre de gravité un rayon de cercle dont le centre est le centre de gravité. Puis, on calcule l'intersection de ce cercle avec les façades voisines de ce plan (points C et D de la Figure 5.33). On calcule ensuite l'angle β déterminé par le centre de gravité et les deux points. Si l'on trouve un angle β proche de 180° , comme dans la Figure 5.33a, alors on considère que le plan est attenant à deux façades, sinon on considère qu'il est attenant à une seule façade (cf. Figure 5.33b). Ce dernier cas sera traité comme si l'on avait affaire à une seule façade.

Pour décider si la superficie du plan rentre dans la catégorie « importante » ou « faible » comme évoqué dans les paragraphes précédents, on emploie un seuil $D_{superficie}$. La valeur de ce seuil est calculée en fonction de la résolution du MNS du bâtiment et par conséquent en fonction de la densité

de points. Supposant que la superficie moyenne d'un plan de détail soit de 20 pixels, alors on déduit que la valeur du seuil $D_superficie$ est calculée selon l'Equation 5.11.

$$D_superficie = \frac{20}{densité} \quad (5.11)$$

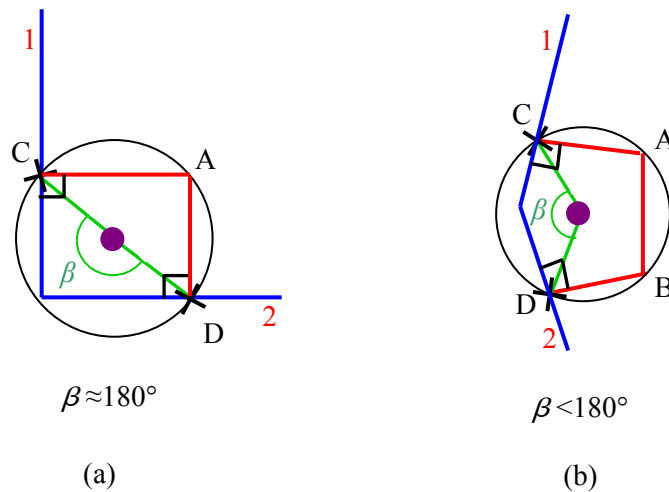


Figure 5.33. Modélisation des plans de toit de type U attenants aux façades. a) Cas d'un plan attenant à deux façades ; b) Cas d'un plan attenant à une seule façade

Pour calculer le plan présenté dans la Figure 5.33a, on trace deux droites perpendiculaires aux deux façades (droites rouges). Les deux droites passent par les points d'intersection C et D et vont se recouper en un point proche de la circonférence du cercle (point A). Le plan ainsi obtenu sera caractérisé par les deux triplets (1, CA, AD) et (CA, AD, 2).

En revanche, dans le cas du plan présenté dans la Figure 5.33b, on prend deux droites perpendiculaires aux deux façades. La première droite passe par le point C et la deuxième par le point D. Chaque droite va couper le cercle en A et B respectivement. Le plan ainsi obtenu sera caractérisé par les trois triplets (1, CA, AB), (CA, AB, BD) et (AB, BD, 2). A partir de ce moment-là, les nœuds sont facilement calculables.

Après avoir détecté les plans, les arêtes et les nœuds du toit, le toit est modélisé en totalité en 2D. Il s'agit à présent d'évaluer la qualité de cette démarche de modélisation de toits.

5.2.4. Analyse des résultats de la modélisation des toits en 2D

Afin d'apprécier l'efficacité de la méthodologie proposée pour modéliser les plans des toits de bâtiments en 2D, une analyse des résultats s'impose. Elle se limitera toutefois à l'analyse de la déformation des modèles 2D étant donné qu'une évaluation et analyse des résultats sera approfondie dans le Chapitre 6.

La Figure 5.34a montre le modèle 2D total obtenu sur le site Hermanni, en modélisant le nuage de points de chaque bâtiment indépendamment. De façon à apprécier plus en détail le niveau de segmentation et de détection, la Figure 5.34b fait un zoom sur le modèle 2D du bâtiment n°6 de ce site. Il est important de rappeler ici que la densité de points de nuage de points de ce site est élevée, puisqu'elle atteint 7 points/m².

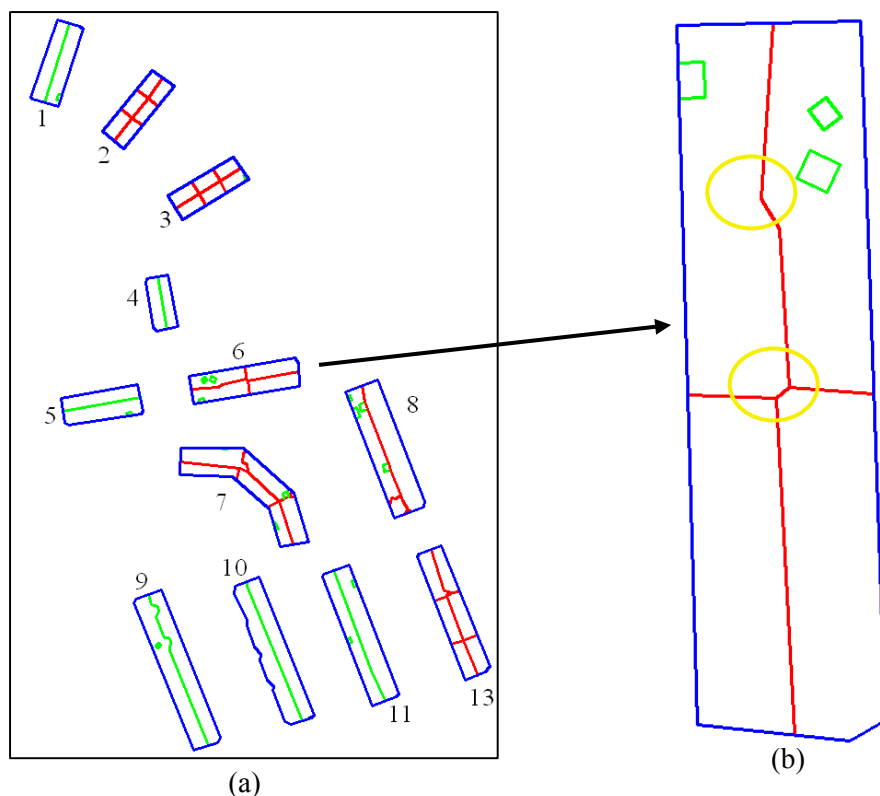


Figure 5.34. Résultat final de la modélisation 2D de bâtiments ; En trait bleu : le contour de bâtiment ; En trait rouge : les arêtes internes de toits ; En trait vert : les détails de toits ; a) Ensemble du site Hermanni ; b) Bâtiment n° 6 du site Hermanni

Les couleurs employées dans la Figure 5.34 permettent de mettre en évidence trois types de droites intervenants dans le modèle 2D de bâtiments. Les droites bleues représentent les contours des bâtiments, les droites rouges les arêtes internes de toits et les droites vertes représentent les détails de toits. Il faut noter toutefois que certaines arêtes internes de toits sont également tracées en vert, simplement en raison du fait que si l'arête ne croise pas une autre arête interne, l'algorithme de modélisation considère qu'il s'agit d'un détail de toit (voir bâtiments 1, 4, 5, 9, 10, et 11). Mais cela n'aura aucune incidence sur le modèle 2D ou 3D final.

Une arête interne de toit, telle que l'évoque le paragraphe 5.2.2.2, est décrite en 2D par une ou plusieurs droites. Si elle est définie par plusieurs droites, soit on trouve une explication sur le terrain, soit il s'agit d'une déformation. L'explication est donnée par le fait que dans la majorité des cas, l'angle formé par ces deux droites est proche de 90° (Figure 5.38.b, page 125). S'il s'agit d'une déformation, elle provient parfois d'une arête décomposable en plusieurs droites à cause de la présence de détails sur le toit qui sont venus perturber la géométrie de l'arête (situation encadrée en jaune dans la Figure 5.34b). Ces détails de toit sont en général non modélisables (détail trop petit par rapport à la densité de points, pour être significatif dans le nuage).

Rencontrant les mêmes difficultés, (Rottensteiner *et al.*, 2005) proposent de corriger dans ce cas la géométrie de l'arête interne. La Figure 5.35 présente les étapes de leur modélisation. On constate dans la Figure 5.35c que les arêtes internes de toit (en bleu) sont déformées. La source des déformations n'est toutefois pas la même que celle à l'origine des déformations dans la Figure 5.34b. Les déformations produites dans le modèle de (Rottensteiner *et al.*, 2005) proviennent de l'algorithme de croissance de région utilisé pour détecter les plans de toit. L'erreur ε évoquée dans le paragraphe 5.2.1.1.2 et présentée dans la Figure 5.22 génère des erreurs dans l'équation du plan détecté. La

méthodologie que nous proposons effectue la correction ε au moment de la détection des plans, tandis que (Rottensteiner *et al.*, 2005) considère les plans avec cette erreur inhérente (cf. Figure 5.35b et 5.35c) mais corrige ensuite l'arête interne (en rouge dans la Figure 5.35c).

Pour ce faire, (Rottensteiner *et al.*, 2005) se basent sur une méthode statistique (*uncertain projective geometry*) proposée initialement par (Heuel, 2004). Bien que cette méthode donne un résultat acceptable dans l'exemple présenté dans la Figure 5.35c, son utilisation n'est pas recommandée. En effet, cette méthode a été développée pour corriger les incertitudes dans la géométrie de lignes détectées automatiquement par les outils de photogrammétrie, en opérant un lissage des lignes. Tandis que les déformations rencontrées ici ne proviennent pas d'incertitudes géométriques, mais de la présence de détails de toits difficilement modélisables. L'influence de la présence d'un détail de toit n'est pas comparable à l'influence d'incertitudes géométriques locales et ne peut par conséquent pas être « lissée » de la même façon.

Afin de ne pas fausser la géométrie de l'arête par une approximation grossière englobant les détails de toit, on propose de conserver les déformations provoquées par ces détails et de les considérer comme des indices pour des pistes de modélisations ultérieures. Fausser la géométrie de l'arête à ce stade risque d'être un défaut irréversible pour le modèle final du bâtiment.

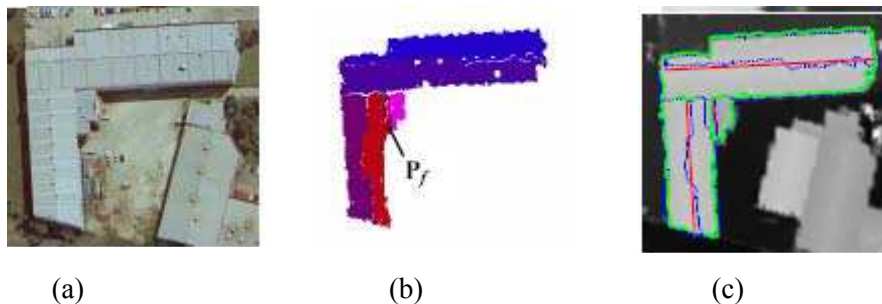


Figure 5.35. Détection automatique des plans de toit en utilisant l'algorithme de croissance de région (Rottensteiner *et al.*, 2005). a) Image aérienne ; b) Résultat d'application de l'algorithme croissance de région ; c) Détection et modélisation des arêtes internes de bâtiment

Donc une fois que les façades et les arêtes internes ont été modélisées en 2D, on applique l'algorithme de Douglas-Peucker à chaque arête interne pour la décomposer selon les droites qui la composent. A ce stade, on dispose des éléments fondamentaux pour calculer le modèle 3D de toit de l'ensemble du bâtiment.

5.3. Calcul du modèle 3D complet du bâtiment

Jusqu'ici, nous disposons de quatre classes d'entités correspondant à des composantes du bâtiment, à savoir : les façades, les plans de toit, les arêtes internes du toit et les nœuds terminant ces arêtes. Ce paragraphe a pour objectif de présenter la méthodologie employée pour construire, à partir de ces composantes, le modèle 3D du bâtiment. Comme ces entités détectées ne sont pour le moment définies qu'en 2D, il va falloir les projeter dans la 3^{ème} dimension. Pour ce faire, on doit d'abord calculer la dimension Z des extrémités des arêtes internes, c'est-à-dire qu'on doit calculer la composante Z des nœuds.

Pour commencer, on émet l'hypothèse que chaque arête connue en 2D (OXY) représente deux arêtes dans l'espace 3D (OXYZ). Chaque arête 3D est calculée à partir d'un des deux plans voisins de l'arête, dont les équations en 3D devront être calculées au préalable.

Dans le cas où la relation mutuelle entre les plans voisins se trouve être une intersection, on rassemblera ces deux arêtes 3D en une seule. Sinon, on s'appuiera sur l'analyse des relations mutuelles entre plans voisins, pour décider si on est dans le cas d'un décrochement ou d'une « intersection-décrochement ». On effectuera ainsi une compensation conditionnelle, puisqu'il s'agira par exemple de créer une nouvelle arête à partir des deux arêtes existantes en imposant que cette nouvelle arête passe par un point bien précis.

En résumé, les étapes de calcul du modèle 3D complet nécessitent de prévoir deux étapes :

- 1- Passage de la 2D à la 3D
- 2- Amélioration du modèle 3D de bâtiment par compensation conditionnelle

5.3.1. Passage de la 2D à la 3D

Pour effectuer le passage de la 2D à la 3D, il est nécessaire de faire le bilan des éléments connus. Au départ, on a calculé les équations des façades de bâtiment dans le plan O X Y (cf. paragraphe 5.1.4, page 96). Ces façades, représentées par des droites moyennes en 2D, sont ensuite extrudées selon Z en tenant compte de l'altitude moyenne du bâtiment. Par conséquent, les façades ont été modélisées en 3D.

Concernant les toits, il s'agit de déterminer les équations des plans en 3D. On a vu que RANSAC étendu fournit pour chaque plan de toit, la liste des points le composant, mais pas l'équation du plan moyen (voir paragraphe 5.2.1). D'autre part, il classe aussi les plans en deux catégories : les plans principaux de toit, et les plans secondaires. Tandis que les plans principaux décrivent la forme de la charpente du toit, les plans secondaires décrivent ou plutôt schématisent les détails que comporte le toit (cheminées, chiens assis, fenêtres).

5.3.1.1. Passage à la 3D pour les plans principaux

On commence par calculer, pour chaque plan, l'équation du plan moyen en 3D en utilisant la théorie des moindres carrés (cf. Annexe III, paragraphe III.2.3). On élimine également les points dont les écarts au plan moyen sont supérieurs au seuil de tolérance sur la distance St (cf. paragraphe 5.2.1), puis on réitère le calcul de l'équation du plan moyen. Cette opération permet d'améliorer l'équation du plan moyen.

Le fait de réitérer le calcul du plan moyen permet d'éliminer une partie du bruit contenu dans le nuage, mais provoque également la perte d'une partie des points décrivant des détails de toits. Ces détails de toit deviennent alors non modélisables, en raison du manque de points pour les représenter de façon fiable, de la densité initiale faible du nuage ou des valeurs de ses dimensions par rapport au seuil St (cf. paragraphe 5.2.1.1.1, page 100). Par conséquent, le nuage de points rattaché au plan contient les points du plan et des points des détails non modélisables associés à du bruit résiduel. La présence de détails non modélisables dans le nuage génère deux sortes de déformations : non seulement des déformations au niveau du modèle 2D de bâtiment comme déjà vu dans la Figure 5.34b (cercle jaune) mais aussi des déformations au niveau du modèle 3D du bâtiment puisque l'équation du plan moyen s'en verra perturbée. Néanmoins, ces déformations peuvent être profitables et devenir finalement très avantageuses car elles signalent la présence de détails dans le bâtiment original tout en étant absents du modèle calculé.

Pour éclairer cette idée, prenons les bâtiments n° 6, 7 et 9 de la Figure 5.34a et observons leur modèle 2D dans la Figure 5.36.

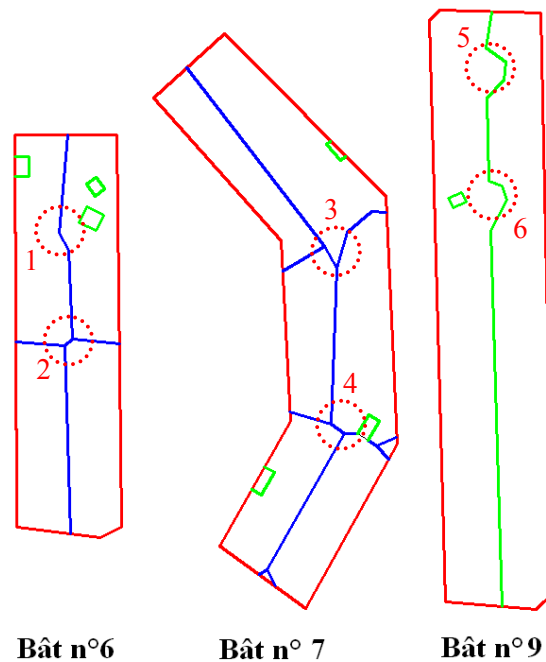


Figure 5.36. Accentuation des déformations 2D sur les modèles des bâtiments n° 6, 7 et 9 (cercles rouges en pointillés)

On constate dans la Figure 5.36 qu'il y a trois types de déformations dans les modèles 2D des bâtiments :

- Les déformations directes, qui apparaissent lorsqu'un détail non modélisable se situe directement sur l'arête (ex. : cercles 1, 5, et 6 dans la Figure 5.36).
- Les déformations indirectes (ex. : cercles n° 2 et 4 dans la Figure 5.36), qui proviennent du fait qu'un détail non modélisable a d'abord perturbé le calcul des plans de toits. Ensuite ces plans de toits faussés ont perturbé le modèle de l'arête par transmission d'erreur. Par voie de conséquence, une déformation est apparue sur les nœuds en 2D.
- Les déformations mixtes (ex : cercle n° 3 dans la Figure 5.36), qui proviennent d'une combinaison des deux.

A ce stade, on aboutit à un résultat très important. Les points d'un détail non modélisable et qui n'ont pas été éliminés dans l'étape de calcul du plan moyen vont rester dans le nuage de points. Ce résultat va permettre d'affiner le modèle 3D final, puisqu'il est envisageable à présent de localiser les détails non modélisables sur le modèle du toit. On pourra donc dans un premier temps éliminer leur influence et, dans un second temps, se pencher sur leur modélisation en se basant sur une bibliothèque de détails.

5.3.1.2. Passage à la 3D pour les plans de détail

Les détails de toit ont été modélisés pour le moment à l'aide de plans (« plans de détail » de toit), car la distribution des points couvrant ces détails n'a pas été prise en compte (cf. paragraphe 5.2.1.1.1 page 100). En effet, on a considéré que ces plans étaient horizontaux. Donc pour le passage à la 3D, leur altitude sera l'altitude moyenne des points du plan.

5.3.1.3. Passage à la 3D pour les arêtes et les nœuds

Une fois que les équations des plans de toit ont été calculées, on calcule les coordonnées 3D des extrémités des arêtes du toit. Le passage à la 3D n'est pas trivial, car si une arête est unique en 2D, ce n'est pas toujours le cas en 3D. En effet, une arête est en théorie commune à deux plans adjacents. Or il arrive que ces deux plans n'aient pas la même altitude (Figure 5.39). Ainsi, en général on va considérer que chaque arête en 2D (dans le plan OXY) représente deux arêtes en 3D (OXYZ).

De la même façon, lorsqu'il y a plusieurs arêtes internes qui se croisent en un nœud, on va considérer que chaque extrémité d'arête est représentée par deux points 3D. Ces deux points auront les mêmes abscisses et les mêmes ordonnées, mais un Z différent. Ainsi, un nœud joignant trois arêtes internes sera représenté par six points en 3D. Concrètement, pour chaque nœud, on calcule une droite verticale qui relie le point le plus haut au point le plus bas (voir les nœuds encadrés en vert dans la Figure 5.37).

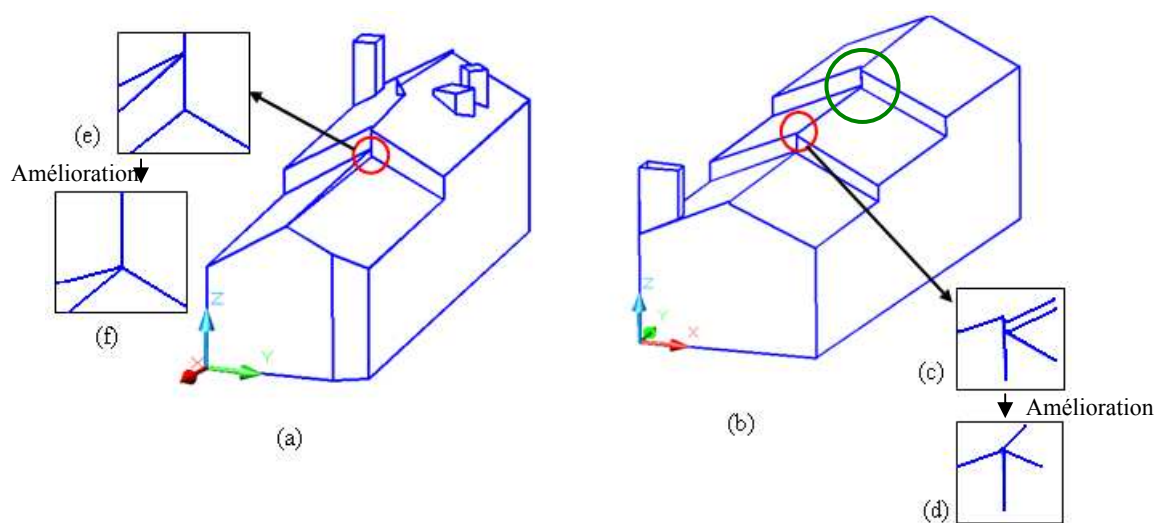


Figure 5.37. Visualisation de modèles 3D avant et après amélioration. a) Bâtiment n°6 de la Figure 34a ; b) Bâtiment n°3 de la Figure 34a avec illustration d'un nœud en 3D (cercle vert); c) et e) Nœuds avant amélioration; d) et f) Nœuds après amélioration

On constate à partir des Figures 5.37c et 5.37e qu'il y a des arêtes internes dans ces modèles 3D qui ont besoin d'être ajustées de façon à ce qu'elles représentent une seule et même faîtière (cf. Figures 5.37d et 5.37f). Le modèle 3D obtenu pour le moment a donc besoin d'être amélioré. Ces améliorations peuvent être réalisées en exprimant des contraintes géométriques à partir de l'analyse des relations mutuelles entre plans adjacents.

5.3.2. Amélioration du modèle 3D du bâtiment

Les relations mutuelles les plus fréquemment rencontrées entre plans adjacents sont l'« intersection » et le « décrochement » (cf. Figure 5.20, page 105). Mais il peut aussi arriver qu'un troisième type de relations mutuelles se présente à savoir l'« intersection-décrochement », comme l'illustre la Figure 5.38.

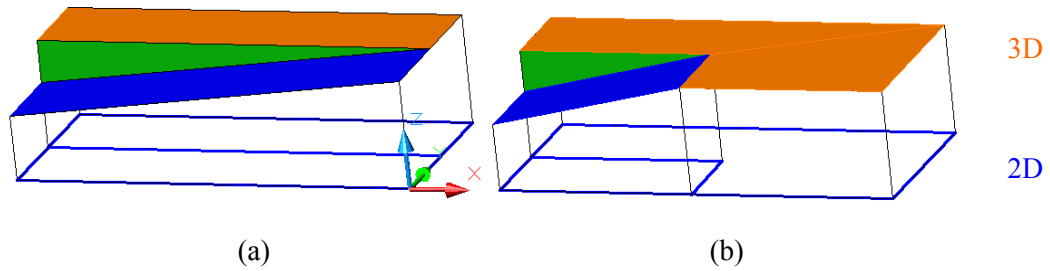


Figure 5.38. Exemples de relation mutuelle « intersection-décrochement » pouvant exister entre deux plans adjacents

Dans le paragraphe précédent on a évoqué le fait qu'une arête interne dans le plan O X Y est présentée par deux droites dans l'espace 3D. L'analyse de la position de ces deux droites permettra de déterminer la relation mutuelle entre deux plans voisins. Il faudra localiser les extrémités de chaque droite et analyser les dénivelées entre extrémités. On pourra alors déduire si l'on est en présence d'une relation de type « décrochement », « intersection » ou « intersection-décrochement ». Pour ce faire, on calcule la valeur de l'altitude Z_{ij} de chaque extrémité, où i est le numéro de l'arête ($i=1$ ou 2) et j est le numéro de l'extrémité ($j=1$ ou 2). La Figure 5.39 présente les deux droites 3D décrivant une arête en 2D.

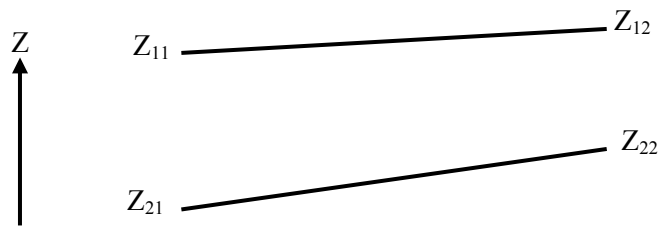


Figure 5.39. Présentation d'une arête interne dans l'espace 3D par deux droites

Ensuite, on calcule l'indice ΔZ pour les deux extrémités de l'arête interne, sous la forme de l'Equation 5.12.

$$\Delta Z_1 = Z_{11} - Z_{21} \text{ et } \Delta Z_2 = Z_{12} - Z_{22} \quad (5.12)$$

A ce stade, on peut distinguer plusieurs cas :

- 1- Si $|\Delta Z_1| < St$, $|\Delta Z_2| < St$ et $\Delta Z_1 * \Delta Z_2 > 0$ (où St est le seuil défini dans le paragraphe 5.2.1) : dans ce cas, la relation mutuelle entre les deux plans adjacents est l'intersection, car la dénivelée est inférieure au seuil de tolérance employé pour calculer les plans, donc la différence peut provenir d'une erreur accidentelle provenant de l'imprécision de calcul. Dans ce cas, on remplace les deux droites par une seule droite (arête). On prendra pour valeur d'altitude des deux extrémités les valeurs moyennes des Z_{ij} (cf. Equation 5.13).

$$Z_1 = \text{moyenne} (Z_{11} - Z_{21}) \text{ et } Z_2 = \text{moyenne} (Z_{12} - Z_{22}) \quad (5.13)$$

- 2- Si $(|\Delta Z_1| < St, |\Delta Z_2| \geq St \text{ et } \Delta Z_1 * \Delta Z_2 > 0)$ ou $(|\Delta Z_1| \geq St, |\Delta Z_2| < St \text{ et } \Delta Z_1 * \Delta Z_2 > 0)$: dans ce cas, la relation mutuelle entre les deux plans adjacents est l'« intersection-décrochement », car une dénivelée est inférieure et l'autre est supérieure au seuil de tolérance employé pour calculer les plans. Dans ce cas, on garde les deux droites qui deviennent ainsi deux arêtes, mais on fusionne les deux extrémités qui présentent $|\Delta Z_1| < St$.

- 3- Si $|\Delta Z_1| \geq St$, $|\Delta Z_2| \geq St$ et $\Delta Z_1 * \Delta Z_2 > 0$: dans ce cas, la relation mutuelle entre les deux plans adjacents est le « décrochement ». On n'opère alors aucun changement.
- 4- Si $\Delta Z_1 * \Delta Z_2 < 0$, cela signifie que les deux droites sont croisées (cf. Figure 5.40) et la relation mutuelle les liant dépendra de la position du point d'intersection. Si le point d'intersection est proche d'une des deux extrémités de l'arête, dans ce cas la relation mutuelle entre les deux plans adjacents est l'« intersection-décrochement » (cf. Figure 5.40a et 5.40c). On garde donc les deux droites qui deviennent deux arêtes, mais on fusionne les deux extrémités qui sont à côté du point d'intersection. Si le point d'intersection est proche du milieu de l'arête, alors la relation mutuelle entre les deux plans adjacents est l'intersection (cf. Figure 5.40b). Dans ce cas, on remplace les deux droites par une seule droite (arête) et on prendra pour valeur d'altitude des deux extrémités les valeurs moyennes des Z_{ij} (cf. Equation 5.13).

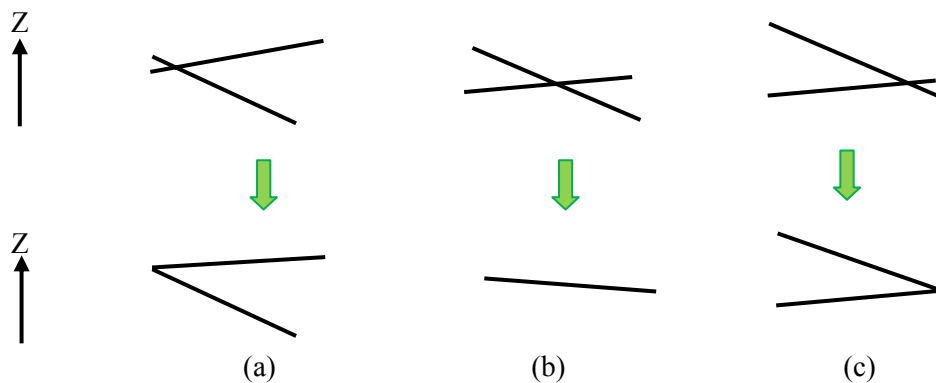


Figure 5.40. Cas de deux arêtes 3D croisées, générées à partir de la même arête 2D. a) et c) Cas où le point d'intersection est proche de l'extrémité de l'arête ; b) Cas où le point d'intersection est proche du milieu de l'arête

Dans le cas où deux plans adjacents définissent plusieurs arêtes internes au lieu d'une seule arête (cf. Figure 5.36, les bâtiments n° 6 et 9), aucune correction n'est effectuée car elle risque de dénaturer le toit. En effet, cette situation peut être interprétée de trois manières différentes :

- 1- Soit il y a un obstacle présent entre les deux plans (cf. Figure 5.26, page 110).
- 2- Soit il y a des détails non modélisables attendant à la faîtière (cercle n°1 du bâtiment 6 dans la Figure 5.36, page 123).
- 3- Soit les deux plans adjacents ont une relation mutuelle de type « intersection-décrochement » (cf. Figure 5.38).

Quel que soit le cas, une correction engendrerait une perte d'information.

Après avoir analysé les relations mutuelles entre plans adjacents, la correction du modèle 3D peut être abordée. L'analyse des relations mutuelles a permis de prendre des décisions de corrections qui par la force des choses engendrent une modification des altitudes initiales des nœuds concernés. Ces modifications d'altitudes exigent tout d'abord que les plans concernés par l'arête soient recalculés, de façon à ce que leur contour en 3D passe effectivement par les points calculés. Ensuite, les extrémités des arêtes pourront être corrigées également.

On peut dresser la liste des situations que l'on risque de rencontrer en termes de nombre de points par plan dont l'altitude a été modifiée :

- 1- Un plan contient zéro point modifié
- 2- Un plan contient un point modifié

- 3- Un plan contient deux points modifiés
- 4- Un plan contient trois points modifiés
- 5- Un plan contient plus de trois points modifiés

Par exemple, dans le premier cas, l'équation du plan initiale sera conservée. Par contre, dans le deuxième cas, le plan contenant un point d'altitude modifiée, on recalcule le plan moyen suivant la théorie des moindres carrés de façon à ce qu'il passe obligatoirement par le point modifié. Cette opération revient à effectuer un calcul vérifiant le principe de la réduction de la somme des carrés des écarts en introduisant une condition de départ, c'est pourquoi on parlera de compensation conditionnelle. L'Annexe III, paragraphe III.2.4 détaille le calcul effectué. Dans le troisième cas, le nouveau plan moyen devra passer obligatoirement par les deux points modifiés (cf. Annexe III, paragraphe III.2.5) ; dans le quatrième cas, par les trois points modifiés. Enfin, dans le cinquième cas, on peut douter de la qualité du plan utilisé pour approximer le nuage, c'est pourquoi on divise le plan en deux ou en plusieurs plans, de façon à ce que chaque plan contienne au maximum trois points modifiés. Puis on applique les règles précédentes.

Après avoir corrigé les équations de plans de toit, on recalcule les coordonnées des extrémités des arêtes de toit qui se croisent avec les plans des façades.

A ce stade, on dispose de tous les éléments pour recomposer un bâtiment en 3D. Le paragraphe suivant présente quelques résultats obtenus après les corrections évoquées précédemment.

5.3.3. Résultats du calcul du modèle 3D complet

Ce paragraphe présente le résultat final obtenu après modélisation 3D des bâtiments captés par lidar sur le site Hermanni (cf. Figure 5.41), qui se caractérise par un nuage de points initial relativement dense (7pts/m²). Pour l'instant, chaque bâtiment est modélisé individuellement, comme annoncé en introduction à ce Chapitre 5. La modélisation automatique de l'ensemble du nuage sera abordée dans le Chapitre 6.

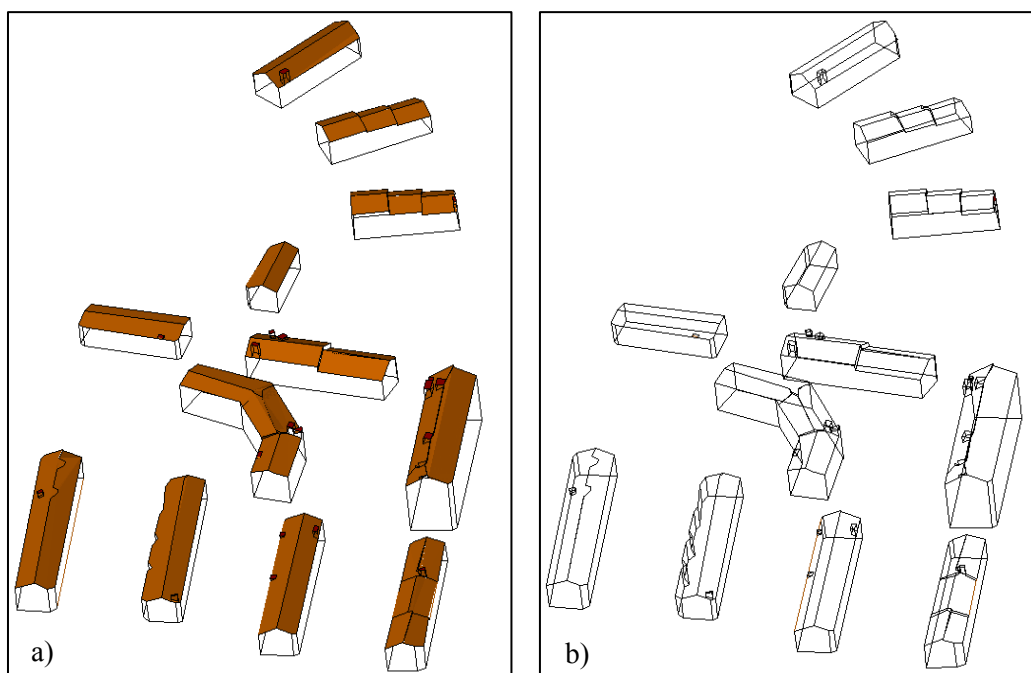


Figure 5.41. Modes de représentation du résultat final de la modélisation 3D des bâtiments (site Hermanni). a) Bâtiments avec toits colorés ; b) Bâtiments en mode filaire

Les améliorations détaillées dans ce chapitre ont été intégrées à la chaîne de traitements qui a permis d'aboutir aux résultats présentés dans la Figure 5.41. On y montre aussi deux modes de représentation des modèles des bâtiments : un mode surfacique où les toits peuvent être affectés d'une couleur et en mode filaire.

L'évaluation de ces résultats en termes de qualité et de précision sera abordée en profondeur dans le Chapitre 6. Pour le moment, on retiendra que le résultat obtenu est admissible mais que davantage d'investigations sont nécessaires pour résoudre le problème des déformations liées aux détails non modélisables.

Au cours des étapes de modélisation, que ce soit durant la modélisation 2D des façades, toits, nœuds ou de la modélisation de ces éléments en 3D, un certain nombre de seuils ont été introduits comme critères d'aide à la décision. Ces seuils méritent à présent d'être rappelés et commentés.

5.4. Analyse des paramètres de modélisation 3D

Afin de mieux maîtriser les seuils employés au cours des traitements amenant à la modélisation 3D, ceux-ci vont être énumérés, rappelés et analysés du point de vue de leur signification. Ce paragraphe a pour objectif de guider tout utilisateur susceptible d'employer le programme développé dans cette thèse dans le choix de la valeur du seuil.

Pendant le calcul automatique du modèle 3D de bâtiment, sept paramètres ont été utilisés et synthétisés dans un tableau fourni en Annexe VIII.

1- Seuil de discrimination des cours intérieurs de bâtiment (S_{cour}): on a constaté que lorsqu'on calcule le MNSb pour détecter l'emprise au sol d'un immeuble, il reste parfois des zones vides dans le corps du bâtiment (cf. paragraphe 5.1.1, page 92). L'analyse de ces zones a montré qu'elles proviennent soit d'un manque de points lié à l'irrégularité de la distribution des points laser, soit de l'existence d'un espace vide de type cour intérieure, dans le corps même du bâtiment. Pour savoir dans quelle situation on se trouve (manque de points ou cour intérieure), on a introduit un seuil basé sur la superficie de la zone vide. Si la zone a une superficie supérieure à ce seuil, elle représente un « trou » (par exemple : cour intérieure), donc on la conserve telle qu'elle. Sinon, on la comble (manque de points).

La valeur de ce seuil doit être fixée en tenant compte de paramètres tels que la forme architecturale du ou des bâtiments concernés ainsi que les caractéristiques du nuage, comme sa densité et son homogénéité. La forme architecturale est définie entre autres par l'épaisseur des murs, les dimensions des bâtiments, les hauteurs des étages, l'âge du bâtiment, l'orientation de la cour par rapport à l'orientation du bâtiment. Dans cette thèse, au vu des sites étudiés, notamment celui de Strasbourg et de la faible densité du nuage de points qui le couvre, le seuil a été fixé à 40 pixels pour décrire une cour.

2- Seuil utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker S : ce seuil est intervenu pour décomposer le polygone de contour du bâtiment selon les façades, lors de l'application de l'algorithme de Douglas-Peucker (cf. paragraphe 5.1.3, page 95). Ce seuil permet de juger si un point représente ou non l'extrémité d'une diagonale du bâtiment.

En fait, on calcule la valeur du seuil S par l'Equation 5.14 :

$$S = \frac{\sigma_p}{Pas} \geq 2 \text{ pixels} \quad (5.14)$$

σ_p : la précision planimétrique des points dans le plan horizontal OXY

Pas : la valeur du pas du MNS

La valeur de ce seuil dépend de la précision planimétrique des points. En effet, il représente une tolérance au-delà de laquelle on a affaire à des points de coins de bâtiments. La valeur de ce seuil est exprimée en pixels car le polygone de contour sur lequel il s'applique est sous forme raster. Il doit être supérieur ou égal à 2 pixels. Vu que la taille du pixel est calculée en fonction de la densité de points, ce seuil dépend également de la densité de points du nuage. Dans cette thèse, ce seuil a été fixé à 2 pixels suite aux calculs ci-dessous.

Exemples :

- Pour le site Hermanni : la densité de points est égale à 7 points/m², donc le pas est égal à 0.33 m. La précision planimétrique de la position des points est estimée entre 0.1 m et 0.3 m. Donc le seuil employé dans l'algorithme Douglas-Peucker est $S = 2$ pixels.

- Pour les sites du campus et le centre ville de Strasbourg : La densité de points est égale à 1.3 points/m², donc le pas est égal à 0.88 m. La précision planimétrique des points est estimée à 35cm. Donc $S = 2$ pixels.

3- Seuils de fusion des côtés voisins du polygone de contour du bâtiment (S_{dist} , S_{angle}): après avoir segmenté l'emprise au sol du bâtiment selon ses façades en utilisant l'algorithme de Douglas-Peucker, il était nécessaire de fusionner les plans voisins représentant la même façade (cf. paragraphe 5.1.3, page 95). La décision de fusionner ou non les deux façades en une seule s'appuie sur deux grandeurs : l'angle formé par les deux plans étudiés et l'écart type moyen calculé entre les points composant les deux façades et le plan moyen approximant ces deux nuages. Si ces deux grandeurs vérifient chacune une condition, la fusion aura lieu. En effet, si l'angle est inférieur à S_{angle} (par exemple 25°), on analyse l'écart-type. Si l'écart-type est inférieur à S_{dist} (par exemple 1 pixel), on en déduit que les deux côtés représentent une seule façade et on les fusionne. Sinon, le processus s'arrête et aucune fusion n'a lieu.

En premier lieu, la valeur du seuil angulaire est supérieure à zéro et inférieure à l'angle minimal prévisible entre des plans de façades. Ensuite, la valeur de seuil de l'écart type moyen dépend de la densité et de la précision planimétrique des points, car le seuil représente une tolérance au-delà de laquelle on a affaire à des points d'extrémités.

Il faut veiller à être plus strict que pour le seuil utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker, en raison du fait que le plan moyen est calculé par les moindres carrés, ce qui n'est pas le cas dans Douglas-Peucker. Pour cette raison la valeur de seuil S_{dist} est égale à 1 pixel tandis que le seuil utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker doit être égal ou supérieur à 2 pixels.

4- Seuil d'élimination des points de bruit avant calcul de la droite moyenne S_{bruit} : dans le paragraphe 5.1.4, page 96, il était nécessaire de filtrer la liste de points associés à la façade avant de calculer la droite moyenne. Il fallait éliminer les points éloignés de la droite moyenne calculée en respectant le principe des moindres carrés. Ensuite, on a utilisé un seuil S_{bruit} pour éliminer les points indésirables. Puis, on a recalculé de nouveau l'équation de la droite moyenne selon les moindres carrés mais à partir des points restants.

La valeur de ce seuil dépend de la densité et de la précision planimétrique des points. Il est similaire au seuil S utilisé dans la technique de Douglas-Peucker (voir ci-dessus). Donc, on calcule la valeur du seuil S_{bruit} en suivant l'Equation 5.14.

5- Seuil de contrôle de position des coins du bâtiment (S_{coin}): il arrive que la distribution de points d'un côté de polygone de l'emprise au sol soit mauvaise en raison de la présence de bruit et du faible nombre de points de la façade. Cela peut créer une incertitude sur la position de la droite moyenne représentant la façade. En effet, si le nombre de points servant à calculer la droite moyenne est faible, l'orientation de la droite moyenne sera incertaine et il y a un risque que le contour soit déformé. On a vu dans le paragraphe 5.1.4, page 96, que l'angle formé par les deux droites décrivant des façades voisines joue aussi un rôle important au niveau de la valeur de déformation. Si cet angle est proche de 90° , la déformation sera par conséquent négligeable. Donc, pour éviter ces déformations on calcule, pour chaque extrémité de la droite, la distance entre le point obtenu par Douglas-Peucker et le même point obtenu par intersection des droites moyennes. Ensuite, on confronte cette distance au seuil S_{coin} (par exemple : $S_{coin} = 3$ pixels). Si cette distance est supérieure à ce seuil, on conserve le point original calculé par Douglas-Peucker plutôt que celui obtenu par intersection des droites.

L'unité de ce seuil est le pixel car les coordonnées des points du contour ont été extraites d'une image raster. En outre, la valeur de ce seuil ne doit pas être grande, sinon le point d'intersection entre les deux façades voisines sera très éloigné du contour de bâtiment détecté. Pour cette raison et après plusieurs expérimentations sur des bâtiments dont les niveaux de complexité architecturale sont différents, on a trouvé que des résultats fiables étaient fournis avec $S_{coin} = 3$ pixels.

6- Seuil de tolérance sur la distance St : dans l'algorithme RANSAC classique et étendu, on a utilisé un seuil St pour détecter les points du nuage original les plus à même d'appartenir au plan calculé (cf. paragraphe 5.2.1, page 98). Si la distance entre le point et le plan calculé est inférieure ou égale à ce seuil, le point appartient à ce plan.

La valeur de ce seuil est fonction de la précision altimétrique des points et de la rugosité de la surface du toit. Donc, une équation de plan calculée à partir de l'ensemble des points distribués sur une surface externe d'un bâtiment ne représente pas parfaitement cette surface. Elle s'approche de la réalité si les points sont très bien distribués sur la surface et que les coordonnées de ces points ne comportent pas d'erreurs autres qu'accidentelles. Cela nous conduit à une nouvelle définition du plan issu d'un nuage de points lidar (cf. Annexe I, paragraphe I.5). Ainsi un plan est caractérisé par une épaisseur de points compris entre deux plans parallèles. La valeur de cette épaisseur est égale à $2St$.

Dans ce contexte, on peut dire que la valeur de St se décompose en une tolérance St_1 sur les écarts altimétriques des points, et une tolérance St_2 sur les aspérités de la surface du toit. Ainsi, la tolérance St_1 peut être assimilée à $2,58 * l'$ écart-type sur l'altitude des points si l'on suppose une distribution normale des écarts altimétriques par rapport à leur moyenne. La tolérance St_2 peut être estimée selon les aspérités du toit (courbure des tuiles, relief, saillie). En général, on peut fixer la valeur de cette tolérance à $St_2 = 0.1$ m. Ainsi, la valeur de St se calculera par composition quadratique selon l'Equation 5.15.

$$St = \sqrt{St_1^2 + St_2^2} \quad (5.15)$$

St_1 : tolérance sur les écarts altimétriques des points
 St_2 : tolérance sur la rugosité de la surface du toit

Par exemple, si la précision altimétrique des points est $\sigma_z = \pm 0.20$ m, soit $St_1 = 0.516$ m, et si la tolérance sur les aspérités de la surface de toit est estimée à $St_2 = 0.1$ m, alors on trouve que $St = 0.53$ m.

7- Nombre maximal et minimal de points appartenant au même plan ($nb_pts_plan_prévisible$ et PN_S) : deux seuils sont intervenus dans le processus d'application de l'algorithme RANSAC. D'une part, pour calculer le nombre d'itérations de l'algorithme, le seuil $nb_pts_plan_prévisible$ a été introduit pour décrire le nombre maximal de points pouvant appartenir à un même plan (cf. paragraphe 5.2.1, pages 98). D'autre part, dans l'algorithme RANSAC étendu, le seuil PN_S a été introduit pour décrire le nombre minimal de points devant appartenir à un même plan (cf. paragraphe 5.2.1.1.1, page 100).

La valeur des seuils PN_S et $nb_pts_plan_prévisible$ (cf. Equation 5.16) dépendent de la nature typologique de la zone scannée et par conséquent de la superficie du plan et de la densité de points. Généralement la densité de points est connue ou transmise par le fournisseur de données. Par contre, la superficie minimale et maximale d'un plan que l'on peut prévoir de rencontrer au niveau d'un toit est délicate à définir. Elle sera liée aux dimensions moyennes des bâtiments et à leur forme architecturale, donc également à la typologie urbaine.

$$\begin{aligned} nb_pts_plan_prévisible &= D \times S_{max} \\ PN_S &= D \times S_{min} \end{aligned} \quad (5.16)$$

Où S_{max} et S_{min} : surface maximale et minimale (en m) attendue pour un plan de toit
 D = densité de points par m^2

Par exemple, si la densité de points est égale à 7 points/ m^2 et la surface maximale attendue pour un plan décrivant un pan de toit est estimée à 70 m^2 , alors $nb_pts_plan_prévisible = 7 \times 70 = 490$ points. De plus, en supposant que la superficie minimale du plan prévu soit égale à 40 m^2 , alors $PN_S = 7 \times 40 = 280$ points.

Les paramètres intervenant dans l'algorithme de modélisation et l'attribution d'une valeur à ces paramètres viennent d'être analysés. Dans ce contexte, la question de l'automatisation mérite d'être abordée. Est-ce que la méthode proposée peut effectivement être qualifiée d'automatique ? D'après l'encyclopédie Encarta³, l'automatisation est l'exécution et le contrôle de tâches techniques par des machines fonctionnant sans intervention humaine, ou à l'aide d'une « intervention réduite ». Cette définition affirme la possibilité de considérer une opération comme étant automatique, avec une intervention humaine réduite. Donc, la méthode proposée est automatique car elle réalise toutes les procédures automatiquement, même si elle propose parfois à l'utilisateur d'intervenir pour modifier les valeurs de quelques-uns des seuils intervenant dans la chaîne de traitements. Bien entendu, la méthode n'est pas « entièrement » automatique, en raison de l'intervention nécessaire de l'utilisateur. Mais on peut dire que le niveau d'automatisation de la méthode proposée dans cette thèse est très élevé et exceptionnel comparé aux méthodes décrites dans la littérature.

De plus, ce grand nombre de seuils peut également être perçu comme un atout, parce que l'introduction de seuils permet parfois une flexibilité dans la modélisation. Bien entendu, certains pourraient être fixés définitivement, comme par exemple le seuil de contrôle de position des coins du contour du bâtiment (S_coin). Ce seuil permet d'éviter la déformation sur la position des coins et on peut fixer sa valeur pendant le traitement. D'autres seuils dépendent tellement des caractéristiques physiques des bâtiments (typologie urbaine) qu'il est préférable de les laisser au jugement de l'opérateur (ex : seuils de fusion des côtés voisins du polygone de contour du bâtiment (S_dist , S_angle)). D'après cette définition, on peut dire que la méthode de modélisation développée dans cette thèse est une méthode « automatique ». C'est pourquoi, avec les connaissances acquises à ce stade, il est nécessaire et possible avec plus d'investigations d'augmenter le niveau de performance et d'automatisation de la sélection des valeurs des seuils utilisés.

³ Encyclopédie Microsoft® Encarta® en ligne 2008
<http://fr.encarta.msn.com> © 1997-2008 Microsoft Corporation. Tous droits réservés.

Les résultats obtenus après application de la démarche de modélisation seront présentés et évalués en détail dans le Chapitre 6, ainsi que les valeurs que prendront les paramètres décrits ici. Par ailleurs, l'annexe VIII présente un tableau récapitulatif dans lequel l'utilisateur du programme de modélisation pourra se laisser guider dans le choix de la valeur optimale de chaque seuil.

5.5. Gain en terme de stabilité de l'algorithme RANSAC étendu

Une question importante se pose lorsque l'on parle de traitement automatique. Il s'agit de la question de la stabilité de l'algorithme. En effet, pour qu'un algorithme soit stable, deux conditions doivent être remplies (Song *et al.*, 2003). La première condition est que le résultat de l'application de cet algorithme soit reproductible et sans erreurs ; la deuxième condition est que le temps de traitement soit stable, lui aussi, c'est-à-dire qu'il doit rester identique d'une application à l'autre.

Dans le contexte de l'algorithme RANSAC étendu, si on applique la définition précédente, on peut dire que celui-ci est stable si les deux conditions suivantes sont vérifiées :

- 1- Le nombre d'itérations N prévu par l'algorithme (cf. Annexe I, paragraphe I.5) doit être suffisant pour détecter les plans de toit (le temps de traitement est stable).
- 2- Le résultat de l'application de cet algorithme doit être reproductible et sans erreurs.

Concernant le nombre d'itérations appliqué pendant le lancement de l'algorithme N , on constate d'après l'Equation I.16 de l'Annexe I que le nombre d'itérations est fonction du nombre moyen de points contenus dans un plan. Il est important de rappeler que si l'on choisit arbitrairement trois points du nuage N fois (autant que l'on a d'itérations), alors la probabilité de trouver les trois points appartenant forcément au même plan est égale à α .

Le plus simple consiste à se baser sur deux exemples présentés en détail dans l'Annexe I, paragraphe I.5 :

Exemple 1 : si la valeur vraie du nombre moyen de points contenus dans un plan k est 400, la valeur vraie de N vaut 8992 itérations (ou encore 8992 fois le choix de trois points). Si les calculs fournissent pour N la valeur 4603 (soit 500 points au lieu de 400), cela conduit à une probabilité $\alpha = 0.91$ soit 91% de trouver un bon plan au lieu de 99% pour $N=8992$. Cette baisse de la valeur de α peut signifier la détection d'un faux plan. Dans ce cas il y aura deux possibilités:

- Soit l'algorithme n'arrive pas à trouver de plan. Dans ce cas, l'algorithme RANSAC (qu'il s'agisse de la version classique ou étendue) recommence une nouvelle itération car le nombre de points restant est supérieur à la tolérance fixée. Ainsi, l'algorithme continue les itérations jusqu'à ce qu'il trouve un plan acceptable.
- Soit l'algorithme trouve un plan, mais qui ne représente pas un plan de toit. Dans ce cas, l'algorithme RANSAC classique va accepter ce plan et continuer la recherche d'autres plans. Il peut donc arriver que l'algorithme RANSAC classique trouve plusieurs mauvais plans (qui ne représentent pas des plans de toit). Par contre, l'algorithme RANSAC étendu va tester le plan calculé, constater qu'il ne représente pas un plan de toit (grâce à la deuxième amélioration de l'algorithme RANSAC (cf. Figure 5.13)) et le refuser avant de reprendre sa recherche de plan. Par conséquent, l'algorithme étendu fournira un résultat stable au niveau de la qualité du résultat mais pas au niveau du temps de calcul. A contrario, l'algorithme classique est stable au niveau du temps de calcul, mais pas au niveau de la qualité du résultat.

Exemple 2 : si la valeur vraie du nombre moyen de points contenus dans un plan k est 600 points, alors la valeur vraie de N vaut 2662. Si l'on trouve 500 pts dans ce plan au lieu de 600, N vaudra 4603, ce qui conduit à $\alpha = 0.9995$ soit 99.95 % au lieu de 99 %. Cela signifie qu'on a une probabilité

de 99.95% de trouver un bon plan au lieu de 99 %. Dans ce cas, seul le temps d'itération va augmenter, et les résultats ne seront pas différents par ce que les itérations supplémentaires n'agissent que faiblement sur le résultat final. On peut dire que l'algorithme RANSAC (classique et étendu) est stable dans ce cas, tant au niveau de la qualité du résultat que du temps de calcul.

En résumé, dans l'algorithme RANSAC étendu, le nombre d'itérations pour un même nuage de points peut être variable. Cette variation a une influence sur le temps de traitement mais n'en a aucune sur le résultat de détection de plans. Par conséquent, cet algorithme est stable au niveau de la qualité du résultat mais pas au niveau du temps de calcul.

Concernant le résultat de l'application de l'algorithme RANSAC (classique et étendu), la qualité du résultat dans le cas général est reliée à la qualité du nuage de points. Si la distribution des points sur les plans de toit correspond à la définition mathématique d'un plan (cf. Annexe I, paragraphe I.5), dans ce cas la tolérance de distance St sera proche de zéro, car les épaisseurs de plans seront nulles.

Par contre, il peut arriver qu'un nuage de points lidar ait une épaisseur considérable sur un objet plan. La valeur de cette épaisseur est fonction de plusieurs facteurs comme la précision altimétrique de la position des points, la dimension des détails non détectables et le bruit. Si l'on considère un plan ou un nuage épais, on peut le présenter dans une boîte 3D (parallélépipède rectangle). Chaque triplet de points de cette boîte permet de calculer un plan. Cela signifie aussi qu'un nuage de points d'un plan accepte un grand nombre de plans, tous inclus dans la boîte 3D, comme plan moyen. Lorsqu'on applique l'algorithme RANSAC plusieurs fois sur un même nuage de points de plan, le plan moyen sera légèrement différent à chaque itération. C'est pourquoi la valeur d'erreur ϵ (intervenant lorsque la relation mutuelle entre le plan concerné et un de ses plans adjacents est l'intersection) sera différente à chaque fois également. Cela représente un cas d'instabilité de l'algorithme RANSAC classique. La correction effectuée sur les plans détectés par le biais de l'algorithme étendu permet de diminuer la valeur d'erreur et par conséquent d'augmenter la stabilité de l'algorithme.

Par contre, si la relation mutuelle entre les plans adjacents est le décrochement, la hauteur de ce décrochement Δh aura une influence sur la stabilité de l'algorithme. Dans la Figure 5.42, les plans n° 2 et 5 représentent les plans de toit, les plans n° 1 et 3 représentent les limites de l'épaisseur du plan n° 2 et les plans n° 4 et 6 représentent les limites de l'épaisseur du plan n° 5. Ainsi, si Δh est inférieure à la distance $2.St$ (cf. Figure 5.42b), alors l'algorithme risque fort de ne produire qu'un seul plan, lissant ainsi le décrochement. Cela représente un cas d'instabilité de l'algorithme au niveau de qualité du résultat. Car si on applique l'algorithme RANSAC étendu à plusieurs reprises, parfois il détecte les deux plans comme s'il ne s'agissait que d'un seul plan, et parfois il en détecte deux.

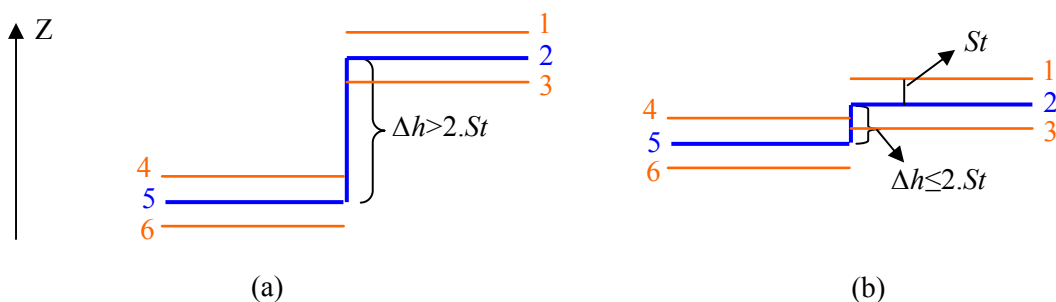


Figure 5.42. Influence de la relation mutuelle *décrochement* sur la stabilité de l'algorithme RANSAC étendu. a) Cas de $\Delta h > 2.St$; b) Cas de $\Delta h \leq 2.St$

En outre, la sélection de la valeur de tolérance sur la distance St joue un rôle important au niveau de la stabilité de l'algorithme RANSAC étendu et classique. En effet, lorsque l'on augmente la valeur de la tolérance de distance St , le niveau de généralisation augmente et par conséquent les valeurs des erreurs ϵ entre les plans voisins augmentent aussi (cf. paragraphe 5.2.1.1.2). Si la valeur de la tolérance de

distance St est fixée de façon optimiste (trop petite), dans ce cas soit l'algorithme détecte plusieurs plans au lieu de n'en détecter qu'un, soit il n'arrive à détecter aucun plan et cela représente un cas d'instabilité de l'algorithme. Dans le cas où le plan est détecté comme plusieurs plans, ce genre d'erreur est acceptable car une valeur élevée pour St signifie aussi que la précision altimétrique des points est mauvaise. Autrement dit, le plan est détecté comme plusieurs plans à cause de la mauvaise qualité du nuage de points. En revanche, si l'algorithme n'arrive pas à détecter de plan, les points voisins à ce plan seront pris en compte et entreront dans la segmentation pour ensuite former un seul plan. Ainsi le niveau de généralisation sera élevé.

Par contre, si la valeur de la tolérance de distance St est inférieure à celle de l'épaisseur du nuage de points gravitant autour du plan, le plan obtenu risque de ne pas être représentatif pour les points qui le caractérisent.

Enfin, on a constaté qu'il y a des cas particuliers d'instabilité de l'algorithme RANSAC étendu, mais la question qui ressort ici est : est-ce que l'algorithme RANSAC étendu peut être considéré comme globalement stable ou non? Pour répondre à cette question, on doit le comparer aux autres algorithmes de détection automatique de plans, comme par exemple la transformée de Hough ou la croissance de région. On observe qu'un cas d'instabilité de l'algorithme RANSAC représente un cas d'« échec » permanent dans les autres algorithmes de détection automatique de plans de toit. Par exemple, dans le cas présenté dans la Figure 5.42b, les algorithmes de transformée de Hough et de croissance de région vont toujours détecter un seul plan au lieu de deux. En revanche, l'algorithme RANSAC étendu les détecte le plus souvent correctement, c'est-à-dire comme deux plans.

Pour conclure, le manque de stabilité de l'algorithme RANSAC étendu au niveau du temps de calcul est acceptable car le temps de traitement varie très peu d'une application à l'autre. De plus, comparé aux autres algorithmes de détection automatique des plans de toits, il est relativement stable en termes de qualité de résultats.

5.6. Conclusion

Ce chapitre est le noyau de ce mémoire, étant donné qu'il décrit la méthodologie proposée pour modéliser automatiquement les bâtiments à partir de données lidar, indépendamment, pour le moment, de la segmentation qui précède.

La méthodologie développée dans ce chapitre effectue une modélisation non paramétrique de bâtiments en deux étapes successives : la modélisation des façades du bâtiment suivie de la modélisation de son toit.

L'algorithme de modélisation automatique des façades d'un bâtiment quelconque commence tout d'abord par isoler le bâtiment et par calculer le modèle numérique de surface binaire du bâtiment (MNSb). Ensuite, il extrait l'emprise au sol des bâtiments sous forme de polygones de contour. Après filtrage des contours dans le souci d'en écarter le bruit, on décompose ces polygones de contour en primitives représentant les façades de bâtiment, tout en veillant à chaque étape du traitement à rester le plus fidèle possible au nuage de points initial. Pour finir, les équations de façades sont exprimées en respectant le principe des moindres carrés. Le processus de modélisation des façades s'est basé sur des méthodes ayant fait leurs preuves dans la littérature, mais qui ont été adaptées de façon à ne conserver que leurs avantages. Pour justifier de l'introduction de seuils au cours des traitements, on s'appuie sur des cas concrets rencontrés au fur et à mesure des expérimentations. A l'issue de cet algorithme, on dispose déjà d'un modèle 3D de bâtiment mais représenté avec un toit plat.

Une question essentielle reste en suspens : dans quel cas la méthode proposée pour modéliser les façades avant de modéliser les toits est-elle applicable? Elle est applicable dans une majorité des cas, lorsque l'emprise au sol du bâtiment se compose du corps du bâtiment et d'un ou de plusieurs

polygones de contour. Ces polygones doivent être fermés et séparables comme le présente schématiquement la Figure 5.43.

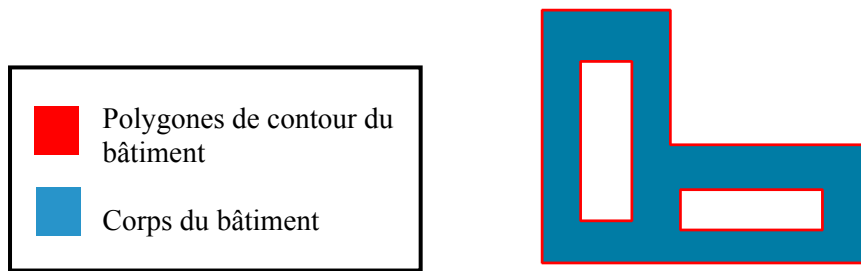


Figure 5.43. Composantes de l'emprise au sol d'un bâtiment

Cinq nouveaux paramètres interviennent dans la démarche de modélisation automatique des façades : le seuil de discrimination des cours intérieures de bâtiment, le seuil utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker, les seuils de fusion des côtés voisins du polygone de contour, le seuil de contrôle de position des coins du bâtiment et le seuil permettant l'élimination du bruit avant le calcul de la droite moyenne décrivant la façade. Ces paramètres ont été analysés, puis des outils d'aide à leur détermination (équations ou valeurs approchées) ont été proposés. L'introduction de ces paramètres permet d'adapter les méthodes existantes et de les affiner afin d'automatiser la démarche de modélisation.

L'algorithme de modélisation automatique de toits part de l'hypothèse qu'un toit peut être décrit par un ensemble de plans et s'attache à les détecter automatiquement. Dans ce contexte, l'algorithme RANSAC classique et bien connu dans la littérature a été étendu de façon à ce qu'il respecte les contraintes connues pour un toit et qu'il s'adapte donc à sa géométrie. Après détection des plans s'effectue la détection automatique des arêtes internes du toit. Elle a suscité l'étude des relations de voisinage entre plans de toits et la correction de défauts liés au processus RANSAC. De la même façon, l'extraction des nœuds des arêtes a nécessité l'étude des relations de jonction entre les arêtes voisines. Ces opérations ont permis d'aboutir à un modèle 2D du bâtiment. Enfin, un ensemble de corrections et d'ajustement ont été opérées pour passer du modèle 2D à un modèle cohérent en 3D du bâtiment complet.

L'efficacité et la fiabilité de cet algorithme de modélisation de toits a été mis à l'épreuve. Il ressort de plusieurs études de cas que cet algorithme est performant à partir du moment où le toit de bâtiment est planaire. En effet, les toits constitués de surfaces cylindriques ou sphériques (dômes, toits bombés), amènent l'algorithme RANSAC étendu à essayer un échec. Toutefois, là où les autres algorithmes de détection automatique de plans sont incapables de fournir un résultat, l'algorithme RANSAC étendu fonctionne et fournit des résultats acceptables. Un autre atout de cet algorithme (dans sa forme étendue) et qui reste un souci considérable dans le domaine du lidar, est sa capacité à gérer de grands volumes de données en un temps convenable. Néanmoins, tous les cas de figure ne peuvent pas être imaginés et des expérimentations supplémentaires permettraient d'affiner encore davantage le modèle final.

Les déformations survenant dans le modèle final sont de deux sortes : les déformations au niveau du modèle 2D du bâtiment et les déformations au niveau du modèle 3D du bâtiment. Ces déformations représentent en fait une source d'informations précieuse, car elles suggèrent la présence de détails pour le moment non modélisés. Des études plus poussées sur ce point et qui veilleraient à obtenir des données supplémentaires sur ces détails de toits devraient permettre de se rapprocher encore davantage du modèle réel.

Deux paramètres ont été introduits dans la démarche de modélisation automatique de toits de bâtiments : la tolérance sur la distance utilisée pour détecter les points du nuage dans l'algorithme RANSAC étendu, et le nombre de points maximal et minimal devant appartenir à un plan pour être représentatif d'un pan de toit. Ces paramètres ont été analysés, puis des outils d'aide à leur détermination (équations ou valeurs approchées) ont été proposés. L'introduction de ces paramètres permet d'adapter des méthodes existantes et de les affiner afin d'augmenter le niveau d'automatisation de la méthode proposée.

A l'issue de ce chapitre, on dispose d'un modèle 3D de bâtiment obtenu à partir du nuage de points le couvrant. Comme évoqué en début de chapitre, les étapes de modélisation s'affranchissent dans un premier temps de la segmentation qui a précédé, afin, entre autres, de dissocier des sources d'erreurs provenant d'étapes précédentes de celles provenant de la modélisation.

Le Chapitre 6 fournira le ciment qui liera les deux piliers de ce travail : la segmentation du nuage et la modélisation d'un bâtiment pour aboutir à l'obtention d'une chaîne de traitements complète, allant du nuage de points au modèle 3D de la ville dans son ensemble. Pour finir, et pour valider l'ensemble de la chaîne de traitements, une évaluation qualitative et quantitative des résultats sera opérée sur la base de plusieurs nuages de points de caractéristiques physiques et typologiques différentes.

Chapitre 6

Application des méthodes développées et analyse des résultats

On a vu que la réalisation par traitement automatique d'un modèle 3D urbain se décomposait en deux étapes essentielles : la segmentation automatique du nuage de points pour en extraire notamment la classe des bâtiments (Chapitre 3) et la modélisation automatique des bâtiments issus de cette classe (Chapitre 5).

Ce sixième et dernier chapitre présente les résultats obtenus par l'application des méthodologies développées dans les Chapitres 3 et 5 de cette thèse. De plus, la précision et le temps de traitement requis par les étapes de segmentation et de modélisation sont évalués. Enfin, il reste à présenter le couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation automatique de bâtiments dans l'objectif de disposer d'une seule et unique chaîne de traitements automatique de données lidar.

Commençons par la description des données utilisées comme échantillons de tests.

6.1. Description des données employées

Les méthodologies de segmentation et de modélisation ont été testées sur deux nuages de points. Le premier, disponible gratuitement sur le site www.eurosd.org, couvre un site en Finlande. Le deuxième nuage couvre la ville de Strasbourg en France. Les caractéristiques de chacun sont exposées ici et présentées dans le Tableau 6.1.

1- Nuage de point du site Hermanni : ce site couvre un secteur urbain situé à environ 3 km du centre ville d'Helsinki, composé d'une quinzaine de maisons, dont trois ou quatre sont historiques, construites dans les années 1950. Le système de coordonnées employé est un système local cartésien dont l'origine se situe à X (est)=50000, Y(Nord)=20000 (ellipsoïde WGS84).

	Date d'acquisition	Prestataire / système lidar	Altitude de vol	Fréquence d'impulsion	Champ de vision (nadir)	Densité de points	Système de coord
Hermanni	Fin juin 2002	TopEye	200 m	7 KHz	± 20°	7-9 points/m ²	WGS84
Strasbourg	4/5 septembre 2004	TopScan / Optech ALTM 1225	1440 m	25 kHz	± 13°	1.3 points/m ²	NTF (projection Lambert I)

Tableau 6.1. Caractéristiques du nuage de points du site Hermanni et du site de Strasbourg

2- Nuage de points de Strasbourg : il couvre une zone de 4 km de long sur 1920 m de large avec une fauchée de 640 m, située sur l'hyper-centre et le campus universitaire. Le système de projection employé est le système Lambert I. Les coordonnées des début et fin de bandes sont : 998049.37E, 113102.97N (CSG) et 1002068.03E, 111519.28N (CID).

Comme la démarche proposée était composée d'une segmentation automatique du nuage de points suivie d'une modélisation automatique de bâtiments, on commence par exposer la démarche d'extraction des bâtiments.

6.2. Extraction des bâtiments par segmentation automatique

Comme expliqué dans le Chapitre 3, la méthode de segmentation proposée s'effectue en deux étapes successives : la segmentation « sol/sursol », puis la segmentation « bâtiments/végétation » qui s'appuie sur la classe du sursol extraite préalablement pour y détecter les bâtiments.

Deux échantillons ont été extraits du nuage de points de Strasbourg en raison de leurs caractéristiques typologiques différentes. Le premier échantillon est situé sur le campus universitaire et plus particulièrement sur le boulevard de la Victoire. Dans un souci de simplification, ce site sera appelé « campus » par la suite. Dans cette zone relativement arborée, les bâtiments sont de taille importante. Le deuxième extrait couvre le centre ville de Strasbourg, connu pour l'enchevêtrement de ses maisons.

Pour réaliser la segmentation automatique des trois nuages précédents, on doit tout d'abord calculer le MNS qui en découle (cf. Tableau 6.2).

Site	Nombre de points	Densité de points (pt/m ²)	Pas du MNS (m)	Dimension de la matrice (pixel)	Z_{max} (m)	Z_{min} (m)
Hermanni	410 497	7-9	0,379	621 x 946	61	3
Campus	450 000	1.3	0,877	1430 x 854	110	210
Centre Ville	400 000	1.3	0,877	1394 x 852	90	190

Tableau 6.2. Caractéristiques des MNS des nuages de points

Les Figures 6.1b, 6.2b et 6.3b présentent ces MNS affichés en pseudo couleurs (palette allant du bleu pour les valeurs faibles au rouge pour les valeurs élevées).

Le paragraphe suivant présente les résultats obtenus suite à l'application de l'algorithme de segmentation automatique sur les trois nuages de points présentés dans le tableau précédent.

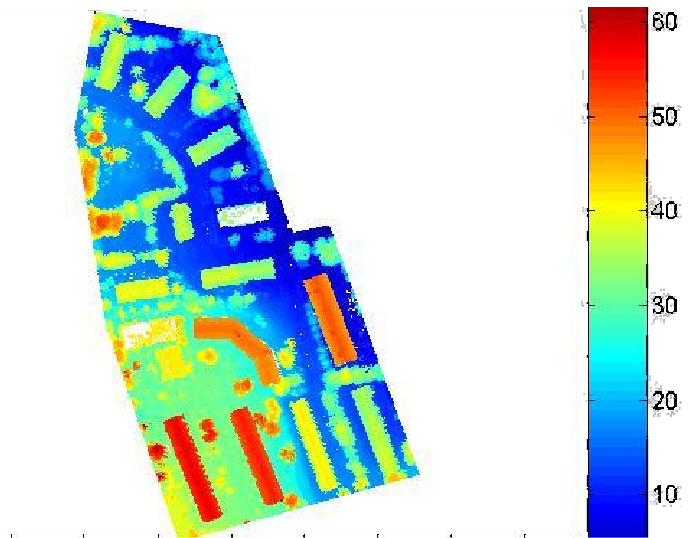
6.2.1. Résultats de l'extraction

Les résultats des segmentations sol/sursol et bâtiments/végétation sont présentés dans la Figure 6.1 pour le nuage de points du site Hermanni, dans la Figure 6.2 pour le nuage de points du campus et dans la Figure 6.3 pour le nuage de points du site du centre ville de Strasbourg. Dans chacune de ces trois figures, on présente la photo aérienne du site, la visualisation du MNS, le masque de sursol et le masque des bâtiments. Enfin, les valeurs des paramètres utilisés dans ces deux étapes de segmentation sont présentées dans le Tableau 6.3.

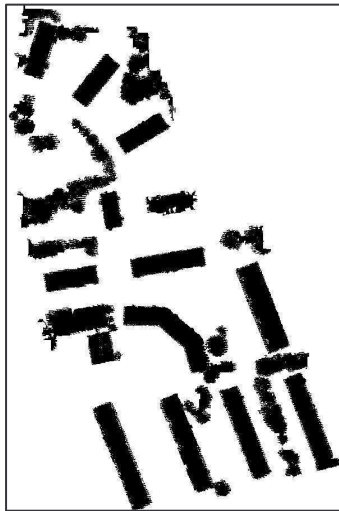
Suivant les nuages étudiés, il peut être nécessaire de fixer des valeurs différentes à un même seuil, en raison de la différence de densité de points et de la différence de nature typologique de la zone scannée. Prenons l'exemple du paramètre S_l qui représente le seuil de séparation entre le sol et le sursol. Les bâtiments du site Centre ville sont moins hauts que ceux du site Hermanni et du site Campus, donc le paramètre S_l associé à ce site sera plus petit. Les valeurs différentes associées au paramètre Δh_{max} sont liées quant à elles non pas à la taille des bâtiments, mais à la densité de points du nuage (7 points/m² pour Hermanni contre 1.3 points/m² pour Strasbourg). En effet, l'écart maximal en Z entre points d'une même cellule peut être restreint davantage lorsque le nombre de points par mètre carré est plus important.



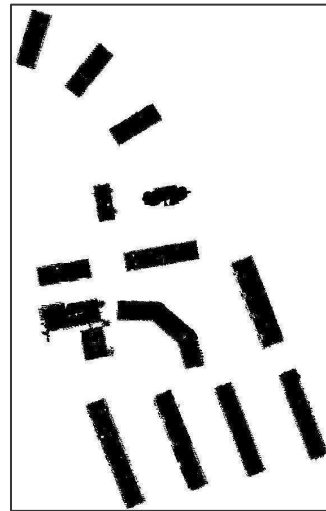
(a)



(b)



(c)

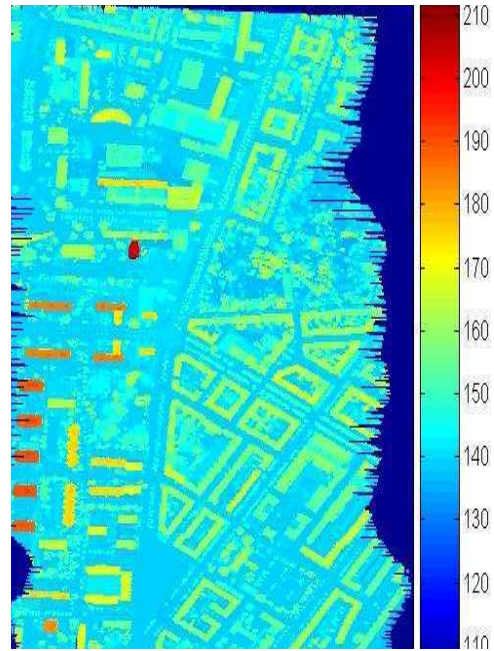


(d)

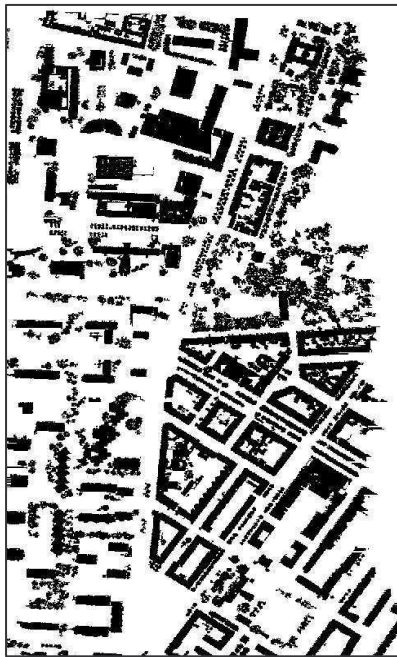
Figure 6.1. Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du site Hermanni (Finlande).
a) Photo aérienne; b) Visualisation du MNS ; c) Masque du sursol ; d) Masque des bâtiments



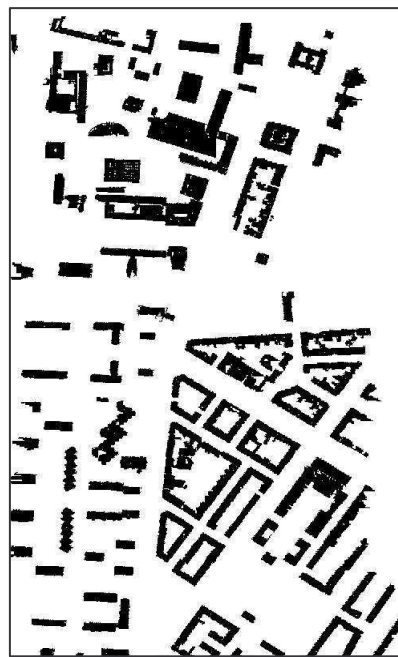
(a)



(b)



(c)

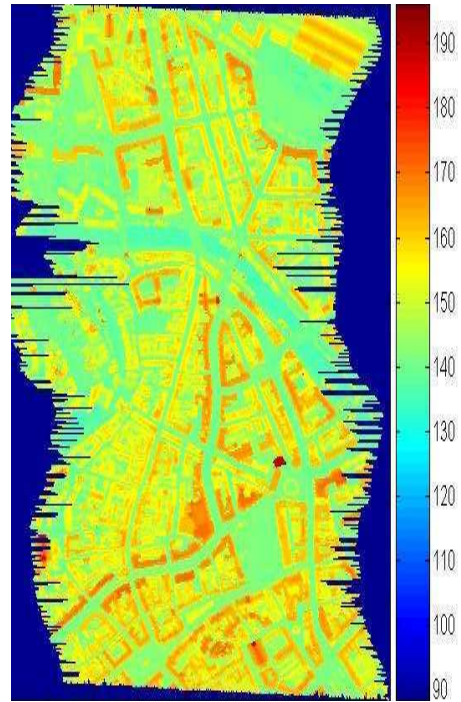


(d)

Figure 6.2. Résultat de la segmentation automatique du nuage de points localisé au niveau du campus à Strasbourg. a) Photo aérienne (mosaïque) ; b) Visualisation du MNS ; c) Masque du sursol ; d) Masque des bâtiments



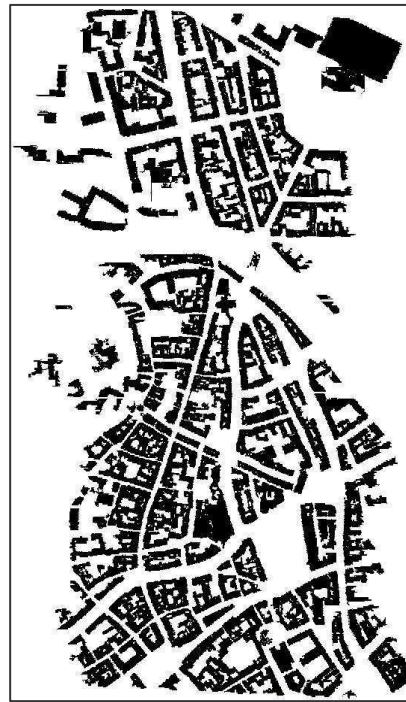
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 6.3. Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du centre ville de Strasbourg.
a) Photo aérienne (mosaïque) ; b) Visualisation du MNS ; c) Masque du sursol ; d) Masque des bâtiments

Site	Segmentation Sol/sursol		Segmentation Bâtiments/végétation			
	S_1 (m)	S_2 (m ²)	Δh_{max} (m)	S_{2_b} (m ²)	$\Delta h_{R,g}$ (m)	S_2 (m ²)
Hermanni	6	150	0.9	100	0.57	150
Campus	6	100	1.5	60	1.32	100
Centre ville	5	100	1.5	60	1.5	100

- Où
- S_1 : seuil de séparation entre sol et sursol.
 - S_2 : seuil de superficie des segments des bâtiments.
 - Δh_{max} : écart maximal, dans le plan vertical, entre les points d'une même cellule (dénivelée maximale).
 - S_{2_b} : seuil de superficie des noyaux des bâtiments.
 - $\Delta h_{R,g}$: variation des dénivelées utilisées dans l'algorithme de croissance de région.

Tableau 6.3. Valeurs des paramètres utilisés dans la démarche de segmentation

Après avoir présenté les résultats de l'application de l'algorithme de segmentation, il est indispensable d'évaluer la précision de ces résultats.

6.2.2. Calcul de la précision de l'extraction

Pour estimer le niveau d'efficacité de l'algorithme d'extraction, on va calculer d'une part la précision de l'extraction de bâtiments et d'autre part le temps de traitement requis par chaque étape.

Dans le contexte de l'estimation de la précision des résultats de la segmentation, deux méthodes sont utilisées. La première est une méthode automatique et confronte, pixel à pixel, des données de référence au masque obtenu. La deuxième quant à elle est une méthode manuelle, qui calcule la proportion de bâtiments détectés par rapport au nombre total de bâtiments présents. Ces deux méthodes ont besoin de données de référence en entrée.

Malheureusement, les images aériennes ne peuvent pas être employées à cette fin, parce qu'elles représentent une projection centrale de la zone étudiée, c'est-à-dire qu'elles ont des échelles variables selon la position et l'élévation des objets dans la zone étudiée.

D'autre part, on doit dissocier deux types de précisions : la précision du balayage laser (précision de la position des points) et celle de la description de la forme géométrique des objets. Pour comprendre cette idée, on prend l'exemple théorique suivant : supposons que l'on dispose d'un bâtiment dont la superficie est de 1m² et dont la forme géométrique est rectangulaire. Si la densité de points est égale à 1 point/m², dans ce cas le bâtiment est représenté par un seul point. Dans cet exemple, même si la précision de positionnement des points est très élevée, la précision de la description de la forme géométrique de ce bâtiment est nulle. Car un point ne peut pas décrire la forme géométrique de ce bâtiment.

Prenons l'exemple présenté dans la Figure 6.4 : on dispose d'un nuage de points plus ou moins régulier et couvrant un bâtiment exclusivement. On constate que l'on dispose de trois polygones de

contour du bâtiment : le contour réel du bâtiment (en bleu), le contour du bâtiment selon le nuage de points (en rouge dans la Figure 6.4a) et le contour du bâtiment détecté (en vert dans la Figure 6.4b).

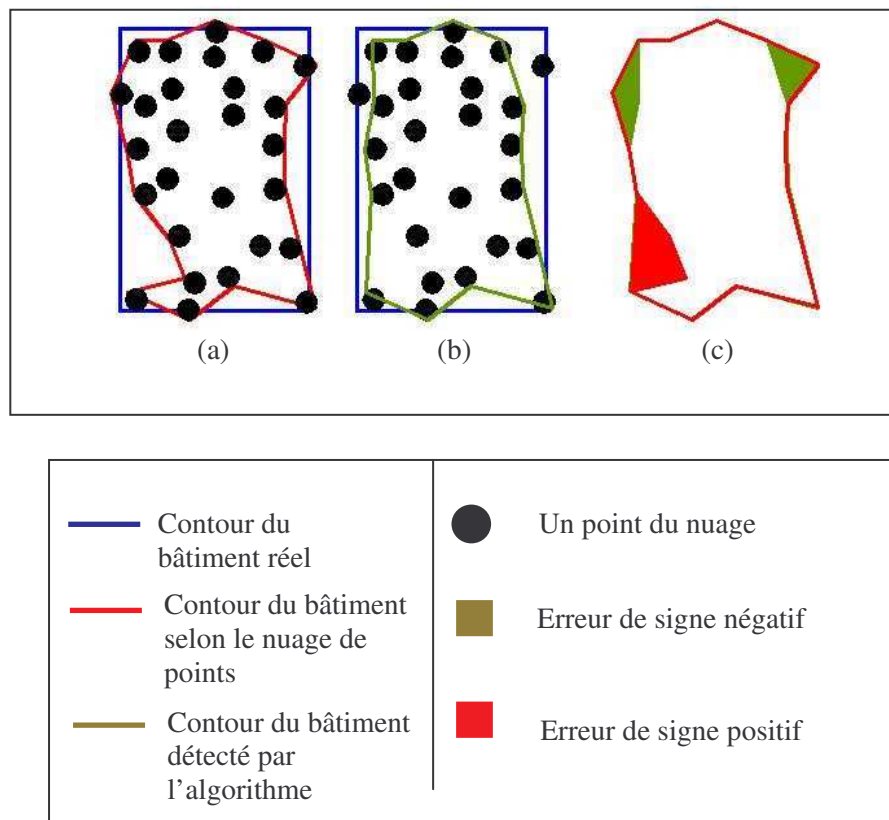


Figure 6.4. Projection sur le plan horizontal d'un nuage de points représentant un bâtiment.
 a) Superposition du contour réel au contour défini selon le nuage de points ; b) Superposition du contour réel au contour détecté par l'algorithme d'extraction de contour ; c) Intersection du contour défini selon le nuage de points et du contour détecté

Si on s'intéresse à la précision de description de la forme géométrique du bâtiment tel que capté par balayage laser, elle se calculera par différence entre le contour réel du bâtiment (contour bleu) et le contour du bâtiment défini selon le nuage de points (contour rouge). Dans ce cas, le contour bleu représente la référence et le contour rouge représente le modèle.

Par contre, si on veut calculer la précision de l'extraction, il faudra calculer la différence entre le contour du bâtiment selon le nuage de points (contour rouge) et le contour détecté (contour vert). Dans ce cas, le contour rouge représente la référence.

Par conséquent, la différence entre le contour réel du bâtiment (contour bleu) et le contour du bâtiment détecté (contour vert) combine la précision du balayage laser et la précision de l'extraction.

Comme notre objectif est d'estimer la précision de la méthode d'extraction automatique développée ici, l'image de référence sera donc obtenue par digitalisation (manuelle) selon le nuage de points (contour rouge). Cette opération est effectuée en utilisant le logiciel RealWorks Survey 6.0 (Trimble).

6.2.2.1. Evaluation automatique

Pour quantifier les écarts entre image résultante et image de référence, on peut utiliser la méthode d'estimation proposée par (Sithole et Vosselman, 2003). Cette méthode est basée sur le calcul d'une matrice de confusion dans laquelle résultat et référence sont confrontés (cf. Tableau 6.4). On considère qu'on aura à la fin du traitement seulement deux classes que sont la classe « bâtiments » (objet d'intérêt dans cette thèse) et la classe « non-bâtiments ».

		Résultat		Somme
		Bâtiments	Non-bâtiments	
Référence	Bâtiments	a	b	a+b
	Non-bâtiments	c	d	c+d
Somme		a+c	b+d	e=a+b+c+d

Tableau 6.4. Matrice de confusion pour calculer la précision globale de l'extraction des bâtiments

La matrice de confusion du Tableau 6.4 contient les valeurs suivantes :

- a : le nombre de pixels de la classe *bâtiments* qui sont bien classés.
- b : le nombre de pixels de la classe *bâtiments* qui sont classés autrement dans le masque calculé.
- c : le nombre de pixels de la classe *non-bâtiments* qui sont mal classés.
- d : le nombre de pixels de la classe *non-bâtiments* qui sont classés dans les deux images de la même manière.
- e : le nombre total de pixels testés.

Le calcul de la matrice de confusion est répété, pour chacun des trois nuages, étudiés à partir du masque de bâtiments et de l'image de référence (cf. Annexe IV). Cela conduit à distinguer trois types d'erreurs :

- L'erreur de type I, qui est égale à $\frac{b}{a+b}$ et représente la proportion de pixels qui auraient dû être classés en *bâtiment* dans l'image résultante.
- L'erreur de type II, qui vaut $\frac{c}{c+d}$ et représente la proportion de pixels qui auraient dû être classés en *non-bâtiment* dans l'image résultante.
- L'erreur totale, qui est égale à $\frac{b+c}{e}$, qui représente la proportion de pixels mal classés dans l'image résultante.

Il reste à attribuer une note ou une mention selon la valeur prise par ces erreurs. Pour cela, (Sithole et Vosselman, 2003) suggèrent les mentions suivantes :

- 1- « Mauvais » : si l'erreur totale est supérieur à 50%.
- 2- « Moyen » : si l'erreur totale est située entre 10 % et 50%.
- 3- « Bien » : si l'erreur totale est inférieure ou égale à 10%.

On suggère d'aller au-delà, en ajoutant les mentions :

- 4- « Très bien » : si l'erreur totale est située entre 1% et 5%.
- 5- « Excellent » : si l'erreur totale est inférieure ou égale à 1%.

Le Tableau 6.5 recueille les erreurs calculées à partir des trois matrices de confusion. Il montre, pour chaque nuage de points, l'erreur de type I et II, l'erreur totale et la mention affectée au résultat.

Site	Erreur I %	Erreur II %	Erreur totale %	Mention affectée à l'extraction
Hermanni	0.22	0.01	0.01	Excellent
Campus de Strasbourg	1.57	0.34	0.55	Excellent
Centre ville de Strasbourg	1.46	0.97	1.12	Très bien

Tableau 6.5. Mention attribuée à l'extraction des bâtiments opérée sur différents nuages de points

En analysant le Tableau 6.5, on constate que les erreurs de type I et de type II sont comprises entre 0.01% et 1.57%, ce qui signifie que moins de 2% des pixels ont été affectés à la mauvaise classe, quel que soit le site d'étude. De plus, les valeurs de l'erreur II pour tous les sites sont excellentes (inférieures à 1%). Cela signifie donc que l'algorithme de calcul du MNSn a une bonne capacité à séparer les classes du sol et le sursol. Cela signifie aussi que les pixels de la classe sol (qui représentent le sol, les petits arbres et le bruit) ont été détectés avec une très haute précision.

Le Tableau 6.5 montre aussi que les valeurs prises par l'erreur totale sont comprises entre 0.01% pour le site Hermanni et 1.12% pour le site centre ville à Strasbourg, c'est-à-dire que les mentions associées sont comprises entre « excellent » et « très bien ». Plutôt que de se concentrer sur les erreurs, on aurait pu calculer aussi la précision totale par $\frac{a+d}{e}$ et constater des pourcentages de détection tous situés au dessus de 98%. Par conséquent, les précisions des résultats de segmentation obtenus sur les nuages de points disponibles sont très satisfaisantes.

6.2.2.2. Evaluation manuelle

Une autre évaluation quantitative d'extraction des bâtiments d'un nuage de points consiste à compter le nombre de bâtiments détectés par rapport au nombre total de bâtiments existants. Les bâtiments existants sont comptés sur la base du MNS calculé à partir de chaque nuage de points (cf. Tableau 6.6).

Site	Nombre de bâtiments détectés	Nombre de bâtiments non détectés	Nombre total de bâtiments	Pourcentage de détection en %
Hermanni	15	0	15	100
Campus	60	4	64	93.75
Centre Ville	64	3	67	95.52

Tableau 6.6. Résultats de l'évaluation quantitative d'extraction des bâtiments

On constate à partir du Tableau 6.6 que les pourcentages de détection des bâtiments sont situés entre 100 % pour le site de Hermanni et 93.75 % pour le site du campus. Cela signifie que les pourcentages de détection des bâtiments sont à nouveau très satisfaisants.

Le temps requis pour réaliser chaque étape de traitement a été mesuré, sachant que l'ordinateur utilisé est un processeur Pentium (R) 4 CPU 2.80 GHz et une RAM de 1.00 Go (cf. Tableau 6.7).

Site	Durée de chargement des données	Durée d'interpolation	Durée de correction	Durée de segmentation sol/sursol	Durée de segmentation bâtiments/végétation	Durée totale
Hermanni	0m10s	0m29s	5m19s	1m52s	0m21s	8m11s
Campus	0m10s	0m31s	3m56s	2m58s	0m 36 s	8m09s
Centre ville	0m10s	0m29s	4m05s	4m03s	1m10s	9m56s

Tableau 6.7. Temps requis par les étapes de traitement aboutissant à un masque de bâtiments

Le Tableau 6.7 montre que le temps consommé pour réaliser la segmentation sol/sursol et bâtiments/végétation est faible, au regard du nombre de points du nuage et de la taille de la matrice du MNS. Par exemple, le temps de calcul de la segmentation sol/sursol et bâtiments/végétation pour le nuage de points du site du campus, qui contient 450 000 points, et dont la matrice de MNS contient 1430 x 854 pixels (cf. Tableau 6.2) est de 214 secondes. Donc, le temps de calcul de la segmentation sol/sursol et bâtiments/végétation reste tout à fait acceptable. Par contre, le temps consommé pour corriger le MNS est important (276 secondes pour le site du campus à Strasbourg). Donc il sera nécessaire d'optimiser l'algorithme de correction du MNS pour diminuer ce temps de correction (cf. Chapitre 3, paragraphe 3.1.3).

En conclusion, les résultats et la précision des résultats issus de cette première étape de traitement automatique qu'est la segmentation sont plus que satisfaisants et permettent de valider cette étape. La deuxième grande partie de cette thèse a été consacrée à la modélisation des bâtiments, dont il s'agit à présent d'évaluer les résultats.

6.3. Modélisation automatique de bâtiments

Comme vu en détail dans le Chapitre 5, la méthodologie de modélisation automatique de bâtiments développée dans cette thèse se décompose en trois étapes essentielles qui sont :

- La modélisation 3D des façades de bâtiments, suivie de
- La modélisation 2D des toits, puis pour finir
- La construction du modèle 3D complet du bâtiment.

Cela signifie aussi que trois produits différents sont élaborés en sortie de ces trois étapes. Ces produits sont, pour un bâtiment, son modèle 3D avec un toit plat, le modèle 2D de son toit et le modèle 3D final et complet du bâtiment.

La précision de réalisation des deux premiers produits jouera un rôle déterminant sur la précision du modèle 3D final, c'est pourquoi une étude de précision accompagnera les résultats obtenus plus particulièrement lors de ces deux étapes.

Avant d'entrer dans le vif du sujet, il faut rappeler que la méthodologie est pour le moment appliquée à chaque bâtiment individuellement, c'est-à-dire sans se baser sur le masque de bâtiments fourni dans l'étape de segmentation précédente. Cette décision a été prise pour se détacher pour le moment de toute erreur susceptible de provenir de l'étape d'extraction de bâtiments et pour pouvoir mettre en évidence les erreurs inhérentes à chaque étape. Toutefois, les deux maillons de la chaîne de traitement seront rassemblés dans la dernière partie de ce chapitre intitulé « couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation de bâtiments ». Les résultats issus du couplage seront évalués à leur tour avant de clore le chapitre.

6.3.1. Modélisation des façades des bâtiments

Ce paragraphe, tout comme les suivants, présente en premier lieu les résultats obtenus après application de la méthodologie développée pour la modélisation. Ensuite, comme il n'existe pas de méthode unique pour évaluer la précision des résultats, un principe d'évaluation sera présenté et adopté. Pour finir, les valeurs issues de cette étude de précision seront analysées.

6.3.1.1. Résultats de l'extraction des façades

Pour tester la méthodologie de modélisation des façades d'un bâtiment quelconque à partir d'un nuage de points 3D, on l'applique sur les trois nuages de points disponibles. Les Figures 6.5, 6.6 et 6.7 présentent respectivement les modèles 3D obtenus à l'aide du nuage du site Hermanni, du site autour du campus et du centre ville de Strasbourg. Bien entendu, les bâtiments sont à ce stade définis uniquement par les façades les composant, donc sous forme de maison à toiture terrasse. Enfin, les valeurs des paramètres utilisés dans cette étape d'extraction de façades sont présentées dans le Tableau 6.8.

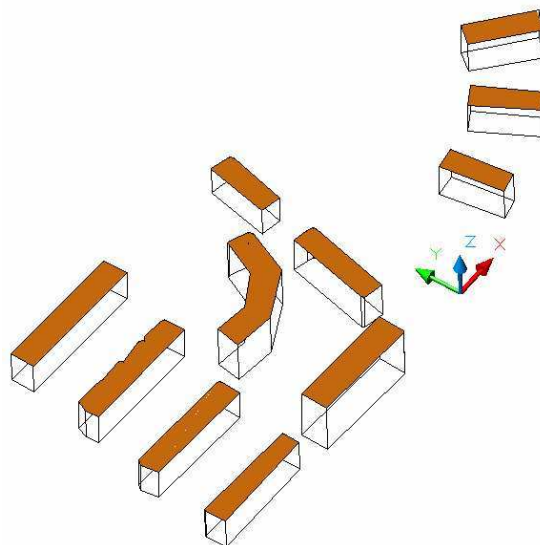


Figure 6.5. Modèle 3D des façades des bâtiments pour le site Hermanni



Figure 6.6. Modèle 3D des façades des bâtiments pour le site du campus à Strasbourg

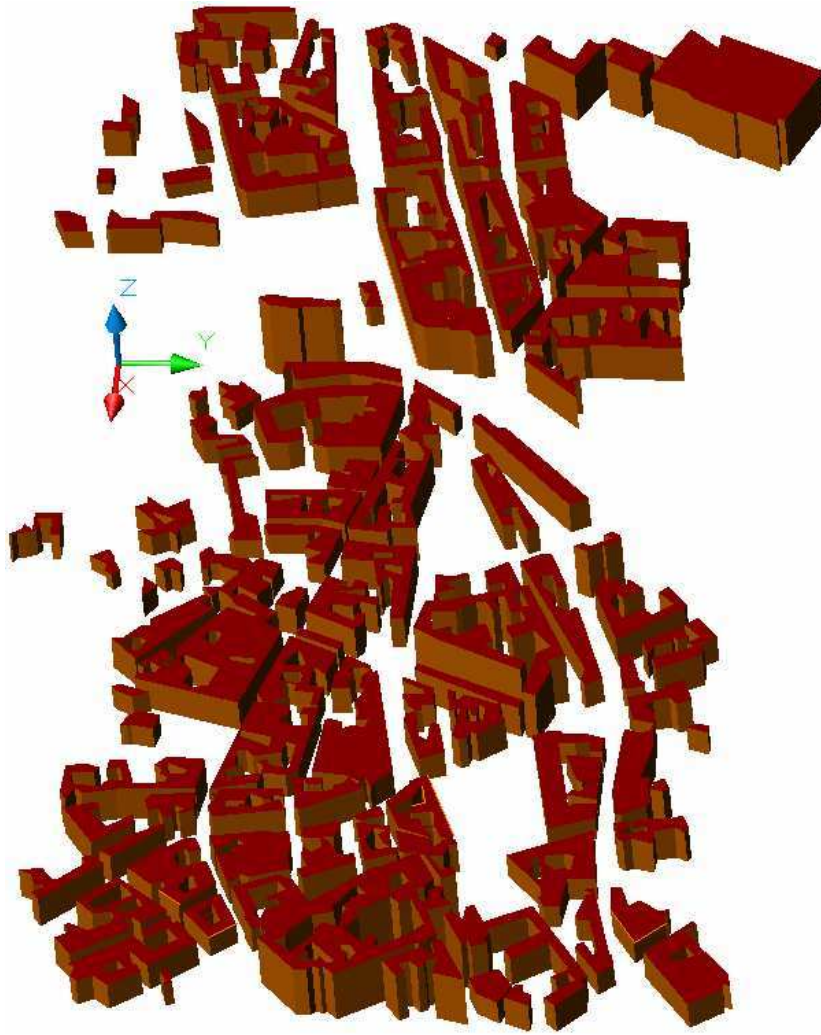


Figure 6.7. Modèle 3D des façades de bâtiments pour le site du centre ville de Strasbourg

Site	S_{cours} (pixel ²)	S (pixel)	S_{angle}°	S_{dist} (pixel)	S_{bruit} (pixel)	S_{coin} (pixel)
Hermanni	40	2.5	25	1	2	3
Campus	40	2.5	25	1	2	3
Centre ville	40	2.5	25	1	2	3

Où :

S_{cours} : seuil de discrimination des cours intérieures de bâtiment.

S : seuil utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker.

S_{angle} : seuil angulaire de fusion de côtés voisins dans le polygone de contour du bâtiment.

S_{dist} : seuil de fusion des côtés voisins du polygone de contour du bâtiment.

S_{bruit} : seuil de distance de contrôle utilisé pour éliminer des points de bruit avant le calcul de la droite moyenne.

S_{coin} : seuil de contrôle de position des coins du bâtiment.

Tableau 6.8. Présentation des valeurs affectées aux paramètres intervenant dans le processus de modélisation et qui ont donné naissance aux modèles illustrés dans les Figures 6.5, 6.6 et 6.7

Lorsque l'on fixe les valeurs des seuils en pixel, on peut constater sur la base du Tableau 6.8, que l'influence de la densité de points sur les valeurs des seuils disparaît. En effet, comme on a calculé la taille de pixel du MNS en fonction de la densité moyenne des points du nuage, l'influence de cette dernière va disparaître si l'on compare les valeurs des écarts-types en unité pixel au lieu de les comparer en unité métrique.

D'un point de vue visuel donc qualitatif, les résultats ont l'air satisfaisants. Il est toutefois nécessaire d'accompagner une validation visuelle d'une analyse quantitative. C'est pourquoi le paragraphe suivant s'attache à chiffrer la précision des modèles obtenus.

6.3.1.2. Précision des résultats d'extraction des façades

Deux méthodes d'évaluation sont proposées et appliquées indépendamment pour évaluer la précision des modèles de façades de bâtiments. La première méthode évalue chaque façade individuellement, tandis que la seconde méthode considère le modèle dans son ensemble. Cette dernière étudie la précision d'un modèle par rapport à un modèle de référence.

Analyse de la qualité des façades détectées : l'estimation de la précision d'une façade s'appuie sur la précision de l'équation de cette façade. Comme les équations des façades de bâtiments ont été obtenues en utilisant la théorie des moindres carrés, on peut se baser sur les paramètres statistiques associés pour estimer la précision du calcul (écarts-types). Les grandeurs statistiques sont énumérées en Annexe III (paragraphe III.1.2, Equations III.22 et III.23). Il s'agit entre autres de calculer l'écart-type de X (σ_x), l'écart-type de Y (σ_y) et l'écart-type sur la distance d entre les points et le plan moyen (σ_d). Dans ces calculs, X et Y représentent les coordonnées planimétriques des points.

Les Tableaux 6.9 et 6.10 recueillent les grandeurs statistiques calculées sur chaque façade de deux bâtiments choisis sur le site Hermanni. On y trouve également une indication sur le nombre de points entrant dans le premier calcul, ainsi que le nombre de points restant pour effectuer le deuxième calcul, c'est-à-dire après avoir écarté les points de bruit par l'intermédiaire du seuil S_{bruit} (cf. paragraphe 5.1.4). La Figure 6.8 présente les polygones de contours correspondants, pour ces deux bâtiments.

Hermanni, bâtiment n°6									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	120	120	0	0.03	1	0.19	7	0.37	14
2	20	19	1	0.93	35	0.96	36	0.48	18
3	8	8	0	0	0	0	0	0	0
4	4	4	0	0.09	3	0.16	6	0.16	6
5	120	120	0	0.02	1	0.14	5	0.28	11
6	28	28	0	0.79	30	0.8	30	0.4	15
7	5	5	0	0.14	5	0.21	8	0.11	4
Moyenne				0.29	10.71	0.35	13.14	0.26	9.71

Tableau 6.9. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 du site Hermanni (densité de points : 7 pts/m²)

Hermann, bâtiment n°7									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	58	58	0	0	0	0.01	0	0.47	18
2	3	3	0	0.21	8	0.25	9	0.25	9
3	26	14	12	1.47	56	1.6	61	0.8	30
4	4	4	0	0.09	3	0.16	6	0.16	6
5	71	71	0	0	0	0.13	5	1.14	43
6	57	57	0	0.1	4	0.16	6	0.31	12
7	58	58	0	0.63	24	0.66	25	0.33	12
8	34	34	0	0.04	2	0.23	9	0.45	17
9	45	45	0	0.78	29	0.81	31	0.81	31
10	43	43	0	0.13	5	0.21	8	0.21	8
Moyenne				0.35	13.1	0.42	16	0.49	18.6

Tableau 6.10. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 du site Hermann (densité de points : 7 pts/m²)

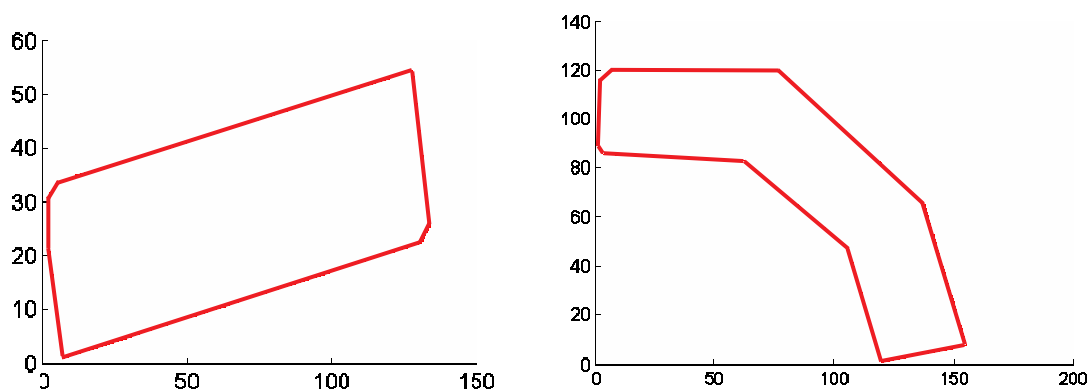


Figure 6.8. Polygones de contour des bâtiments n° 6 et 7 du site Hermann (pour la numérotation des bâtiments, voir Figure 6.10)

En général, il existe une relation entre le nombre de points écartés entre les deux calculs et l'homogénéité de la distribution des points sur le toit d'un bâtiment. En effet, si la distribution des points sur le toit d'un bâtiment est hétérogène, cela produit des déformations dans le polygone de contour du bâtiment détecté. Donc, quand on calcule le plan moyen passant par une façade déformée, il y aura des points « anormaux » présentant de grands résidus. Dans ce cas, la répétition du calcul va améliorer la qualité du modèle obtenu.

Comme le montrent les Tableaux 6.9 et 6.10, mais aussi les Tableaux V.1 et V.2 en Annexe V, très peu de points sont écartés entre les deux calculs, ce qui signifie que la distribution de points sur les bâtiments du site Hermann est homogène. Pour les six bâtiments testés sur les deux autres sites (campus ou centre ville de Strasbourg), on constate de plus grandes différences. Dans certains cas, plus de 50 % de points sont écartés entre les deux calculs, sur une même façade. Il y a deux raisons à cela : la première est la présence de saillies sur les façades des bâtiments (balcons, par exemple) et la deuxième raison est le manque d'homogénéité de la distribution des points pour ces sites (cf. Tableaux V.4 et V.5 dans l'Annexe V).

Concernant les écarts-types obtenus, les Tableaux 6.9 et 6.10 et (Tableaux V.1 à V.14 en Annexe V), montrent que la précision de détermination du calcul des façades est plus qu'acceptable. Par exemple, pour le bâtiment n°7 du site Hermanni (cf. Tableau 6.9), la valeur de l'écart-type moyen en pixel σ_d vaut 0.35 pixel, donc moins d'un pixel. Ramené à l'échelle du terrain, cela représente 13 cm. Ce résultat est très satisfaisant vue la précision des données à notre disposition et la densité de points disponible.

On peut remarquer aussi que les écarts-types (σ_d , σ_x , σ_y) prennent des valeurs différentes d'une façade à l'autre. Ces différences proviennent d'une part de la densité variable du nuage de points d'une partie à l'autre d'un même bâtiment, mais aussi de la présence de saillies sur les façades des bâtiments (balcon, escalier). Lorsque les saillies sont plus petites que le seuil S utilisé dans la technique de Douglas-Peucker, l'équation des façades sera perturbée (cf. paragraphe 5.4). Ainsi, le résultat sera plus précis dans le cas où le nuage de points est homogène et en l'absence de saillies en façade.

La Figure 6.9 présente ces grandeurs statistiques sous forme graphique, pour seize bâtiments sélectionnés sur les trois sites. Ces bâtiments ont été choisis de façon à disposer d'un échantillon représentatif d'un point de vue taille et complexité architecturale. On observe que les valeurs moyennes des écarts-types sont inférieures à 0.35 pixel pour les trois nuages de points, malgré leurs densités différentes. Seul le bâtiment n°9 (« bat5 » dans le graphique) du site du campus sort de cette limite en raison de la mauvaise distribution des points le couvrant.

Pour faire le bilan, on peut noter que la précision de l'extraction des façades dépend de plusieurs facteurs :

- 1- La distance moyenne entre deux points lidar, autrement dit la densité de points.
- 2- La valeur du seuil S utilisé dans la technique de Douglas-Peucker. Cette valeur est fonction de la précision planimétrique des points.
- 3- L'homogénéité de la distribution de points au sein d'un même nuage.
- 4- Le nombre de saillies en façade de bâtiments (la complexité architecturale).

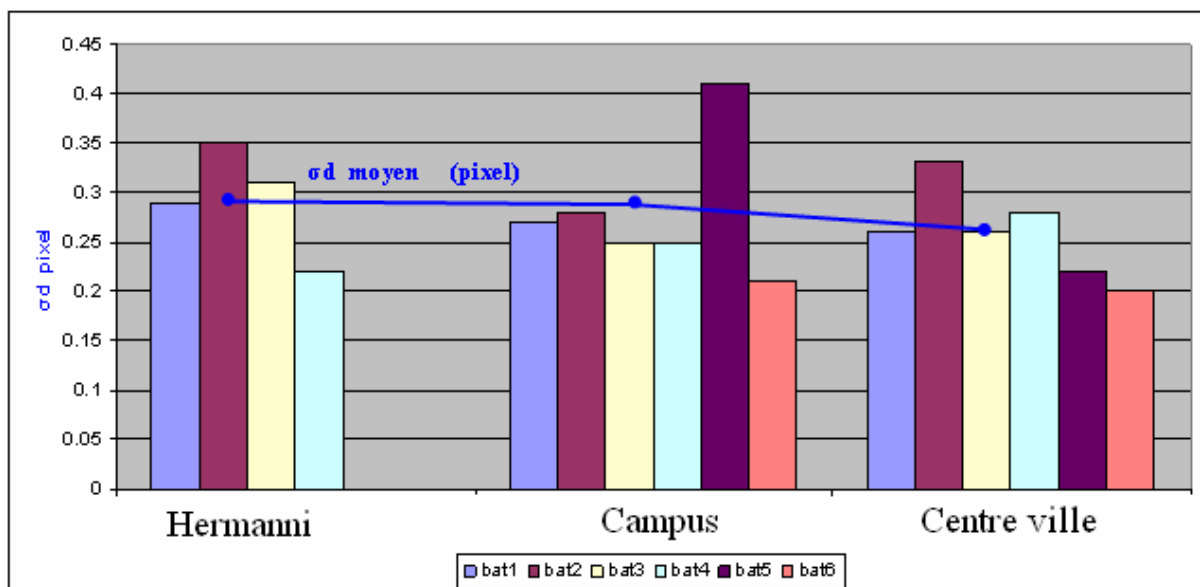


Figure 6.9 : Valeurs moyennes des écarts-types (en pixels) calculés pour les bâtiments sélectionnés dans les trois sites testés

Il peut arriver au sein d'un même nuage, que la distribution des points ne soit pas homogène pour un bâtiment par rapport à ses voisins (3^{ème} facteur évoqué ci-dessus). Les raisons peuvent être les suivantes :

- 1- Les caractéristiques physiques des bâtiments ne sont pas toujours les mêmes (couleur du toit, matériaux de construction, aspérités mais aussi géométrie du toit). Donc les toits renvoient différemment le signal entrant, tant d'un point de vue intensité que d'un point de vue géométrie de rétrodiffusion.
- 2- Le fait que des bâtiments soient attenants ou très proches expliquent parfois une densité hétérogène de points. De même l'imprécision des coordonnées des points captés (ex. : multi-trajets), ou encore les matériaux de construction des bâtiments voisins (ex : présence de façades vitrées) peuvent être la cause d'une distribution locale hétérogène des points.
- 3- Les conditions d'acquisition par balayage laser peuvent empêcher une acquisition selon une grille régulière au sol (instabilité de la plateforme, turbulences).

Il a été dit en début de Chapitre 3 que la valeur du pas du MNS pourra être déduite de la valeur de la densité moyenne des points du nuage. Pour cela, il va falloir déterminer la vraie valeur moyenne de la densité de points d'un bâtiment pour réussir à obtenir son modèle 3D. Cela explique l'utilisation des valeurs basses pour décrire la densité de points pour le bâtiment n°3 dans le site centre ville de Strasbourg (Tableau V.11 dans l'Annexe V). Pour ce bâtiment, la densité de points utilisée est de 1 points/m² bien que la densité moyenne de points de ce site vaille en fait 1.3 points/m².

Il est évident qu'en augmentant la valeur du seuil S , les valeurs des écarts-types augmentent aussi. Dans tous les cas, le filtrage des nuages de points préalable au calcul final diminuera les valeurs des écarts-types puisqu'il vise à éliminer les points « anormaux ». Cela explique pourquoi σ_d moyen calculé pour chaque site (courbe bleue dans Figure 6.9) est très peu différent d'un site à l'autre malgré des caractéristiques différentes des nuages de points.

Comme signalé en début de paragraphe, en parallèle au calcul de la précision de détermination des façades de bâtiments, on peut se pencher sur la qualité du modèle total des façades d'un bâtiment par rapport à un modèle de référence.

Analyse de la qualité du polygone de contour : pour pouvoir réaliser cette étude, il faut disposer d'un modèle de référence. Ce modèle de référence existe pour le site du campus à Strasbourg, puisqu'un plan topographique 2D y a été élaboré. On y trouve notamment l'emprise des bâtiments.

Pour comparer un modèle calculé à un modèle de référence, une technique a été résumée par (Schuster et Weidner, 2003). Elle fait intervenir 7 indices de qualité, dont le calcul est basé sur les relations ensemblistes, et qui sont détaillés dans l'Annexe VI.

Ces indices sont :

- 1- Taux de détection (*detection rate*), noté pd .
- 2- Indice de qualité (*quality rate*), noté pq .
- 3- Facteur d'excédent (*branch factor*), noté pb .
- 4- Facteur de déficit (*miss factor*), noté pm .
- 5- Indice d'échec (*false alarm rate*), noté pf .
- 6- Erreur de type 2 (*type 2 error*), noté β .
- 7- Défaut de dissimilitude de forme (*shape dissimilarity*), noté ps .

La Figure 6.10 montre les modèles de bâtiments calculés et superposés aux modèles de référence pour le site du campus de Strasbourg.

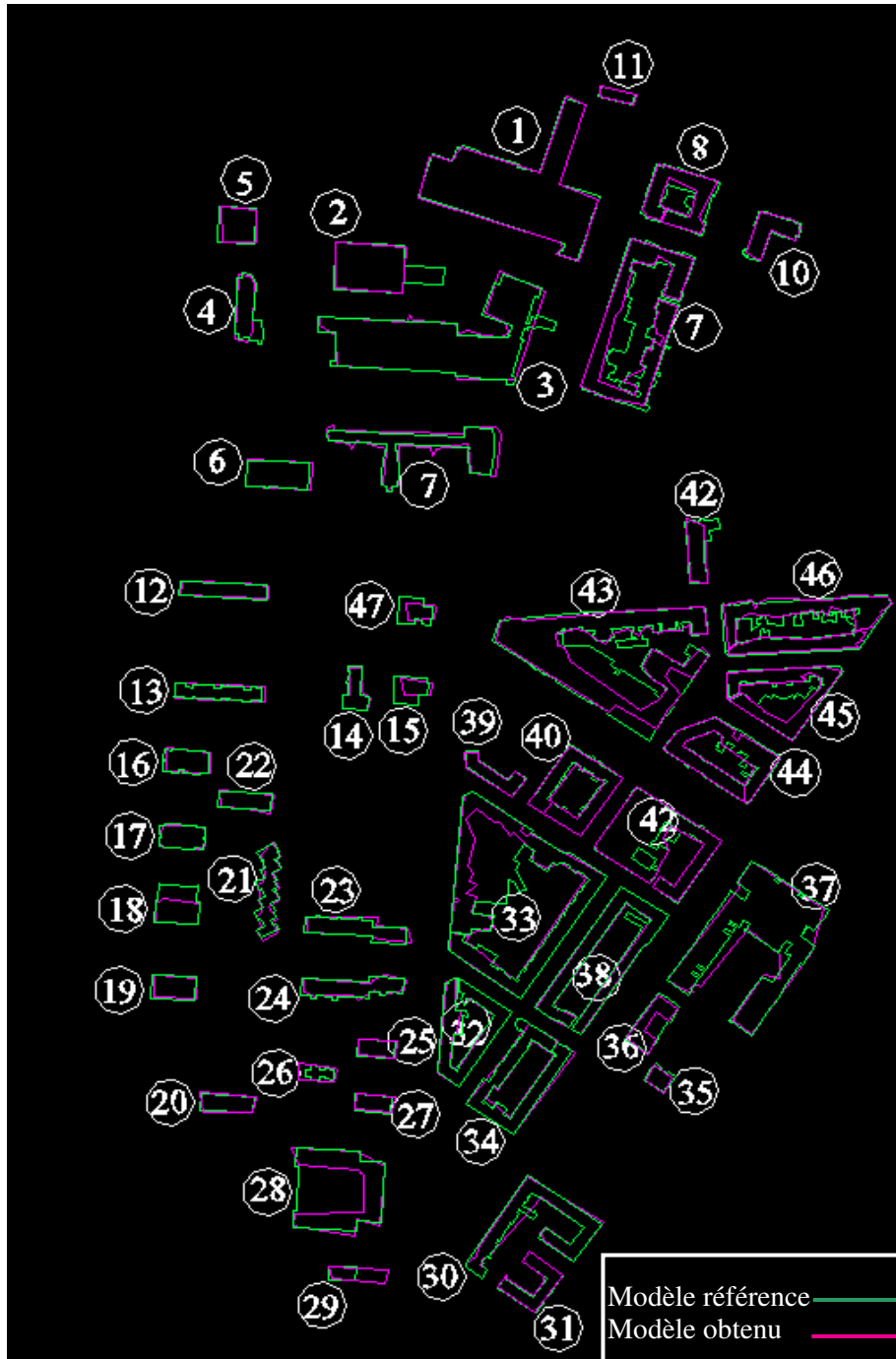


Figure 6.10. Superposition des modèles de bâtiments calculés aux modèles de référence (site du campus)

Le calcul de ces sept indices de qualité nécessite au préalable de réaliser des opérations ensemblistes. En notant A la surface couverte par le modèle de référence du bâtiment et B celle couverte par le modèle calculé, on pourra déduire la surface de l'intersection, de l'union et du rapport entre les deux (cf. Tableaux VI.1 et VI.2 dans l'Annexe VI).

Le Tableau 6.11 recueille les valeurs obtenues pour les sept indices de qualité. Elles se rapportent aux quarante sept bâtiments présentés dans la Figure 6.10.

	ρ_d	ρ_q	ρ_b	ρ_m	ρ_f	β	ρ_s
Moyenne	0.85	0.77	0.12	0.23	0.11	0.15	0.26
Ecart-Type	0.15	0.15	0.24	0.31	0.22	0.15	0.24

Tableau 6.11 : Valeurs des indices de qualité calculés pour les bâtiments du campus à Strasbourg

La précision des calculs effectués dans la modélisation et la précision du modèle 3D total des façades, ont été calculées. Il est nécessaire à présent d'analyser ces résultats.

Les sept indices de qualité calculés sur quarante sept bâtiments permettent de juger de la précision du modèle calculé par rapport à un modèle de référence (cf. Tableau 6.11). A partir des équations présentées dans l'Annexe VI, on constate qu'un résultat peut être considéré comme satisfaisant lorsque les deux premiers indices ρ_d et ρ_q sont proches de 1, et les cinq derniers ρ_b , ρ_m , ρ_f , β et ρ_s sont proches de 0.

Prenons l'exemple du bâtiment n°1 du site du campus (cf. Tableau VI.2, Annexe VI). Les deux premiers indices sont très proches de 1 (0.98 et 0.97 respectivement) et les cinq derniers sont inférieurs à 0.03. La Figure 6.10 confirme en image que le bâtiment n°1 coïncide très bien avec sa référence. Le bâtiment quarrent trois par contre est assez mal modélisé, comme le montre la Figure 6.10 et le confirme le Tableau VI.2 (cf. Annexe VI).

En observant les valeurs moyennes des 7 indices, on constate que ces indices sont globalement satisfaisants. Ces résultats s'expliquent d'une part par la densité de points relativement faible mais aussi assez hétérogène pour le nuage de points du site du campus. D'autre part, il faut bien entendu tenir compte du fait que le modèle obtenu par lidar n'est pas directement comparable au modèle servant de référence (plan topographique). En effet, un plan topographique reporte un bâtiment par rapport à son emprise au sol, tandis que le modèle calculé s'appuie sur le nuage capté au niveau du toit, donc le débord de toit est déjà une source d'écarts.

En outre, lorsque les plans topographiques sont mis à jour par traitement photogrammétrique, des éléments de façade qui se trouvent en saillie, tels que balcons ou terrasses ou escaliers ne sont pas reportés sur le plan. Alors que ces informations figurent dans les nuages de points lidar et sont donc pris en compte dans le modèle généré. Ceci explique pourquoi le bâtiment n°1, dénué de toute saillie en façade coïncide très bien avec sa référence.

Une fois que la précision d'extraction de façades (ou de modélisation de bâtiment à toit plat) a été évaluée et analysée, on peut se pencher à présent sur les résultats et la précision de l'étape de modélisation suivant immédiatement celle des façades, à savoir la modélisation des toits des bâtiments.

6.3.2. Modélisation 2D des toits des bâtiments

Le deuxième produit de l'algorithme de modélisation automatique des bâtiments développé dans le Chapitre 5 était le modèle 2D de toit de bâtiment. Dans la suite, on va exposer les résultats obtenus après application de cette partie de l'algorithme de modélisation. Ensuite, on se penchera sur l'évaluation et l'analyse de ces résultats.

6.3.2.1. Résultats de la modélisation 2D des toits des bâtiments

Pour illustrer les forces et les faiblesses de l'algorithme de modélisation des toits en 2D, deux échantillons de bâtiments ont été choisis pour leurs niveaux de complexité architecturale différents. Le

premier échantillon contient douze bâtiments du site Hermanni (cf. Figure 6.11a) et le second couvre seize bâtiments du centre ville de Strasbourg (cf. Figure 6.12a). Les Figures 6.11b et 6.12b présentent le résultat final de la modélisation automatique 2D des toits de bâtiments des deux sites.

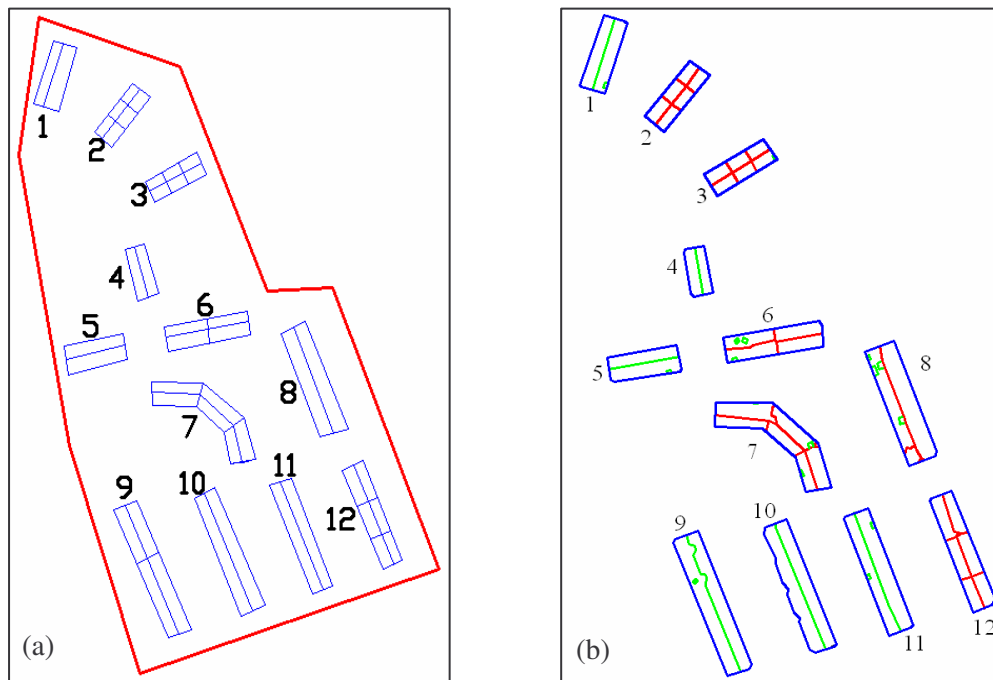
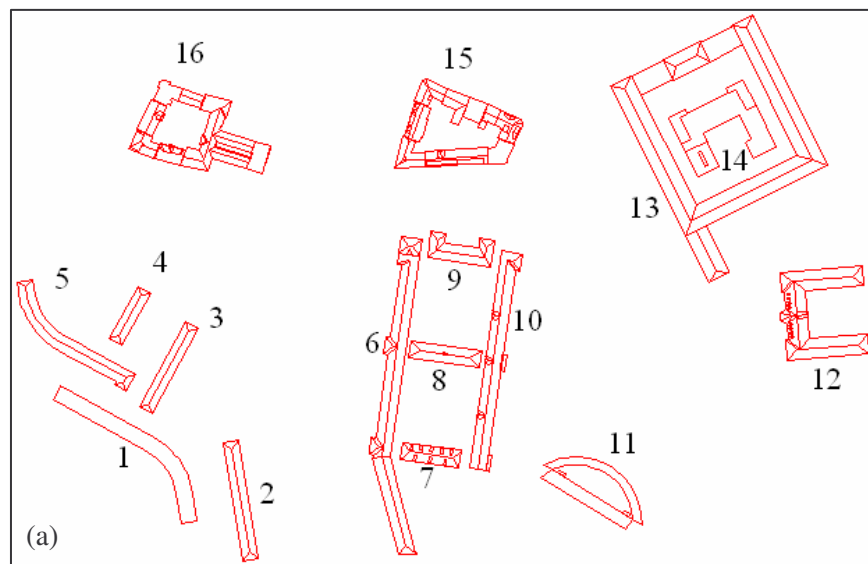


Figure 6.11. Modèle généré et modèle de référence des toits pour le site Hermanni. a) Modèle de référence obtenu par vectorisation des toits ; b) Modèle généré par modélisation 2D des toits des bâtiments



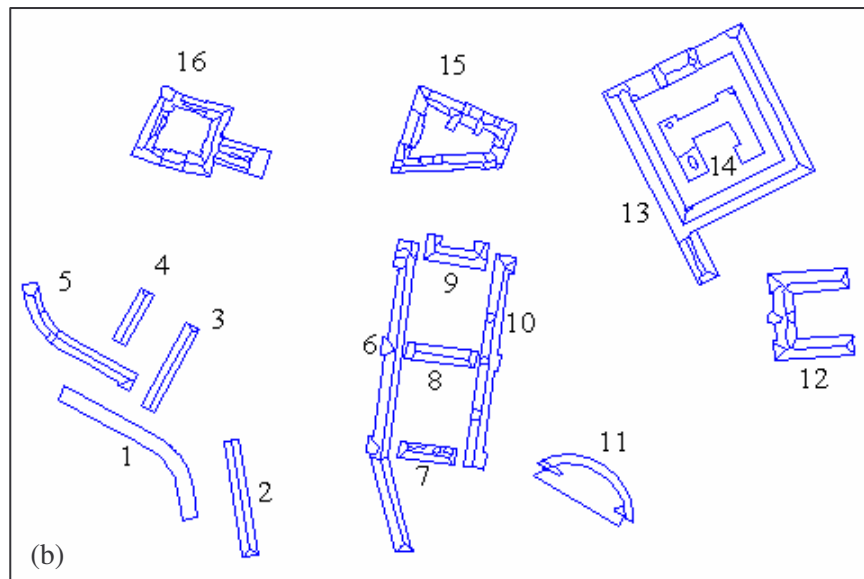


Figure 6.12. Modèle généré et modèle de référence des toits pour le site de Strasbourg. a) Modèle de référence obtenu par vectorisation des toits ; b) Modèle généré par modélisation 2D des toits des bâtiments

Comme vu dans le Chapitre 5, la démarche de modélisation automatique 2D des toits des bâtiments fait appel, en plus des paramètres présentés dans le Tableau 6.8, aux paramètres présentés dans le Tableau 6.12.

Site	St (cm)	S_{max} (m ²)	S_{min} (m ²)
Hermann	40	70	50
Strasbourg	60	70	50

Où St : seuil de tolérance sur la distance.
 S_{max} : surface maximale (en m) attendue pour un plan de toit.
 S_{min} : surface minimale (en m) attendue pour un plan de toit.

Tableau 6.12. Paramètres supplémentaires intervenant dans la démarche de modélisation des toits des bâtiments

Il est utile de rappeler que le paramètre S_{max} sert uniquement à calculer le nombre d'itérations de l'algorithme RANSAC étendu et non pas à écarter un plan dont la superficie serait supérieure à cette valeur. Par contre, si la superficie du plan est inférieure à S_{min} , dans ce cas il sera détecté comme un plan de « détail » (cf. Chapitre 5, paragraphe 5.2.1.1.1).

Ces rappels étant effectués et les résultats présentés, il est temps de passer à l'évaluation de la précision des résultats.

6.3.2.2. Précision des résultats de la modélisation 2D des toits des bâtiments

Pour évaluer qualitativement et quantitativement la précision du modèle généré, il faut pouvoir le comparer à un modèle de référence des toits.

6.3.2.2.1. Analyse de la détection des plans de toits

Pour le site Hermanni, étant donné que seule une image aérienne accompagnait le nuage de points lidar, le modèle de référence a été élaboré par digitalisation sur la photo aérienne non orthorectifiée qui a été présentée dans la Figure 6.1a (page 140). La Figure 6.11a présente le résultat de cette vectorisation manuelle des toits. Cette image de référence permet seulement de comparer le nombre de plans principaux présents dans cette image avec le nombre de plans détectés par l'algorithme développé. Les résultats de la comparaison sont présentés dans le Tableau 6.13.

N° bâtiment	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Nombre de plans principaux (référence)	2	6	6	2	2	4	6	2	4	2	2	6
Nombre de plans principaux détectés	2	6	6	2	2	4	6	2	2	2	2	6

Tableau 6.13. Comparatif entre le nombre de plans principaux de toit dans le modèle de référence et le nombre de plans de toit détectés (échantillon Hermanni)

En observant les résultats de cette comparaison, on constate que le résultat de l'application de l'algorithme de modélisation 2D des toits des bâtiments sur l'échantillon du site Hermanni est très satisfaisant. En effet, mis à part pour le bâtiment n°9, tous les plans principaux de toit sont détectés pour tous les bâtiments présents. Cela confirme le potentiel de cet algorithme.

Pour le bâtiment n°9, deux plans de toit sont détectés au lieu de quatre. La Figure 6.11 permet de comprendre le phénomène et montre que deux couples de plans ont été fusionnés pour ce bâtiment. Cela peut s'expliquer par le fait que la relation mutuelle entre les plans de chaque couple est de type « décrochement » (cf. paragraphe 5.2.1.1.2, page 105). Et comme une tolérance St a été fixée pour définir l'épaisseur de nuage de points d'un plan, on peut en déduire que le « décrochement » pour ces deux plans voisins se situe sous ce seuil de tolérance. La fusion a donc eu lieu (cf. Figure 5.42, Chapitre 5).

Pour le site de Strasbourg, on dispose de couples de photographies aériennes acquises à la même époque que la campagne lidar. C'est pourquoi le modèle de référence a pu être élaboré ici par restitution photogrammétrique semi-automatique des toits de bâtiments en 3D. Comme les toits détectés se situent pour le moment dans un plan, les toits digitalisés dans ce modèle ont été projetés dans le plan également (cf. Figure 6.12b). La précision du modèle de référence a été estimée à ± 20 cm en X et en Y. Ce modèle de référence permet de comparer le nombre réel de plans principaux et de plans de détails au nombre de plans des toits détectés. Les résultats figurent dans le Tableau 6.14.

Le Tableau 6.14 montre que la majorité des plans principaux des seize toits étudiés ont été détectés (12 sur 16). Donc les résultats, même pour un secteur où les bâtiments sont plus complexes par la géométrie de leur couverture, sont tout à fait satisfaisants. Seuls les bâtiments n°11, 14, 15 et 16 ne voient pas tous leurs plans principaux détectés. La Figure 6.12 montre que ces manques proviennent de la fusion des plans. En effet, deux raisons peuvent expliquer cela. Soit les superficies des plans du toit sont petites par rapport aux seuils de surface minimale attendue pour un plan de toit (S_{min}), soit le décrochement vertical entre plans voisins est inférieur au seuil St .

On trouve que sur les 100 plans principaux présents dans le modèle de référence, 94 % ont été détectés pour les deux sites.

N° bâtiment	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Nombre de plans principaux (référence)	1	2	2	2	2	5	2	2	4	5	3	7	12	2	14	20
Nombre de plans principaux détectés	1	2	2	2	5	5	2	2	4	5	2	7	12	2	12	18
Nombre de plans de détails (référence)	0	2	2	2	3	13	10	3	4	14	2	29	5	3	30	16
Nombre de plans de détails détectés	0	1	1	1	4	7	5	2	2	5	3	6	5	3	15	8

Tableau 6.14. Comparatif entre le nombre de plans principaux de toit dans le modèle de référence et le nombre de plans de toit détectés (échantillon du centre ville de Strasbourg)

Les résultats sont moins bons pour la détection des plans de détails (Tableau 6.14). En effet, la qualité de détection des plans des détails est liée à deux facteurs : la superficie du détail et la relation mutuelle du plan de détail avec ses voisins. Donnons quelques exemples. Un plan de détails ne sera pas détecté si :

- Il est couvert par moins de neuf points lidar (cf. paragraphe 5.2.1).
- La relation mutuelle entre deux plans de détails est de type « intersection » et que la pente du plan est assez faible
- La relation entre deux plans de détails est de type « décrochement » et que la hauteur du décrochement est inférieure au seuil de tolérance St .

Il ne faut pas oublier de signaler que le bruit joue également un rôle dans ces détections et peut être à l'origine de la détection erronée de plans de détails (ex. : bâtiments n°5 et 11).

6.3.2.2.2. Analyse de la qualité de détection des plans de toits

Grâce au modèle de référence disponible pour le site de Strasbourg, la méthode d'évaluation basée sur sept indices de qualité peut être appliquée ici pour évaluer la qualité de modélisation des toits. Pour rappel, ces indices décrivent la précision d'un modèle calculé par rapport à un modèle de référence (cf. paragraphe 6.3.1.2). Le Tableau 6.15 présente les indices obtenus pour le site du centre ville de Strasbourg.

	ρ_d	ρ_q	ρ_b	ρ_m	ρ_f	ρ_s	β
Moyenne	0.9	0.83	0.13	0.12	0.11	0.2	0.08
Ecart-Type	0.06	0.08	0.09	0.11	0.06	0.1	0.06

Tableau 6.15. Synthèse des résultats de calcul des indices de qualité des modèles 2D des toits des bâtiments (échantillon de Strasbourg)

On rappelle qu'un résultat satisfaisant signifie que les deux premiers indices sont proches de 1 et les cinq derniers proches de 0. Si on se limite à analyser la valeur moyenne de ces sept indices, on

constate que les deux premiers indices sont supérieurs à 0.83 et les cinq derniers inférieurs à 0.13. Globalement, le résultat obtenu est correct au vu de la complexité architecturale des toits de ce site. Ces bons résultats confirment le potentiel de l'algorithme pour la modélisation 2D des toits des bâtiments, malgré la faible densité de points disponible pour l'échantillon testé (1.3 pts / m²).

Le résultat de modélisation des toits des bâtiments du site Hermanni a été comparé aux résultats obtenus dans le projet européen EuroSDR. Onze équipes de recherche ont participé à une expérimentation visant à comparer et évaluer les résultats que chacune d'elle obtenait après application de sa méthode d'extraction de bâtiments, sur le site Hermanni notamment (Kaartinen *et al.*, 2006). Ainsi, la qualité, la précision, la faisabilité, et l'aspect commercial de l'extraction automatique et semi-automatique des bâtiments à partir de données lidar aéroporté et/ou d'images aériennes ont été évalués. Le modèle de toits obtenu grâce à la chaîne de traitements développée dans cette thèse est présenté dans la Figure 6.11b. En comparaison aux onze résultats du projet EuroSDR, ce résultat se positionne parmi les meilleurs d'un point de vue notamment de la géométrie des toits, d'autant plus que la chaîne de traitements s'appuie exclusivement sur des données lidar. De plus, le niveau d'automatisation de la chaîne de modélisation est relativement élevé, comparé aux onze autres. L'Annexe IX fournit davantage de détails au sujet de ce projet et de la position relative des résultats obtenus ici.

Pour conclure sur la modélisation des toits, on retiendra que la qualité du résultat final est très largement déterminée par les caractéristiques du nuage de points (densité de points, précision de positionnement des points, présence de bruit), et par la complexité architecturale du toit. De plus, la présence de détails non modélisables ou la présence de points de bruit sur le toit du bâtiment vont influencer négativement sur le calcul des équations de plans de toit, ce qui aura pour effet de générer des toits déformés.

La troisième étape dans la démarche de modélisation d'un bâtiment est sa reconstruction 3D à partir du polygone de contour et des plans de toits détectés dans les deux étapes précédentes. C'est pourquoi il est nécessaire à présent de se pencher sur la qualité des résultats fournis par cette troisième étape.

6.3.3. Modélisation 3D des bâtiments

6.3.3.1. Résultats de la modélisation 3D des bâtiments

Les résultats de la modélisation 3D des bâtiments a été testée sur les deux échantillons de bâtiments utilisés dans les paragraphes précédents, à savoir le site Hermanni avec douze bâtiments (cf. Figure 6.11) et celui de la ville de Strasbourg avec seize bâtiments (cf. Figure 6.12). Les deux échantillons représentent des niveaux de complexité architecturale différents.

La Figure 6.13 présente le résultat final de modélisation 3D de bâtiments du site Hermanni. Par contre, dans l'échantillon de Strasbourg, en raison de la faible densité de points (1.3 point/m²), le niveau de généralisation est élevé, d'où la présence de modèles 3D déformés des bâtiments. Pour analyser ces déformations, les bâtiments n°13 et 15 ont été sélectionnés parmi les seize, le premier disposant d'une géométrie de toit plus simple que l'autre. Les Figures 6.14g et 6.15f présentent les résultats de la modélisation 3D sur ces deux bâtiments. Pour faciliter l'analyse, on a accompagné le résultat de modélisation de six résultats supplémentaires : une photo aérienne du bâtiment, l'image segmentée de son toit, la carte des erreurs de modélisation du toit de bâtiment (sera expliquée dans le paragraphe 6.3.3.2.2), le modèle 2D du toit, le modèle 3D du bâtiment avec toit plat et enfin le modèle 3D total du bâtiment.

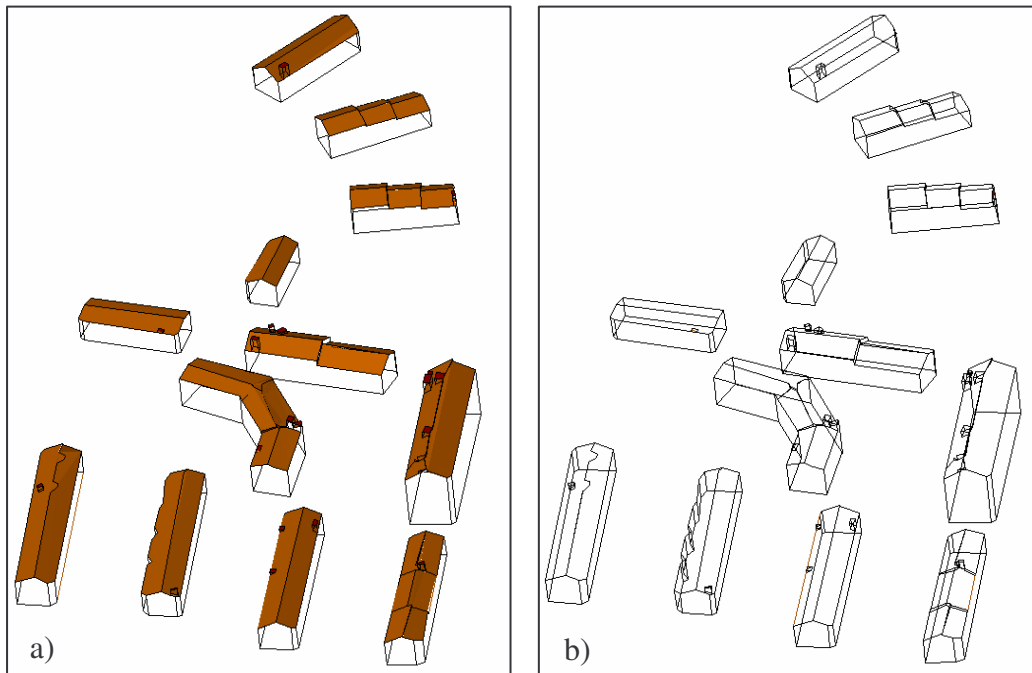
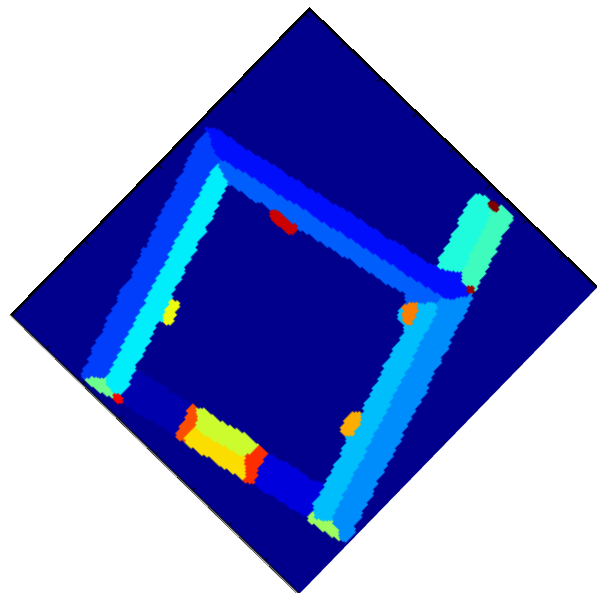


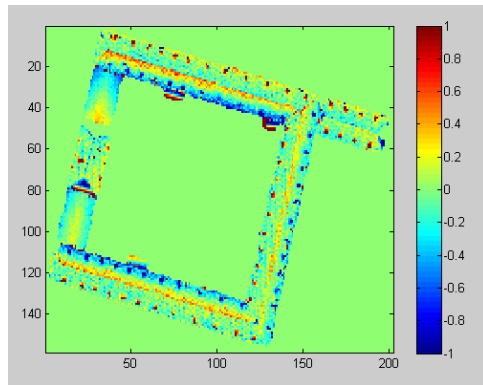
Figure 6.13. Résultat final de la modélisation 3D des bâtiments du site Hermanni



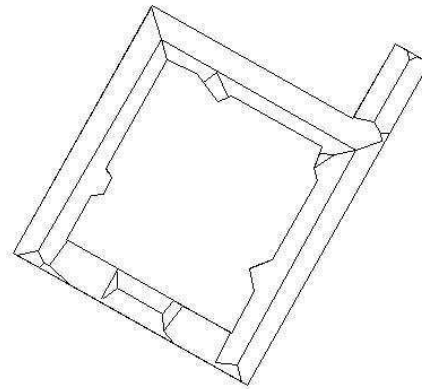
(a)



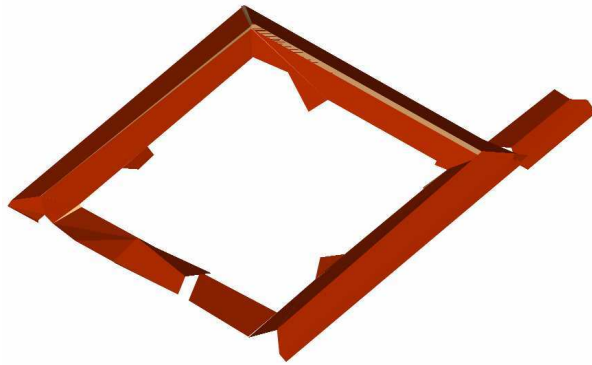
(b)



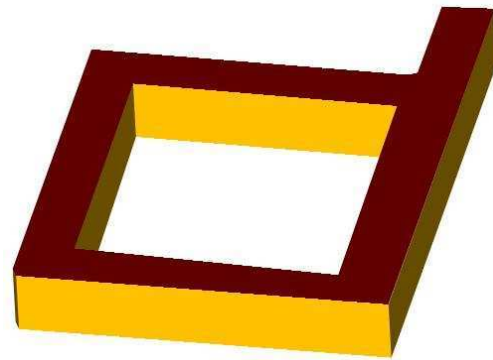
(c)



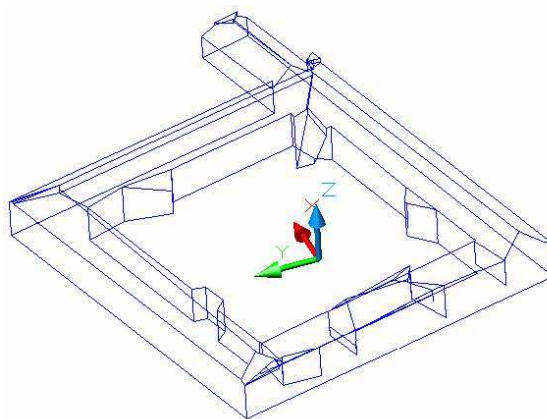
(d)



(e)



(f)

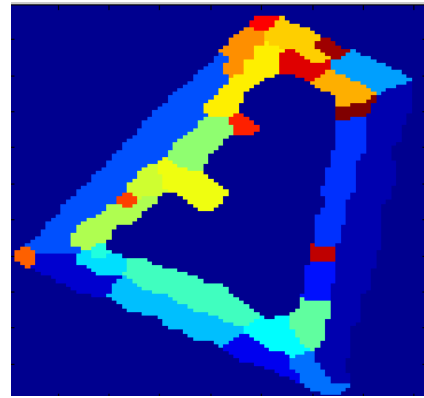


(g)

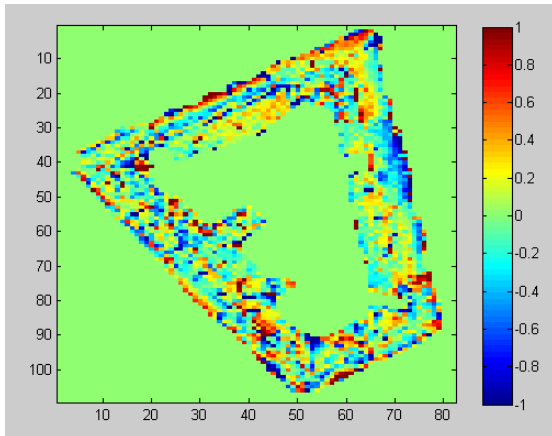
Figure 6.14. Bâtiment n°13 de l'échantillon Strasbourg, dans divers états de modélisation. a) Photo aérienne ; b) Image segmentée du toit du bâtiment ; c) Carte des erreurs de modélisation du toit de bâtiment ; d) Modèle 2D du toit ; e) Modèle 3D du toit ; f) Modèle 3D total du bâtiment avec un toit plat ; g) Modèle 3D final du bâtiment



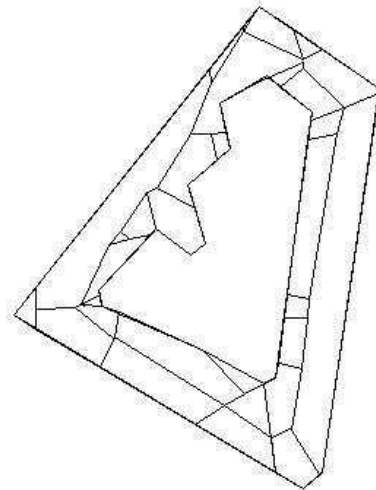
(a)



(b)



(c)



(d)

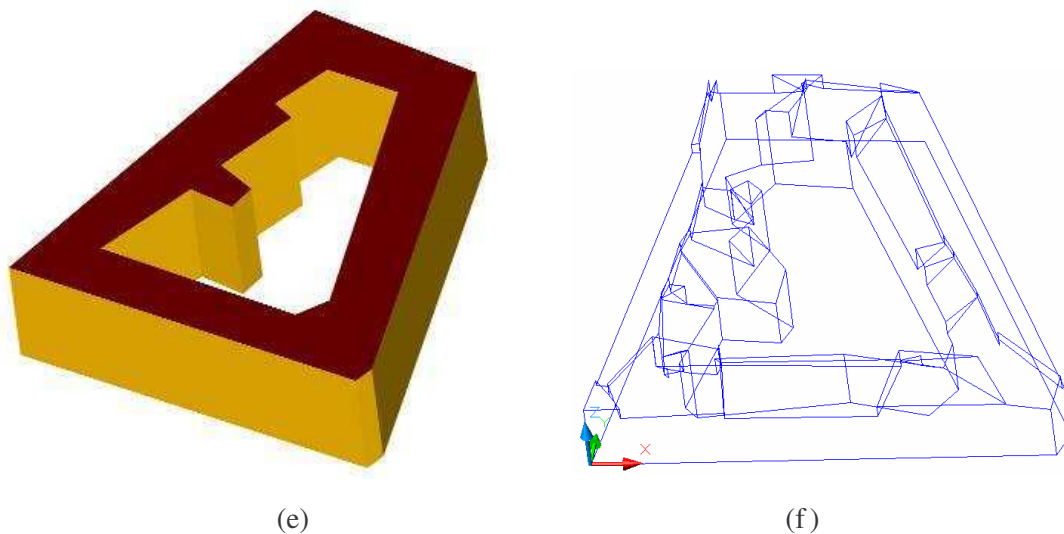


Figure 6.15. Bâtiment n°15 de l'échantillon Strasbourg, dans divers états de modélisation. a) Photo aérienne ; b) Image segmentée du toit du bâtiment ; c) Carte des erreurs de modélisation du toit de bâtiment ; d) Modèle 2D du toit ; e) Modèle 3D du bâtiment avec toit plat ; f) Modèle 3D final du bâtiment

Les résultats présentés ici méritent à présent d'être analysés.

6.3.3.2. Précision des résultats de la modélisation 3D des bâtiments

Une analyse qualitative des résultats exposés précédemment permet de dire que les modèles de bâtiments obtenus sur le site de Hermanni semblent plausibles, tandis que ceux obtenus sur Strasbourg semblent être fortement perturbés *a priori* par la faible densité de points disponible. Une analyse quantitative doit permettre d'associer un chiffre à ces différentes qualités de modélisation.

Pour réaliser cet objectif, on propose d'employer une méthode d'évaluation de précision suggérée par (Rottensteiner, 2003). Elle se base sur l'analyse de la distribution des erreurs moyennes quadratiques, encore appelées écarts-types en l'absence d'erreurs systématiques.

6.3.3.2.1. Analyse de qualité par calcul des écarts-type en distance

Durant la démarche de modélisation automatique du toit d'un bâtiment, on calcule l'équation du plan moyen de chaque plan de toit en utilisant la théorie des moindres carrés (cf. paragraphe 5.3.1). Cela permet ensuite de calculer les distances entre les points et le plan moyen. Par suite, un écart-type de ces distances peut être calculé pour chaque plan.

Les Tableaux 6.16 et 6.17 montrent la distribution des écarts-types en distance calculés pour les plans des toits du site Hermanni et pour ceux du site de Strasbourg. A chaque intervalle de valeurs d'écart-type on a associé le pourcentage de plans dont l'écart-type se situe dans cet intervalle, ainsi que le pourcentage de bâtiments dont les écarts-types entrent dans cet intervalle. Par exemple, 24 % des plans du site Hermanni ont des écarts-types situés entre 50 et 60 cm. Le calcul peut être ramené au niveau des bâtiments. Ainsi, le Tableau 6.16 nous apprend que 17% des bâtiments du site ont été décomposés en plans dont la précision de détermination est située entre 20 et 30 cm.

Ecart-Type (cm)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60	60-70	70-80	80-90	90-100
Plans (%)	5	14	7	15	19	24	2	7	2	5
Bâtiments (%)	0	0	17	25	17	25	8	0	0	8

Tableau 6.16. Distribution des écarts-types en distance par rapport aux plans de toits, calculés pour les bâtiments du site Hermanni

Ecart-Type (cm)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60	60-70	70-80	80-90	90-100
Plans %	0	5	23	16	22	10	11	7	3	3
Bâtiments %	0	6	12	38	13	19	12	0	0	0

Tableau 6.17. Distribution des écarts-types en distance par rapport aux plans de toits, calculés pour les bâtiments de l'échantillon de Strasbourg

Pour l'échantillon du site Hermanni (cf. Tableau 6.16), où la précision altimétrique des points est d'environ ± 40 cm, on constate que plus de 40% des plans des toits ont des écarts-types inférieurs ou égaux à 40 cm. En revanche, pour l'échantillon de Strasbourg (cf. Tableau 6.17) où la précision altimétrique des points est d'environ ± 60 cm, on constate que plus de 76 % des plans des toits ont des écarts-types inférieurs ou égaux à 60 cm. Cela laisse penser que la qualité des modèles générés à partir de l'échantillon de Strasbourg est meilleure que les modèles des bâtiments générés à partir des données du site Hermanni. Mais cette supposition est fautive, car la valeur de l'écart-type utilisée ici comme critère de précision n'exprime pas la qualité du modèle calculé. En effet, un écart-type décrit la dispersion des points autour d'une valeur moyenne (ici un plan moyen), mais pas leur distribution. Et cette distribution, dans le cas d'un nuage de points, ne suit pas forcément la loi normale. De plus, comme un seul écart-type est associé à un plan (donc aux n points le composant), il ne donne qu'une idée grossière de la qualité de définition du plan.

Dans le cadre de l'analyse des déformations visuelles des deux bâtiments présentés dans les Figures 14g et 15f, on illustre dans le Tableau 6.18 le nombre de points associé à chaque plan et l'écart-type en distance calculé pour chacun de ces plans de toit. Les Figures 6.14 et 6.15 montrent que la qualité du modèle du bâtiment n°13 semble meilleure que celle du bâtiment n°15, ne serait-ce qu'au regard de la quantité de déformations visuelles apparaissant dans le second modèle. Paradoxalement, on constate à partir du Tableau 6.18 que le bâtiment n°13 contient des plans dont les écarts-types sont plus grands que ceux calculés pour les plans du bâtiment n°15. Cela nous conduit à dire, comme pour le site Hermanni, que la valeur de l'écart-type n'est pas suffisante pour traduire la qualité du modèle 3D de bâtiment. Suite à ce constat, une nouvelle méthode est proposée dans le paragraphe suivant afin d'évaluer la qualité d'un modèle 3D de bâtiment de façon plus approfondie.

Bat_13			Bat_15		
N° plan	Nombre de points	Ecart-Type (cm)	N° plan	Nombre de points	Ecart-Type (cm)
1	453	94	1	353	62
2	448	85	2	531	45
3	1152	79	3	159	61
4	1264	28	4	232	45
5	1111	60	5	365	51
6	909	51	6	178	53
7	1120	73	7	129	62
8	986	88	8	122	63
9	375	36	9	112	48
10	326	57	10	121	44
11	252	65	11	149	53
12	265	68	12	98	60

Tableau 6.18. Nombre de points et écarts-types des bâtiments n° 13 et 15 de l'échantillon de Strasbourg

6.3.3.2.2. Analyse de qualité par calcul d'une carte d'erreurs

Une nouvelle méthode est développée dans cette thèse pour étudier les déformations et la précision de modèle 3D des bâtiments, pixel à pixel. Comme pour la méthode précédente, elle s'appuie sur le calcul des distances entre les points et le plan moyen, mais ne calcule pas d'écart-type pour chaque plan. Ainsi, si on calcule l'écart entre chaque point et son plan moyen, cela va permettre de disposer d'un critère de précision à l'échelle du pixel et non pas à l'échelle du plan. On obtient ainsi une matrice des écarts que nous appellerons « carte des erreurs de modélisation du toit » d'un bâtiment. Pour obtenir une visualisation représentative de cette matrice, on représente de la même couleur les valeurs des écarts supérieurs à 1, de même que les valeurs des écarts inférieurs à -1. Cette nouvelle méthode tient compte de la quantité et de la distribution des points dans les plans du bâtiment, vu que le paramètre de l'écart est pris en compte.

Les Figures 6.14c et 6.15c représentent les cartes des erreurs obtenues après modélisation des toits des bâtiments n°13 et 15 de l'échantillon de Strasbourg. Une autre façon de présenter les résultats est donnée dans le Tableau 6.19, qui fournit la distribution des écarts des points par rapport aux plans moyens.

N° du bâtiment	Valeurs des écarts			Pourcentage de points (%)
	-1 à -0.3	-0.3 à 0.3	0.3 à 1	
13	15	73	12	
15	21	60	19	

Tableau 6.19. Distribution des écarts des points par rapport aux plans moyens pour les bâtiments n°13 et 15 de l'échantillon de Strasbourg

Afin de comparer ces cartes d'erreurs à celles obtenues sur le site de Hermanni, la Figure 6.16 reprend les modèles 3D obtenus pour les bâtiments n°3 et 6 (cf. Figure 6.11) et les cartes des erreurs correspondantes. Le Tableau 6.20 fournit les chiffres associés à cette carte.

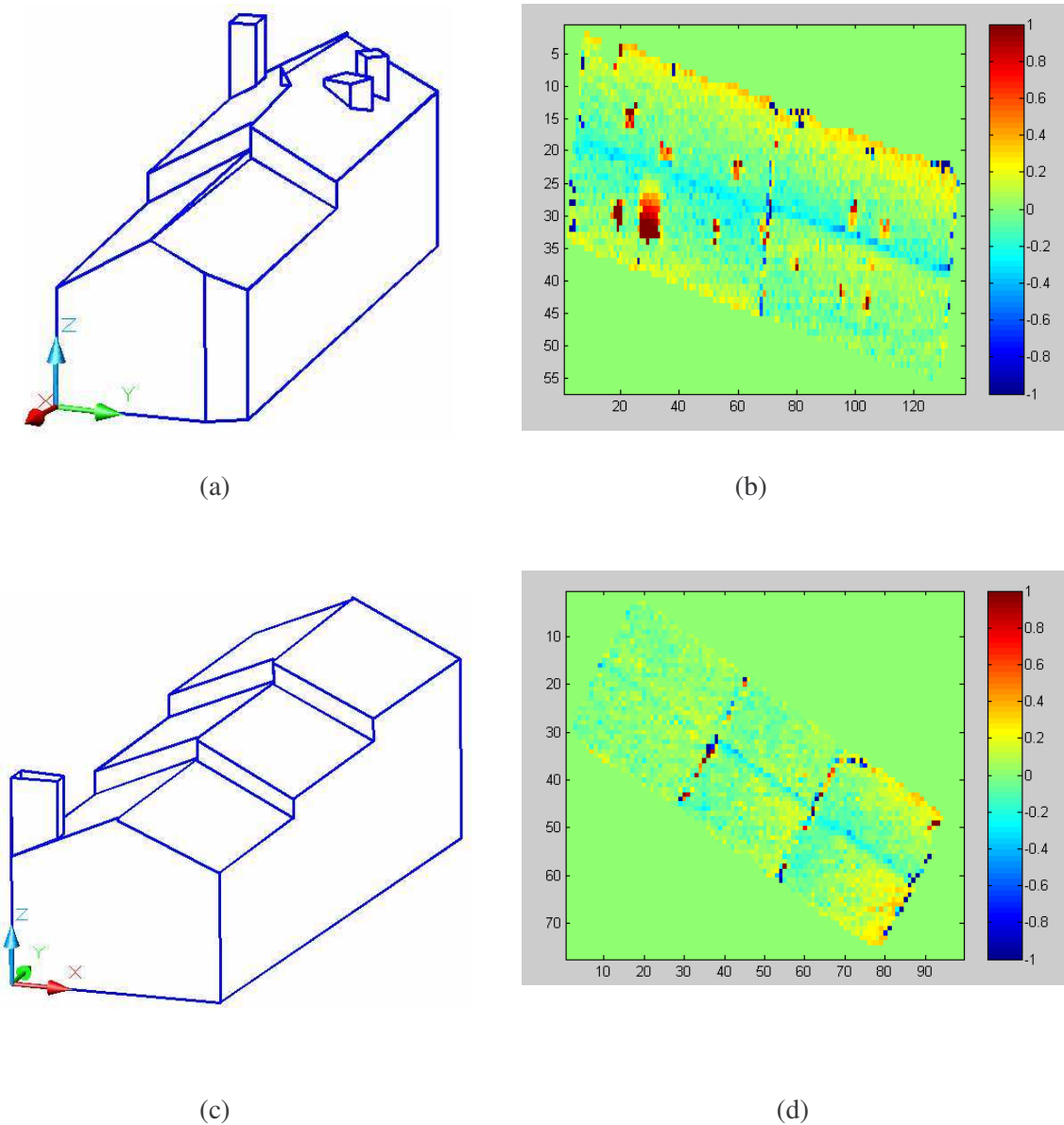


Figure 6.16. Modèle 3D et carte des erreurs pour les bâtiments n°6 et 3 (échantillon Hermanni).
a) Modèle 3D du bâtiment n°6 ; b) Carte des erreurs de modélisation du toit du bâtiment n°6 ;
c) Modèle 3D du bâtiment n°3 ; d) Carte des erreurs de modélisation du toit du bâtiment n°3

N° du bâtiment	Valeurs des écarts			Pourcentage de points (%)
	-1 à -0.25	-0.25 à 0.25	0.25 à 1	
6	4	90	6	
3	2	95	3	

Tableau 6.20. Distribution des écarts des points par rapport aux plans moyens pour les bâtiments n° 6 et 3 du site Hermann

Prenons les Tableaux 6.19 et 6.20. Si les écarts respectaient une distribution gaussienne, la plus forte proportion d'écarts devrait se situer autour de la valeur centrale (0 si erreurs aléatoires). D'ailleurs ces écarts se rapportent en théorie aux points qui devraient décrire les plans moyens. Le premier et le troisième intervalle, quant à eux, représentent les points affectés d'erreurs plus importantes (points de bruit *a priori*). De plus, à partir des Figures 6.16b et 6.16d on constate que la majorité des valeurs positives représente les points composant les détails du toit. En revanche, la majorité des valeurs négatives se situe sur le pourtour des plans du toit.

On constate dès lors que le pourcentage des points augmente dans l'intervalle central, la qualité du modèle 3D s'améliore et vice-versa. Par exemple, dans le Tableau 6.20, le pourcentage des points de l'intervalle central est égal à 90% et 95% pour les bâtiments n°6 et 3 respectivement. Ce résultat est confirmé en image lorsque l'on apprécie la qualité des modèles 3D correspondants (cf. Figure 6.16). Par contre, dans le Tableau 6.19, le pourcentage des points dans l'intervalle central vaut 60 % pour le bâtiment n°15. Ce résultat est répercuté sur le modèle 3D calculé pour ce bâtiment (cf. Figure 6.15f). Si l'on observe à présent les résultats obtenus pour le bâtiment n°13, pour lequel la valeur du pourcentage de points n'est pas très élevée (73% pour l'intervalle central), on constate que le modèle 3D reste acceptable (cf. Figure 14g). Cela peut être expliqué par le fait que la dimension des détails non modélisables du toit est petite par rapport à la densité de points présente. Inversement, si les hauteurs des détails sont supérieures à la précision altimétrique des points, les détails initialement non modélisables le deviennent lorsque la densité de points augmente.

Pour conclure, ces résultats sont cohérents si on se rappelle que la modélisation automatique 3D des toits des bâtiments est influencée par plusieurs facteurs : la quantité de bruit, les détails non modélisables (en raison de leur petite hauteur ou de leur petite dimension planimétrique), ou encore la densité de points. Ce bilan a été dressé de façon détaillée dans le Chapitre 5, page 122. Tous ces facteurs faussent l'équation mathématique du plan et provoquent par voie de conséquence des déformations au niveau du modèle 3D du bâtiment.

Un premier conseil peut être déduit de l'analyse précédente. Premièrement, si le modèle 3D de bâtiment est déformé, il vaut mieux se limiter au modèle 3D de bâtiment avec un toit plat (cf. Figures 6.14f et 6.15e). On pourra se servir de l'analyse de la carte des erreurs de modélisation du toit de bâtiment pour décider si le toit est modélisable ou non. Dans un second temps, des études supplémentaires basées sur l'analyse de cette carte des erreurs sont à envisager pour améliorer la qualité du modèle 3D du toit et pour modéliser les détails des toits des bâtiments, considérés pour l'instant comme « non modélisables ».

6.3.3.2.3. Temps de calcul requis

Il est indispensable de mesurer le temps de traitement nécessaire à la seule étape de modélisation 3D du bâtiment. Ce temps est mis en correspondance avec le nombre de points de chaque bâtiment et aussi avec le nombre de plans principaux du toit des bâtiments. Le Tableau 6.21 détaille les résultats en se basant sur les deux nuages de points de Strasbourg (cf. Figure 6.12) et Hermann (cf. Figure

6.11). Pour information, le temps total de traitement a été calculé sur la base de l'utilisation d'un ordinateur disposant d'un processeur Pentium (R) 4 CPU 2.80 GHz, avec RAM de 1.00 Go.

Site Strasbourg				Site Hermanni			
N° Bâtiment	Nombre de points lidar	Nombre original de plans principaux (référence)	Temps de traitement (sec)	N° Bâtiment	Nombre de points	Nombre original de plans principaux (référence)	Temps de traitement (sec)
1	1299	1	16	1	5154	2	9
2	1132	2	9	2	4419	6	12
3	869	2	6	3	4966	6	12
4	277	2	4	4	3061	2	6
5	669	2	17	5	3417	2	8
6	5991	5	79	6	6807	2	12
7	894	2	5	7	8272	6	25
8	1137	2	8	8	11153	2	18
9	1188	4	14	9	11132	4	19
10	3673	5	36	10	8304	2	13
11	2881	3	35	11	10455	2	16
12	4931	7	18	12	7101	6	22
13	17478	12	99				
14	4871	2	36				
15	5119	14	78				
16	4926	20	62				
Somme	57335	85	522		84241	42	172

Tableau 6.21. Temps de traitement confronté au nombre de points lidar couvrant le bâtiment et au nombre de plans principaux d'après les documents de référence (site Hermanni et site de Strasbourg)

Le Tableau 6.21 montre que le temps moyen nécessaire pour calculer un modèle 3D total d'un bâtiment est relativement court (25 sec.). On peut constater qu'il est davantage lié au nombre de plans principaux de toit qu'au nombre de points des bâtiments. C'est-à-dire que, pour un même nombre de points, si le toit du bâtiment contient plus de plans, le temps de traitement sera plus important. En effet, prenons l'exemple des bâtiments n° 11 et 12 du site Hermanni. Malgré l'importance du nombre de points du bâtiment n° 11 (10455 points et 2 plans principaux) par rapport au bâtiment n°12 (7101 points et 6 plans principaux), le temps de traitement est plus important pour ce dernier (22 sec.).

Par conséquent, diminuer le nombre de points du nuage risquera davantage de perturber la géométrie du modèle que de permettre un gain de temps significatif.

Après avoir évalué la précision des deux algorithmes développés dans cette thèse (algorithme de segmentation automatique du nuage de points et algorithme de modélisation automatique des bâtiments), on peut valider ces deux chaînes de traitement. Les résultats qu'ils fournissent sont plus que satisfaisants au regard des densités de points et des complexités des bâtiments à l'étude. A présent, les deux maillons de la chaîne peuvent être rassemblés de façon à obtenir un processus complet allant du nuage de points lidar au modèle 3D final des bâtiments. Ce thème fait l'objet du paragraphe suivant.

6.4. Couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation automatique de bâtiments

Nous avons insisté sur le fait que la méthode proposée pour modéliser un bâtiment à partir d'un nuage de points 3D a, dans un premier temps, été élaborée sans tenir compte du résultat de la segmentation automatique du nuage de points (voir début Chapitre 4). Pour cette raison, ce paragraphe s'attache à coupler les deux algorithmes pour obtenir une seule et unique chaîne de traitement permettant d'extraire et de modéliser automatiquement les bâtiments à partir de données lidar.

La chaîne de traitement commence donc par appliquer l'algorithme de segmentation automatique de bâtiments qui permet de fournir un masque de bâtiments (cf. Figures 6.1d, 6.2d et 6.3d). Ensuite, on applique un algorithme de croissance de région (Annexe I, paragraphe I.1) au masque de bâtiments obtenu. Cela va permettre de détecter le MNSb de chaque bâtiment à part et de détecter par conséquent le nuage de points associé à chacun de ces bâtiments. Ensuite peut s'appliquer l'algorithme de modélisation automatique de bâtiment à chacun des bâtiments individuellement. Les mêmes étapes de modélisation que celles présentées dans le Chapitre 5 sont alors suivies, mis à part la création du MNSb de bâtiment devenue redondante à présent.

Ainsi, l'application de cet algorithme complet permet de générer automatiquement le modèle 3D total de toute une ville scannée par lidar. L'organigramme de la Figure 6.17 présente l'algorithme complet, suite à ce couplage.

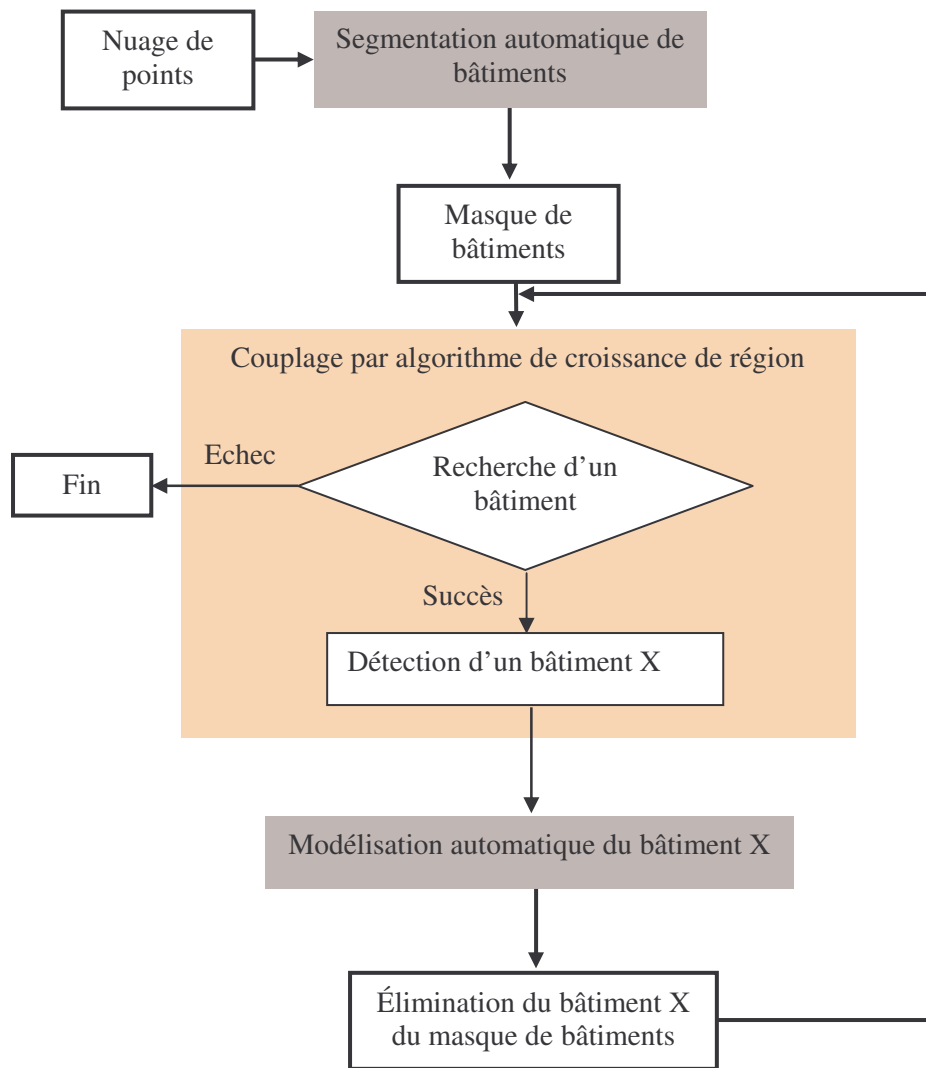


Figure 6.17. Organigramme synoptique de l'algorithme complet de segmentation et de modélisation automatique de bâtiments à partir de données lidar

L'inconvénient essentiel de ce couplage est que les erreurs commises lors de la segmentation automatique se transmettront sur le modèle 3D obtenu, car certains bâtiments sont perdus à l'issue de la segmentation automatique (cf. Chapitre 3). Pour éviter ce problème, deux solutions s'offrent à nous. Soit on améliore encore la technique de segmentation automatique, mais par expérience, cela n'est possible que dans une certaine limite ; soit on développe des outils intermédiaires permettant de corriger le masque de bâtiments avant de lancer la modélisation automatique.

Avant de pousser l'analyse plus loin, appliquons l'algorithme complet aux nuages de points disponibles.

6.4.1. Résultats de l'application de l'algorithme de couplage

Le modèle de façades des bâtiments est le premier produit issu de l'étape de couplage. Donc, afin d'analyser l'effet du couplage sur le résultat de la modélisation, il faut analyser les modèles de façades en priorité, c'est-à-dire les modèles de bâtiments 3D à toit plat. Pour étudier la précision de ces

modèles, on pourra utiliser les mêmes méthodes que celles employées pour les bâtiments à toit plat avant couplage (cf. paragraphe 6.3.1.2).

Les figures suivantes présentent les modèles 3D des façades des bâtiments obtenus sur les sites du centre ville (cf. Figure 6.18) et du campus à Strasbourg (cf. Figure 6.19) ainsi que sur le site Hermanni (cf. Figure 6.20). Ils sont à confronter aux modèles 3D des façades obtenus avant couplage (voir Figures 6.7, 6.6, 6.5, page 150, 149 et 148).

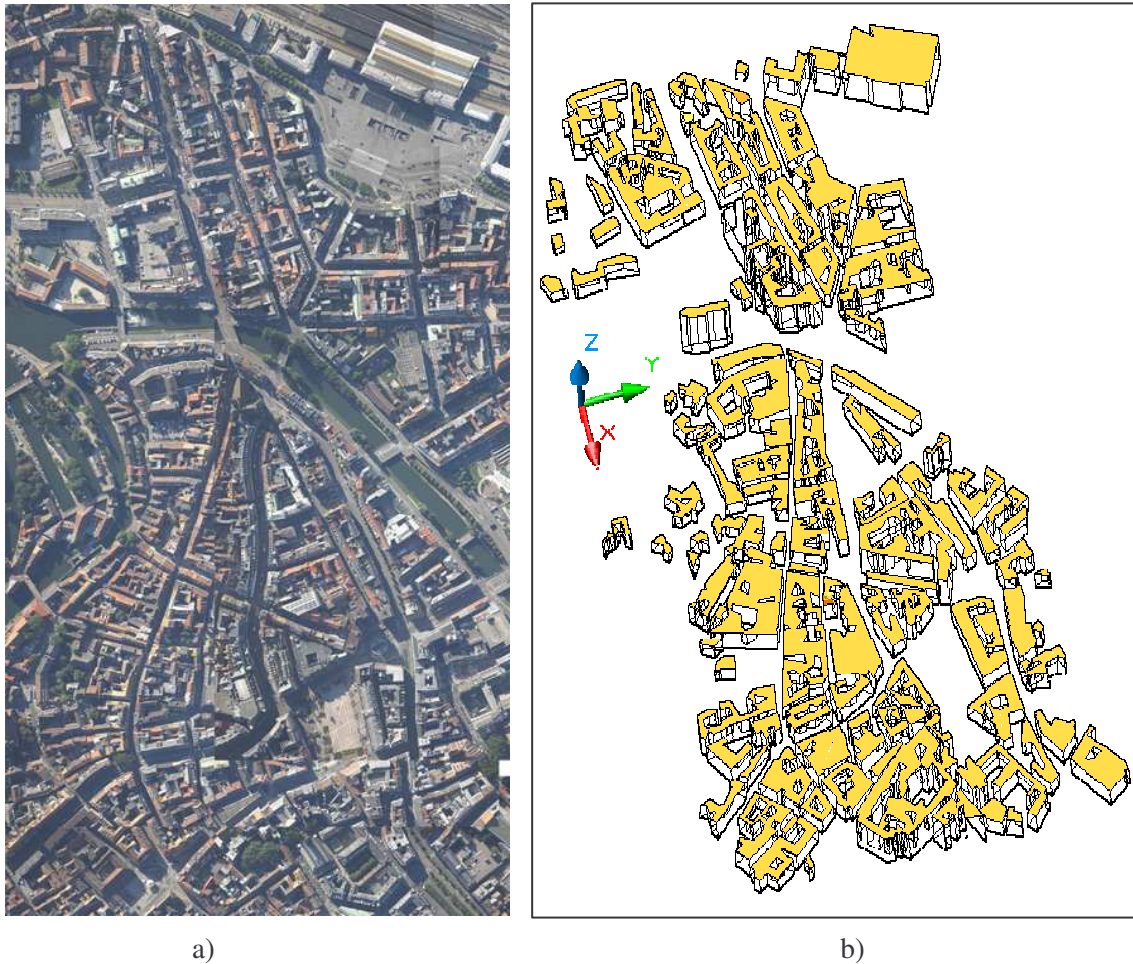


Figure 6.18. Modèle 3D des façades des bâtiments du site centre ville de Strasbourg. a) Photo aérienne (mosaïque) ; b) Modèle 3D des façades des bâtiments

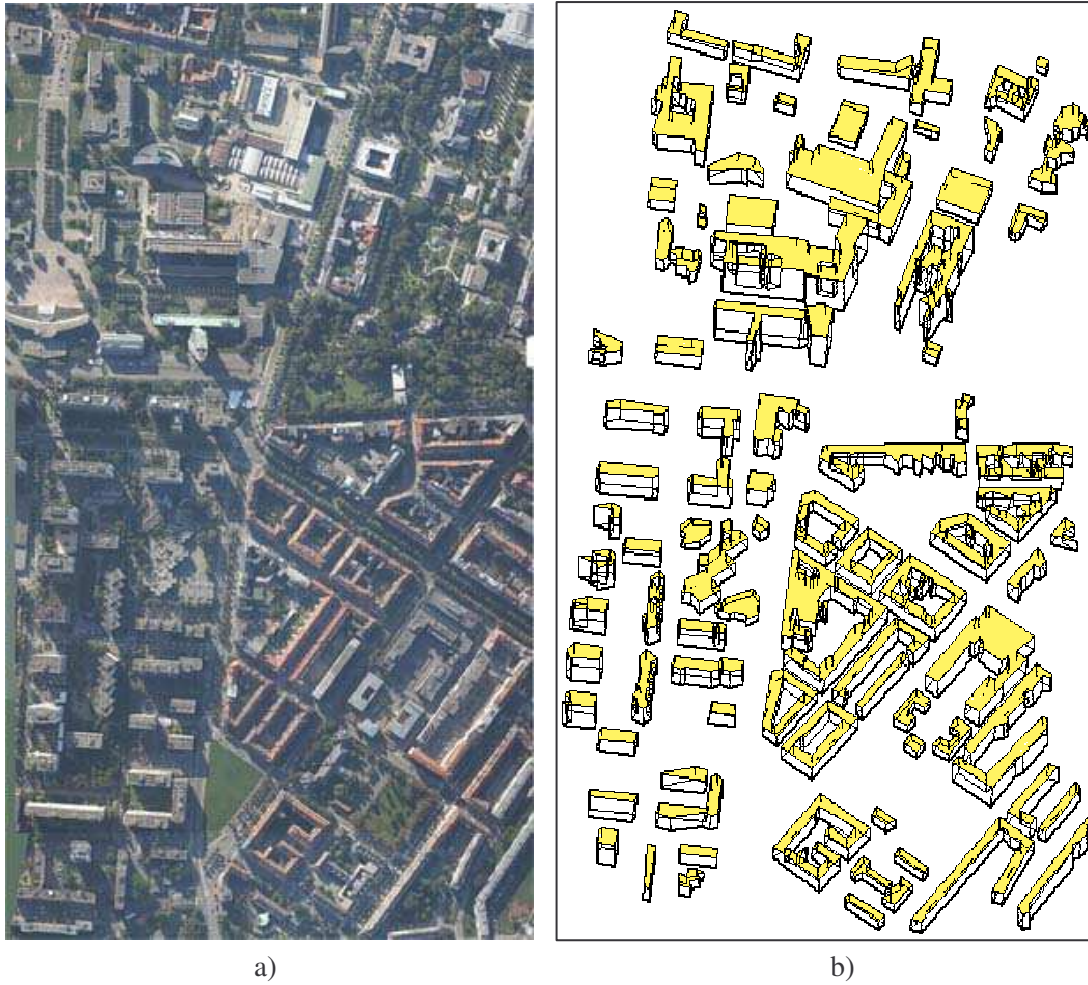


Figure 6.19. Modèle 3D des façades des bâtiments du site du campus à Strasbourg. a) Photo aérienne (mosaïque) ; b) Modèle 3D des façades des bâtiments

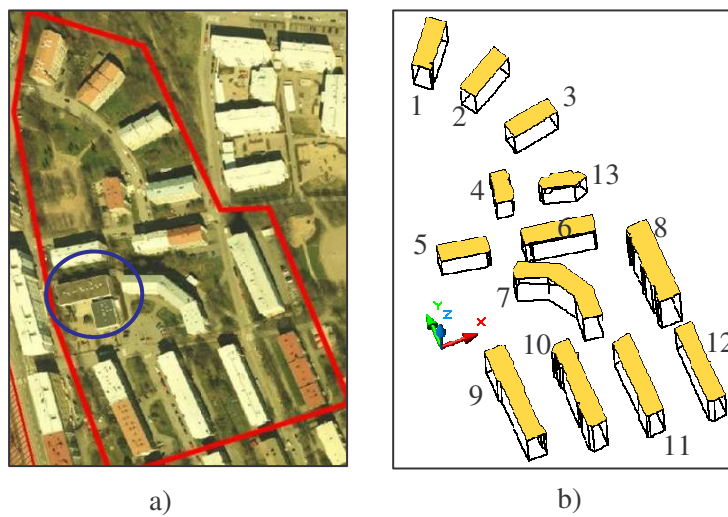


Figure 6.20. Modèle 3D des façades des bâtiments du site Hermanni. a) Photo aérienne avec en bleu, un bâtiment source d'échec ; b) Modèle 3D des façades des bâtiments

6.4.2. Précision des résultats de l'application de l'algorithme du couplage

Pour étudier la précision de ces modèles, on va utiliser les mêmes méthodes que celles utilisées dans le paragraphe 6.3.2. La première est basée sur l'analyse de la précision des plans calculés et des écarts-types de l'équation de chaque façade. La deuxième est basée sur l'estimation de la précision du modèle des façades des bâtiments par rapport à un modèle de référence et fait intervenir 7 indices de qualité pour réaliser cette comparaison.

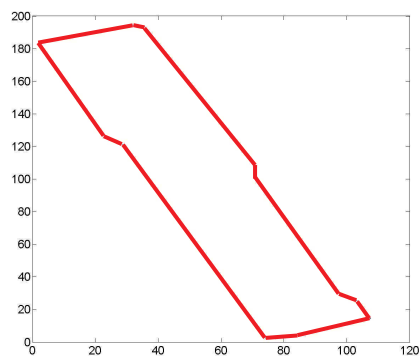
Précision des équations des façades de bâtiments : les Tableaux 6.22 et 6.23 présentent les résultats de calcul des écarts-types des plans moyens de chaque façade de deux bâtiments (n°9 et 12) choisis au sein du site Hermanni. La Figure 6.21 présente les contours correspondants.

Hermanni, bâtiment n°9									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	10	10	0	0.03	1	0.17	6	0.34	13
2	114	114	0	0.63	24	0.67	25	0.34	13
3	6	6	0	0.1	4	0.2	8	0.41	15
4	54	54	0	0.59	22	0.64	24	0.32	12
5	26	26	0	0.06	2	0.18	7	0.36	14
6	6	6	0	0.06	2	0.23	9	0.46	18
7	82	82	0	0.6	23	0.65	25	0.33	12
8	7	7	0	0	0	0.86	33	0.43	16
9	69	65	4	1.15	43	1.23	46	0.61	23
10	5	5	0	0.07	3	0.17	6	0.33	13
11	9	9	0	0.33	13	0.36	13	0.18	7
12	60	60	0	0.14	5	0.37	14	0.37	14
Moyenne				0.31	11.83	0.48	18	0.37	14.17

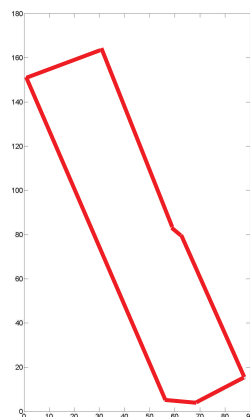
Tableau 6.22. Estimation de la précision de calcul des façades du bâtiment n°9 en partant du masque de bâtiments (site Hermanni, densité de points : 7 pts/m²)

Hermanni, bâtiment n°12									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	13	13	0	0.02	1	0.19	7	0.96	36
2	147	145	2	0.75	28	0.8	30	0.4	15
3	25	25	0	0.15	6	0.37	14	0.37	14
4	76	62	14	0.64	24	0.68	26	0.34	13
5	5	5	0	0.07	3	0.13	5	0.19	7
6	61	61	0	0.54	21	0.58	22	0.29	11
7	21	21	0	0.27	10	0.53	20	0.53	20
Moyenne				0.35	13.29	0.47	17.71	0.44	16.57

Tableau 6.23. Estimation de la précision de calcul des façades de bâtiment n°12 en partant du masque de bâtiments (site Hermanni, densité de points : 7 pts/m²)



Bât n°9



Bât n°12

Figure 6.21. Polygone de contour des bâtiments n° 9 et 12 du site Hermanni (voir leur photo Figure 6.10)

Pour compléter l'analyse les résultats, le calcul des écarts types a été généralisé à tous les bâtiments du site Hermanni et de Strasbourg (cf. Tableaux V.15 à V.28 dans l'Annexe V).

La Figure 6.20 montre que treize bâtiments sur quatorze ont été modélisés sur le site de Hermanni. En effet, la phase de segmentation s'est bien passée et tous les bâtiments ont été détectés. En revanche, le bâtiment perdu n'était pas modélisable (bâtiment encerclé dans la Figure 6.20a), car il est composé de deux annexes reliées entre elles par une passerelle probablement. Donc, la forme géométrique du bâtiment a été déformée (cf. Figure 6.22) et ne correspond plus à la forme « modélisable » d'un bâtiment (cf. Figure 5.43, Chapitre 5). Pour cette raison, la modélisation de ce bâtiment a été abandonnée au cours du traitement. Par contre, tous les autres bâtiments ont été modélisés. Ces bons résultats sont confirmés par les valeurs d'écarts-types moyens obtenus (entre 0.31 et 0.35 pixel).

Pour les deux bâtiments testés (n°9 et 12), on note que la différence entre le nombre de points utilisés dans le premier et dans le deuxième calcul est quasiment nulle, sauf pour la façade n°9 du bâtiment n°9 et la façade n°4 du bâtiment n°12, qui ont perdu respectivement 4 et 14 points. Ce phénomène s'explique par la présence de saillies sur les façades, tel que le montre l'analyse du nuage brut sur ce bâtiment et par les erreurs résiduelles commises dans la phase de segmentation (voir paragraphe 5.1.4, Chapitre 5). Les autres bâtiments du même site ont également été testés et les résultats se trouvent en Annexe V.

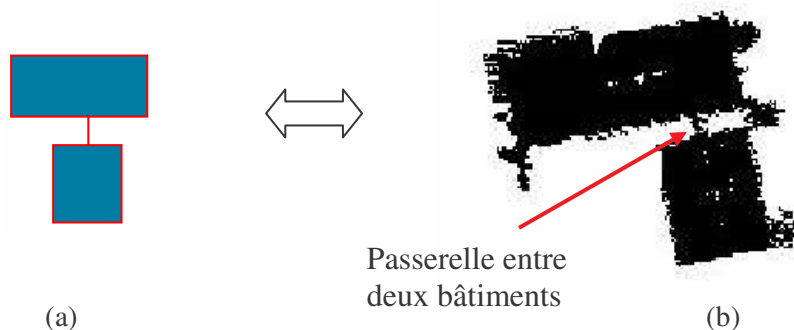


Figure. 6.22. Cas d'échec de l'algorithme de modélisation automatique des façades de bâtiment. a) Forme théorique du bâtiment ; b) MNSb du bâtiment

Les mêmes calculs et les mêmes analyses ont été effectués sur le site de Strasbourg, sur la base de six bâtiments (cf. Annexe V). Globalement, on obtient de bons résultats pour la segmentation car la majorité des bâtiments sont reconstruits dans le modèle final du site. De plus, de bons résultats ont été générés pour la modélisation car globalement la perte de points entre le 1^{er} et le 2^{ème} calcul est nulle (169 façades sur 189).

Si le nombre de point diminue entre le 1^{er} et le 2^{ème} calcul, cela provient du fait que le masque des bâtiments a introduit des erreurs. En effet, la méthode utilisée pour calculer le masque des bâtiments ne peut pas éliminer les arbres qui en sont très proches et qui ont en plus la même hauteur. Par conséquent, ils sont interprétés comme du bruit. La conséquence directe se ressentira au niveau du MNSb de bâtiments généré à l'issue de la segmentation et qui sera déformé. Seule la réitération du calcul va améliorer les résultats car elle aidera à éliminer les anomalies.

Pour conclure, et c'était prévisible, on constate que le nombre de points susceptibles de représenter du bruit augmente lorsque l'on utilise le masque des bâtiments. Cela traduit la perte de précision de calcul des modèles par rapport à l'utilisation directe des nuages de points des bâtiments.

Précision du modèle 3D total avec un toit plat : après avoir étudié la précision du calcul des façades, on va étudier la précision des modèles des bâtiments par rapport au modèle de référence.

Comme on dispose d'un modèle de référence uniquement pour le site du campus à Strasbourg, on limitera l'étude de précision à ce site, sachant qu'il n'est pas des plus simples et que la faible densité de points du nuage sera probablement un obstacle dans la modélisation automatique 3D complète des bâtiments.

Les 7 indices d'évaluation intervenant dans cette analyse ont été présentés dans le paragraphe 6.3.1.2. Le lecteur est invité à consulter l'Annexe VI pour plus d'informations. La Figure 6.23 présente les résultats obtenus sur le site du campus à Strasbourg, en superposant les modèles de bâtiments calculés (violet) aux modèles de référence (vert). Le Tableau 6.24 contient les valeurs des 7 indices de qualité permettant de comparer ces deux modèles.

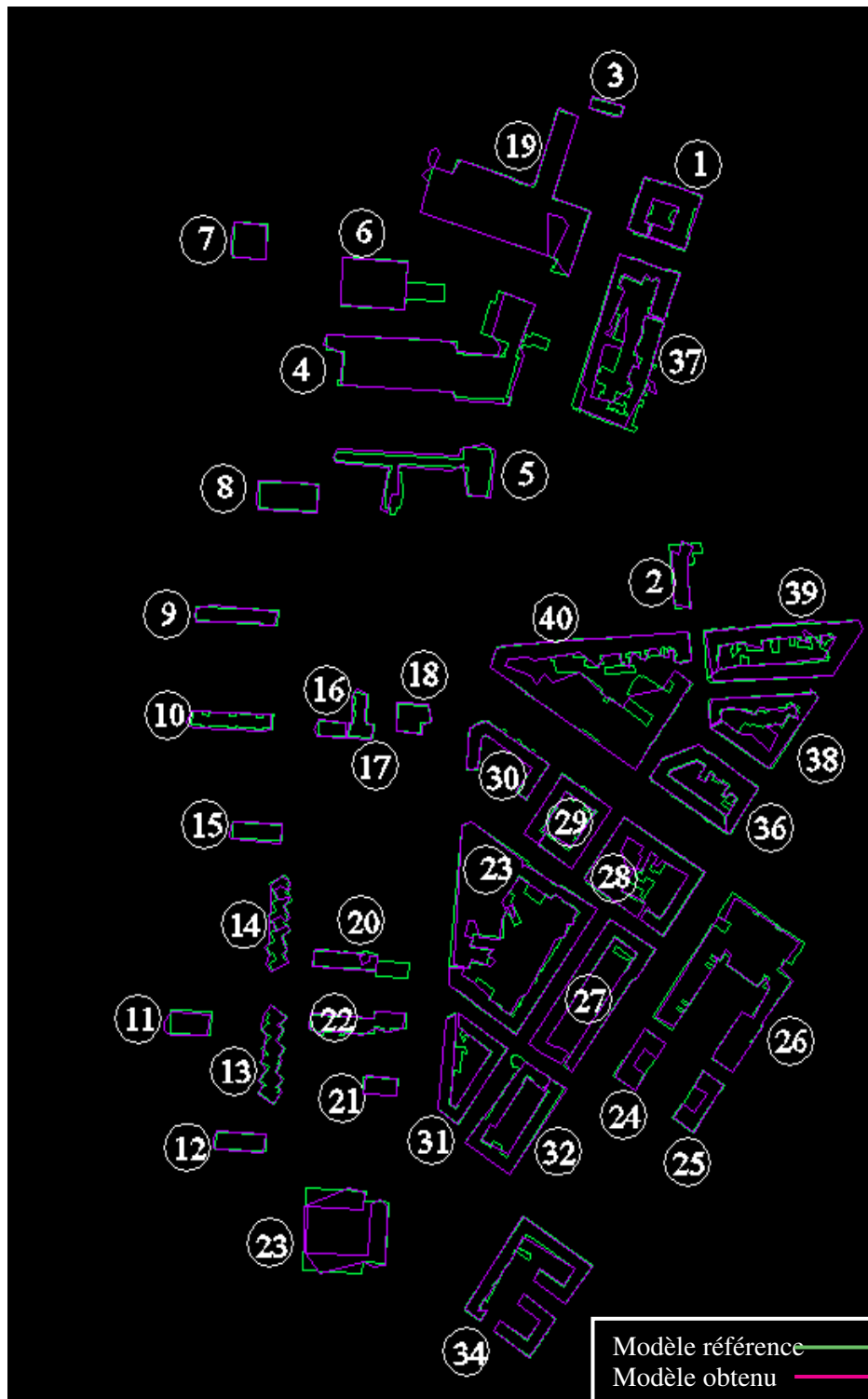


Figure 6.23. Modèles de bâtiments calculés (violet) et modèles de référence (vert) sur le site du campus à Strasbourg

N°	ρ_d	ρ_q	ρ_b	ρ_m	ρ_f	β	ρ_s
1	0.96	0.76	0.28	0.04	0.27	0.04	0.3
2	0.74	0.73	0.03	0.35	0.02	0.26	0.28
3	0.99	0.86	0.15	0.01	0.15	0.01	0.16
4	0.92	0.87	0.06	0.09	0.06	0.08	0.14
5	0.91	0.71	0.31	0.1	0.28	0.09	0.37
6	0.8	0.79	0.01	0.25	0.01	0.2	0.21
7	0.94	0.9	0.04	0.07	0.04	0.06	0.1
8	1	0.87	0.14	0	0.14	0	0.14
9	0.89	0.84	0.07	0.13	0.06	0.11	0.17
10	0.98	0.77	0.28	0.02	0.27	0.02	0.3
11	0.88	0.79	0.14	0.13	0.13	0.12	0.24
12	0.97	0.83	0.18	0.03	0.18	0.03	0.2
13	0.92	0.79	0.18	0.09	0.17	0.08	0.25
14	0.73	0.59	0.33	0.36	0.24	0.27	0.51
15	0.98	0.87	0.14	0.02	0.13	0.02	0.15
16	1	0.81	0.23	0	0.23	0	0.23
17	0.93	0.79	0.18	0.08	0.16	0.07	0.24
18	0.99	0.88	0.13	0.01	0.13	0.01	0.14
19	0.94	0.9	0.05	0.07	0.04	0.06	0.1
20	0.6	0.59	0.03	0.68	0.02	0.4	0.42
21	0.93	0.92	0.01	0.08	0.01	0.07	0.08
22	0.94	0.88	0.07	0.07	0.07	0.06	0.13
23	0.4	0.39	0.08	1.47	0.03	0.6	0.63
24	0.77	0.76	0.01	0.3	0.01	0.23	0.24
25	0.75	0.75	0.01	0.33	0.01	0.25	0.25
26	0.9	0.86	0.05	0.12	0.04	0.1	0.14
27	0.95	0.89	0.07	0.05	0.06	0.05	0.11
28	0.81	0.79	0.02	0.23	0.02	0.19	0.21
29	0.94	0.89	0.06	0.06	0.05	0.06	0.11
30	0.97	0.93	0.04	0.03	0.04	0.03	0.07
31	0.9	0.88	0.03	0.11	0.03	0.1	0.12
32	0.92	0.84	0.11	0.08	0.1	0.08	0.18
33	0.94	0.86	0.09	0.07	0.08	0.06	0.15
34	0.97	0.95	0.02	0.03	0.02	0.03	0.05
35	0.88	0.84	0.05	0.14	0.04	0.12	0.17
36	0.91	0.88	0.04	0.09	0.04	0.09	0.12
37	0.78	0.71	0.12	0.29	0.1	0.22	0.32
38	0.79	0.76	0.04	0.27	0.03	0.21	0.24
39	0.83	0.79	0.06	0.2	0.05	0.17	0.22
40	0.85	0.81	0.06	0.18	0.05	0.15	0.2
Moyenne	0.88	0.81	0.1	0.17	0.09	0.12	0.21
Ecart-Type	0.12	0.11	0.09	0.25	0.08	0.12	0.12

Tableau 6.24. Valeurs des 7 indices de qualité des modèles de bâtiments (pour le site du campus de Strasbourg)

Les valeurs moyennes présentées dans le Tableau 6.24 montrent que les deux premiers indices sont convenables (devraient valoir 1 pour une superposition parfaite entre modèle et référence) sachant que la densité de points du nuage de points du site du campus est faible. La généralisation produite par l'application de l'algorithme Douglas-Peucker et l'hétérogénéité de la densité de points sont également responsables du fait que le modèle et la référence ne coïncident pas parfaitement.

Toutes les remarques et les analyses effectuées dans le paragraphe 6.3.1.2 sont valables ici. La seule différence est que la modélisation s'appuie ici sur un MNSb de bâtiment généré automatiquement par segmentation.

Les effets engendrés par le couplage de l'étape de segmentation et de l'étape de modélisation se résument de la manière suivante :

- On perd, dans la modélisation, les bâtiments non détectables automatiquement par segmentation automatique du nuage de points.
- On perd en qualité géométrique du bâtiment en raison de la présence d'arbres, restés dans le masque des bâtiments. En effet, il arrive que des arbres soient attenants aux bâtiments, dans ce cas le masque et par conséquent le modèle de bâtiment sera déformé. Il peut arriver aussi que des arbres soient isolés, et que l'algorithme de segmentation les considère comme un bâtiment (cela suppose qu'ils forment un bloc de hauteur relativement constante). Alors le modèle qui en découle sera bien entendu de forme indéterminée, comme l'est la couronne d'un arbre.
- Lorsqu'on utilise le masque des bâtiments, on traite les blocs de bâtiments comme s'il s'agissait d'un bâtiment seul. En revanche, si on segmente le nuage de points manuellement, on peut modéliser chaque bâtiment issu d'un bloc de façon indépendante, tout comme on peut décider de modéliser tout le bloc en une fois.

6.5. Conclusion

A l'issue du Chapitre 3, qui a présenté l'algorithme de segmentation automatique, un produit est livrable : un masque de bâtiments issu d'un nuage de points lidar.

A l'issue du Chapitre 5, qui a présenté l'algorithme de modélisation automatique d'un bâtiment en 3D, trois produits sont livrables :

- Le modèle 3D de bâtiment avec un toit plat, autrement dit le modèle 3D des façades du bâtiment.
- Le modèle 2D du toit de bâtiment.
- Le modèle 3D total du bâtiment.

L'algorithme de segmentation, puis l'algorithme de modélisation ont été évalués sur deux nuages de points de caractéristiques différentes.

Tout d'abord, pour s'assurer de la qualité de la démarche de segmentation, deux méthodes d'évaluation ont été adoptées. La première méthode calcule une matrice de confusion sur le masque généré et le masque théorique. Les résultats obtenus étaient affectés d'une mention « excellent » et « très bien ». La deuxième méthode consiste simplement à compter le nombre de bâtiments détectés et à comparer ce chiffre au nombre total de bâtiments scannés. Ces deux évaluations ont confirmé l'efficacité de l'algorithme développé pour la phase de segmentation, quel que soit le site étudié. En effet, la méthode proposée parvient à éliminer la majorité des points de sol et de végétation, en dehors de quelques rares cas où un arbre est attenant à un bâtiment et dont la hauteur est proche de celle du bâtiment.

Ensuite, pour s'assurer de la qualité de la démarche de modélisation 3D, les trois produits livrés ont été évalués à part.

Ainsi, on a commencé par évaluer la modélisation 3D des façades des bâtiments. A nouveau une double évaluation a été effectuée. La première méthode se base sur des grandeurs statistiques issues du

calcul de plan par les moindres carrés. Les résultats ont mis en exergue l'influence de l'homogénéité du nuage de points et de la présence de saillies sur les façades. Ainsi, le résultat sera plus précis dans le cas où le nuage de points est homogène et en l'absence de saillies. La seconde méthode d'évaluation employée considère le modèle total des façades d'un bâtiment et le compare au modèle de référence par l'intermédiaire de 7 indices de qualité.

L'incohérence entre les données utilisées pour générer le modèle de façades et celles sur lesquelles s'est appuyé le modèle de référence (cartes topographiques classiques ou restitution photogrammétrique) fausse parfois les valeurs des indices. En effet, les mesures topographiques classiques sont prises au bas des bâtiments tandis que les systèmes lidar mesurent le dessus des bâtiments. Donc, si la façade du bâtiment ne contient pas de saillie importante, le plan moyen calculé par l'algorithme est correcte et coïncidence avec le modèle de référence aux débords de toits près.

Ensuite, on a évalué la modélisation automatique 2D des toits des bâtiments par deux méthodes d'évaluation également. La première méthode est basée sur la comparaison du nombre de plans de toit détectés pour un bâtiment avec le nombre effectif de plans de toit. La deuxième méthode d'évaluation des résultats a besoin d'un modèle de référence précis des toits des bâtiments, car elle s'appuie sur les 7 indices de qualité utilisés préalablement pour évaluer la précision des modèles des façades des bâtiments. Grâce à ces expériences, on a pu noter que les caractéristiques d'un nuage de points comme la densité de points, la précision de positionnement des points et la présence de bruit jouent un rôle essentiel au niveau de la précision du modèle 2D des toits. De plus, la présence de détails non modélisables sur le toit d'un bâtiment produit des déformations dans le modèle calculé. Néanmoins, on préfère conserver ces déformations pour l'instant, car elles reflètent la présence de détails non modélisables ou de bruit. En effet, il est envisageable, avec quelques investigations supplémentaires et de l'expérience architecturale de modéliser les détails initialement non modélisables sur le toit de bâtiment, en introduisant des contraintes par exemple, ou en s'appuyant sur une bibliothèque de détails de toits. Cela aidera à calculer un modèle 2D de bâtiment plus proche du modèle réel.

Pour finir, on a évalué la modélisation 3D totale des bâtiments par le biais de deux méthodes également. La première est celle basée sur l'analyse de la distribution des écarts-types. Mais elle a rapidement laissé sa place à une seconde et nouvelle méthode d'évaluation de modèles 3D, car le critère de l'écart-type n'est pas suffisant pour apprécier la distribution des points par rapport à leur plan d'affectation. Pour cette raison, on a développé une nouvelle méthode d'évaluation qui s'appuie sur une carte des erreurs de modélisation de toits. Cette carte des erreurs permet de prévoir la qualité du modèle 3D final à venir. Ainsi, si la précision *a priori* du modèle 3D est basse, il est conseillé d'arrêter la modélisation au modèle 3D des façades de bâtiment (bâtiment à toit plat) plutôt que de poursuivre jusqu'au modèle 3D total (bâtiment à toit modélisé). Cela permet d'éviter de fournir un modèle contenant des déformations trop importantes, liées principalement à la densité de points faible. D'autre part, cette carte des erreurs devrait permettre d'améliorer la qualité et par suite la précision du modèle 3D total du bâtiment, puisqu'elle renseigne sur la présence de détails restant à modéliser.

Globalement, les résultats obtenus pour le site Hermanni étaient très satisfaisants. Par contre, les résultats obtenus à partir du nuage de points de la ville de Strasbourg étaient variables selon les caractéristiques constructives des bâtiments. Cette variabilité en termes de qualité est essentiellement liée à la densité de points.

Concernant la précision des résultats après couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation automatique, on a constaté qu'elle était moins bonne en comparaison de la précision atteinte à partir des nuages de points des bâtiments directement. Cela s'explique par le fait que la méthode utilisée pour calculer le masque de bâtiments présentera forcément des erreurs résiduelles. Donc, l'influence de ces erreurs se répercutera dans le modèle 3D de la scène scannée, ce qui se traduira par un masque de bâtiments déformé.

Pour résumer, on peut faire le bilan des facteurs affectant la qualité du résultat de modélisation automatique des bâtiments, par ordre d'importance (de l'influence la plus forte à la plus faible).

- 1- La densité de points du nuage.
- 2- La présence de détails en saillie sur les façades de bâtiment.
- 3- La quantité de détails non modélisables sur le toit du bâtiment.
- 4- La précision de positionnement des points lidar.
- 5- La typologie urbaine de la zone étudiée.
- 6- La quantité de bruit dans le nuage de points.
- 7- L'homogénéité du nuage de points.
- 8- La qualité du masque de bâtiments obtenu à l'issue de la segmentation automatique du nuage de points, lorsque l'on considère le couplage des algorithmes.

On peut ainsi conclure que la méthode proposée pour extraire et modéliser automatiquement les bâtiments convient à la majorité des types de bâtiments, ainsi qu'à des nuages de points de densités différentes.

Conclusion générale et perspectives

1. Bilan de la recherche

Le but de cette thèse était de développer de nouvelles méthodes qui permettent de traiter automatiquement les données issues du balayage laser aéroporté (lidar), dans un objectif de modélisation 3D des bâtiments d'une ville. Dans ce contexte, la problématique s'est rapidement décomposée en deux parties. La première partie a concerné la segmentation automatique du nuage de points pour en extraire un masque de bâtiments. Tandis que la seconde partie a visé à construire automatiquement des modèles 3D de bâtiments.

L'approche développée dans ce travail s'appuie exclusivement sur le premier écho. Ce choix est volontaire et argumenté. D'une part, comme précisé dans la problématique, il arrive que le deuxième écho ne soit pas disponible ou pas fiable, notamment en raison de l'altitude de vol de l'avion. D'autre part, il est intéressant d'exploiter la donnée au maximum, avant de se rabattre sur des données complémentaires et exogènes, non disponibles systématiquement, telles que des photos aériennes par exemple.

Dans un premier temps, plutôt que de traiter les deux étapes en une seule chaîne et de perdre la maîtrise des sources d'erreurs, il a été décidé de considérer les deux étapes de façon indépendante. Pour faire le bilan des méthodes et approches connues et plus ou moins prometteuses décrites dans la littérature, deux états de l'art assez exhaustifs ont été élaborés.

L'objectif de la segmentation automatique des données lidar est d'extraire et d'isoler automatiquement le nuage de point de chaque bâtiment à partir de l'ensemble du nuage de points d'une ville. Tout d'abord, le modèle numérique de surface (MNS) est décomposé en deux classes que sont le « sol » et le « sursol », par le biais d'un seuillage local développé sous forme d'opérateur de convolution. Cette procédure fonctionne même dans les régions de topographie accidentée. Puis, la classe « sursol » est isolée pour en extraire les bâtiments. A cette fin, le MNS et le nuage de points ont été utilisés conjointement de manière à profiter des atouts de chacun. En effet, la superposition des deux couches d'informations livre une information intéressante sur la nature des objets imagés et permet de détecter efficacement les noyaux des bâtiments. Enfin, un algorithme de croissance de région a été développé pour compléter ces noyaux et améliorer la forme des bâtiments.

Pour évaluer les résultats de cet algorithme de segmentation, deux approches ont été employées. L'une se base sur le calcul d'une matrice de confusion en confrontant le modèle calculé à un modèle de référence. Cela a permis de valider le processus puisque les résultats obtenus étaient situés dans une fourchette de mentions entre « très bien » et « excellent ». La deuxième méthode calcule, après comptage, le rapport entre le nombre de bâtiments détectés et le nombre total de bâtiments scannés sur le site. Cette évaluation a affirmé l'efficacité de l'algorithme développé, puisque 98 % des bâtiments existants ont été détectés. De plus, le temps nécessité par le traitement était négligeable en comparaison du volume de données.

La deuxième partie du travail concerne la modélisation automatique des bâtiments. L'approche proposée a suivi le chemin de la modélisation non paramétrique dans le souci de traiter le cas général (cas d'un bâtiment quelconque) et pour générer un modèle 3D qui soit le plus fidèle possible à la réalité. La reconstruction de bâtiments en 3D s'est faite dans un ordre précis, qui consistait tout d'abord à modéliser le contour des bâtiments, puis le toit et enfin à considérer le bâtiment complet. On suppose, tout au long de ce travail, qu'un bâtiment peut être décrit par la composition d'un ensemble de plans (plans de façades, de toits).

La modélisation du contour passe par la modélisation des plans des façades. Pour modéliser les plans des façades d'un bâtiment, le contour est d'abord décomposé en entités à l'aide de la technique de Douglas-Peucker. Comme cette technique ne livre que les points appartenant à une façade, la théorie des moindres carrés est employée pour calculer le plan moyen ajustant ces points. A l'issue de cet algorithme, on dispose déjà d'un modèle 3D de bâtiment mais représenté avec un toit plat. L'avantage de commencer par cette étape avant d'aborder celle des toits est que chaque façade est traitée comme

un seul objet et généralisée par un plan. En choisissant l'ordre inverse, le risque de créer des contours de bâtiments non réalistes est très grand.

L'efficacité et la fiabilité de cet algorithme de modélisation des plans des façades ont été mises à l'épreuve. A nouveau, afin de s'assurer de la fiabilité de l'algorithme, deux méthodes d'évaluation de précision des modèles 3D des façades des bâtiments ont été utilisées : l'une évalue chaque façade individuellement, l'autre évalue le modèle complet des façades. Ainsi, la première s'appuie sur les critères de précision issus des calculs effectués par les moindres carrés au moment de la détermination du plan moyen de la façade. Tandis que la deuxième méthode étudie la précision du modèle calculé en le confrontant à un modèle de référence. Elle fait intervenir des indices de qualité qui ont montré que si la façade du bâtiment ne contient pas d'éléments en saillie, le plan ajusté est calculé correctement et coïncide avec le modèle de référence. De plus, ces analyses ont permis de mettre en exergue l'influence de l'homogénéité du nuage de points sur la précision du modèle final des façades. Ainsi, le meilleur résultat sera obtenu dans le cas d'un nuage de points homogène et en l'absence de détails en saillie sur les façades des bâtiments. Globalement, les résultats obtenus sur les 3 zones d'études avec des nuages de points de densités différentes se sont avérés être très satisfaisants.

Pour modéliser ensuite le toit du bâtiment, l'algorithme RANSAC a été étendu pour adapter son principe mathématique à la détection d'éléments géométriques spécifiques au toit d'un bâtiment. Pour reconstruire un bâtiment en 3D, il faut disposer des sommets, nœuds et arêtes composant son toit. C'est pourquoi, suite à la détection automatique des plans du toit, on a cherché à extraire les arêtes en étudiant les relations de voisinage entre plans adjacents. Cette analyse a permis de calculer les arêtes enveloppant les plans du toit. Ensuite, pour extraire les nœuds situés à la jonction des arêtes, les relations de jonction entre arêtes voisines ont été analysées. Ces opérations ont permis d'aboutir à un modèle du bâtiment projeté tout d'abord dans le plan horizontal, de manière à s'affranchir des difficultés induites par l'emploi de la composante verticale. Le passage du bâtiment 2D au bâtiment 3D ne peut se faire qu'après avoir fait le bilan des situations susceptibles d'apparaître, notamment en ce qui concerne la position des plans donc des arêtes les unes par rapport aux autres. Ainsi, à partir de l'analyse des relations mutuelles entre plans voisins du toit et en appliquant un ensemble de corrections et d'ajustement, on peut passer du modèle 2D à un modèle cohérent en 3D du bâtiment complet. De plus, bien que l'algorithme RANSAC étendu ait montré quelques inconvénients, il fait partie des algorithmes de détection automatique de plans les plus stables qui soient.

Pour évaluer la précision de la modélisation des toits, quatre méthodes ont été utilisées. Les deux premières évaluent l'efficacité de détection des plans de toits en 2D, en les confrontant à une référence, tandis que les deux dernières évaluent la précision des modèles de toits en 3D. La première méthode est une méthode quantitative et élémentaire, mettant en correspondance le nombre de plans du toit existant pour un bâtiment et le nombre de plans de toit détectés sur le même bâtiment. La seconde méthode évalue la précision de modélisation du toit, en adaptant aux toits, les indices de qualité employés précédemment lors de l'évaluation des modèles des façades des bâtiments. Ces deux évaluations ont montré que la précision du modèle 2D des toits était sensible aux caractéristiques d'un nuage de points et plus particulièrement à la densité de points, à la précision de mesure des points et à la présence de détails non modélisables. La troisième méthode évalue la précision de détermination de chaque plan de toit individuellement, en se basant sur les critères de précision intervenant lors du calcul des plans moyens de toits. Néanmoins, l'écart-type est insuffisant pour décrire la qualité du modèle calculé car il ne livre qu'une valeur par plan, donc n'est pas représentatif de l'homogénéité de la distribution des points autour de ce plan. Pour cette raison, on a développé une quatrième méthode pour répondre aux lacunes de la précédente et qui permet d'associer au modèle du toit, une carte des erreurs de modélisation du toit. Cette nouvelle méthode d'évaluation présente les écarts séparant les points du plan moyen, pixel par pixel, dans une image 2D. L'analyse statistique des éléments de cette matrice a permis d'estimer la précision du modèle 3D calculé.

L'analyse des erreurs mises en évidence par le biais de ces 4 méthodes d'évaluation a permis de tirer un certain nombre de conclusions. En effet, on a constaté que les résultats de modélisation des toits étaient très satisfaisants si les trois conditions suivantes étaient réunies. Premièrement, la densité de

points doit être adaptée à l'architecture du toit, c'est-à-dire inversement proportionnelle à la superficie des plans. Deuxièmement, la géométrie particulière du toit, par exemple un léger décrochement ou une intersection obtuse entre deux plans, doit être prise en compte dans l'algorithme RANSAC étendu de manière à ce que celui-ci fournisse des résultats reproductibles. Enfin, pour fournir des résultats fiables, le toit du bâtiment doit être exclusivement composé de plans.

Pour résumer, on peut dire que la méthodologie proposée pour segmenter le nuage de points lidar convient à toutes les typologies urbaines, même lorsque le terrain est pentu. Par ailleurs, la méthodologie proposée pour modéliser les bâtiments a montré son efficacité sur la majorité des types des bâtiments, à partir du moment où les trois conditions évoquées ci-dessus sont remplies.

Après avoir développé l'algorithme de segmentation automatique et celui de modélisation automatique séparément, on a couplé les deux séries d'opérations de segmentation et de modélisation des bâtiments, pour ne constituer plus qu'une seule et unique chaîne de traitements. Pour ce faire, un algorithme de croissance de région a été développé et appliqué au masque des bâtiments pour isoler chaque bâtiment. Puis, l'algorithme de modélisation de bâtiment a été appliqué en partant de ce masque directement.

Pour étudier la précision des modèles de bâtiments générés par la chaîne de traitement complète, on a utilisé les mêmes méthodes que celles utilisées pour évaluer la précision des modèles des façades des bâtiments. En effet, le modèle de façades des bâtiments est le premier produit issu de l'étape de couplage et qui mérite donc d'être évalué. L'étude de précision a montré que les résultats sont légèrement moins bons que ceux obtenus en partant de nuages de points de bâtiments extraits manuellement du nuage de points. La raison à cela ne peut provenir que des imprécisions inhérentes au masque de bâtiments.

Pour conclure, on peut dire que les objectifs fixés au départ, tant en terme de résultat que de précision ont été atteints, et ce sur la base de la seule donnée qu'est le premier écho.

Toutes les étapes de traitement mentionnées dans ce mémoire ont été implémentées. Parfois elles s'inspiraient de méthodes évoquées dans la littérature, mais la plupart du temps il a fallu les adapter au type d'objet que l'on souhaitait détecter. Du point de vue langage de programmation, il a été décidé d'utiliser MATLAB, car il est idéal pour le calcul matriciel. Toutefois, pour visualiser les résultats ou lire les données sous DAO, il a été nécessaire de formuler certaines fonctions en Auto LISP, car MATLAB ne permet pas d'exporter les données au format DXF.

2. Perspectives

Tout d'abord, la question de l'automatisation mérite d'être abordée, vu qu'un ensemble de seuils intervient dans la démarche de segmentation et de modélisation. Ces seuils ont été détaillés et décrits largement dans le mémoire, de façon à laisser la liberté à l'utilisateur d'introduire des valeurs spécifiques. Néanmoins, une grande partie de ces seuils pourrait être définie par défaut, notamment les seuils intervenant dans la démarche de modélisation. Ce n'est pas le cas pour la démarche de segmentation, qui reste fortement dépendante de la typologie urbaine étudiée. Pour l'instant, on détermine la valeur de ces seuils en s'appuyant sur les équations définissant chaque paramètre et sur l'expérience de l'opérateur. A l'avenir, de nouvelles fonctions mériteraient d'être développées pour estimer automatiquement la valeur de ces seuils, connaissant entre autres la densité du nuage en entrée, la typologie urbaine, la topographie, la distribution des points, la présence de bruit. Quoiqu'il en soit, un traitement s'affranchissant totalement d'un opérateur est illusoire, étant donné que chaque zone urbaine a des caractéristiques constructives différentes et mérite donc une approche adaptée.

La question de l'emploi de plusieurs échos se pose également. La chaîne de traitements proposée ici s'appuie, comme évoqué au début du mémoire, exclusivement sur le premier écho. On a vu que les résultats obtenus à l'issue de cette chaîne sont très satisfaisants. Ainsi, l'ajout d'échos supplémentaires

ne peut être qu'un avantage supplémentaire. On pourrait en effet imaginer une extension de la démarche à l'introduction du deuxième écho, si celui s'avère fiable, voire des échos supplémentaires fournis par l'analyse de la forme d'onde. Cette idée a donné naissance à un travail de thèse en cours actuellement au laboratoire MAP-PAGE.

Puis, concernant la précision des résultats issus du couplage des algorithmes de segmentation et de modélisation automatique, on a constaté qu'elle était inférieure à celle obtenue directement à partir des nuages de points des bâtiments. Cela s'explique par le fait que la méthode utilisée pour calculer le masque des bâtiments commet quelques erreurs. Aussi, les erreurs générées à ce stade se répercuteront sur le modèle 3D de la scène scannée et déformeront le MNSb de bâtiments. Pour améliorer la chaîne de traitements globale, chaque étape pourrait bien entendu être améliorée, à commencer par l'algorithme de segmentation, puisque ses résultats sont déterminants pour la suite des traitements et par conséquent sur les modèles finaux des bâtiments. Une solution serait d'ajouter des outils de correction manuelle pour corriger le masque de bâtiments avant de lancer l'algorithme de couplage et ainsi réduire les erreurs commises pendant la segmentation.

Puis, concernant l'algorithme de modélisation des toits, une recherche supplémentaire sur la question de la stabilité de l'algorithme serait intéressante. Cette amélioration permettrait de détecter les plans de géométrie particulière et de rendre le processus reproductible. Mais bien entendu, cela aura pour conséquence d'augmenter le temps de traitement.

En considérant l'étape de modélisation indépendamment de l'étape de segmentation, on constate que les déformations survenant dans le modèle 3D final du bâtiment proviennent essentiellement du modèle 2D du toit. Plusieurs ajustements ont été réalisés pour améliorer la qualité des modèles 3D des bâtiments. On pourrait envisager à présent d'affiner le modèle en introduisant certaines contraintes géométriques, comme le parallélisme ou la perpendicularité de façades, pour le faire se rapprocher encore plus de la réalité. Les déformations résiduelles sont bien sûr dommageables, mais elles représentent aussi une source d'informations précieuses, car elles suggèrent la présence de détails non modélisables sur les toits. Des études plus poussées sur ce point devraient permettre de se rapprocher encore davantage du modèle réel. Une piste à considérer serait d'utiliser la carte des erreurs de modélisation du toit de bâtiment, et d'effectuer une analyse statistique pour déduire des informations supplémentaires sur le type de détails de toits. Ensuite, en s'appuyant par exemple sur une bibliothèque de détails de toits, on pourrait suggérer, pour compléter le modèle du bâtiment, une étape de modélisation paramétrique des détails de toit.

Une fois les modèles 3D des bâtiments reconstruits automatiquement, on peut se pencher sur l'extraction d'autres objets artificiels et naturels dans la ville, comme par exemple la végétation, les axes routiers, les lignes de chemins de fer et les lignes électriques. De plus, des données complémentaires pourraient alimenter la chaîne de traitements afin d'améliorer la qualité tant géométrique qu'esthétique du modèle final. On peut citer l'emploi de données laser terrestres dans un objectif de modélisation des détails de façades de bâtiments, mais aussi l'emploi d'images numériques (spatiales, aériennes et terrestres) pour texturer le modèle 3D final de la ville.

Annexes

Glossaire

1. Définitions

Voici des définitions importantes dans le contexte du traitement des données lidar :

Classification¹: méthodes de traitement de données action, ou son résultat, consistant à répartir par classes, ou catégories, l'ensemble des éléments d'une scène.

GPS² (Global Positioning System): système de positionnement, à l'échelle du globe, sur un ensemble de satellites artificiels, ou ensemble de satellites artificiels particuliers, dont les éphémérides, qui sont en général connues, permettent un positionnement absolu ou relatif en tout point du globe.

Laser² : de l'anglais « Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation » est un instrument permettant de créer de la lumière par stimulation du rayonnement émis.

Lidar² : de l'anglais « Light Detection And Ranging » capteur actif qui, par la mesure du temps de propagation aller et retour d'un rayonnement lumineux émis par un laser, permet de déterminer la position et la distance d'une cible par rapport à l'émetteur.

MNE² Modèle Numérique d'Élévation ou **MNA** Modèle Numérique d'Altitude (En anglais **DEM** : Digital Elevation Model) : modèle tridimensionnel représentant, sous forme numérique, le relief d'une portion de territoire, incluant les bâtiments et la végétation.

MNS³ (En anglais **DSM** : Digital Surface Model) Modèle Numérique de Surface : modèle numérique de la surface du terrain, c'est-à-dire soit du sol, soit de tout objet naturel ou artificiel qui le recouvre. On distingue deux types de modèles numériques de surfaces selon la surface représentée: **MNT** si la surface est le sol et **MNE** si la surface couvre le sol nu, les bâtiments et le sommet de la végétation. Donc **MNE** et **MNT** sont des **MNS** particuliers.

MNSn⁴ Modèle numérique de la surface normalisé : modèle numérique représentant la soustraction du **MNT** au **MNS**, C'est-à-dire : $MNSn = MNS - MNT$. Il correspond au terme « sursol ».

MNT² (En anglais **DTM** : Digital Terrain Model) Modèle Numérique de Terrain ou **MTN** Modèle de Terrain Numérique : modèle tridimensionnel représentant, sous forme numérique, le relief d'une portion de territoire.

Nuage de points² : graphique de points révélant le degré de corrélation qui existe entre deux variables.

Nuage de points 3D² : liste de points représentés par leurs coordonnées X, Y et Z dans un système spatial d'axes orthogonaux.

RADAR² (RADio Detection And Ranging) : système de radiopéage fondé sur la comparaison entre des signaux de référence et les signaux radioélectriques réfléchis par les phénomènes géographiques situés sur la scène explorée.

¹ (Conseil international de la langue française, 1997)

² <http://www.granddictionnaire.com>

³ <http://recherche.ign.fr/activ/cosmo/>

⁴ (Tóvári et Vögtle, 2004 ; Dash *et al.*, 2004)

Segmentation d'image numérique¹ : méthode de traitement de données qui consiste à déterminer statistiquement des intervalles dans cette image, sur la base de caractéristiques radiométriques ou topologiques, par exemple.

Seuillage² : comparaison effectuée entre l'intensité d'un pixel et une valeur de référence.

SIG² (Système d'Information Géographique) : système de gestion de base de données conçu pour gérer une base de données géographique.

Zonage¹ : méthode de traitement de données. Partage d'un territoire en portions de structure uniforme, selon divers critères.

2. Sigles

FFT : Fast Fourier Transformation

RANSAC : RANdom SAmple Consensus

TF : Transformée de Fourier

Annexe I

Algorithmes utilisés fréquemment dans le domaine du traitement de données lidar

I.1. Croissance de région

Croissance de région⁵ ou segmentation en régions⁶ (En anglais “Region growing”) : regroupement itératif d'ensembles de points d'une image selon leur homogénéité ; le regroupement se poursuit jusqu'à ce qu'il ne reste que des régions de points homogènes (cf. Figures I.2 et I.3) et ayant entre elles des différences suffisamment grandes.

On a une image numérique qui contient plusieurs segments de points homogènes. On souhaite détecter les points de chaque segment à part. Pour ce faire, on applique la technique de croissance de région. A l'issue de quoi on aura plusieurs listes de points, chacune représentant un segment de l'image. Cette technique est couramment utilisée dans le domaine du traitement d'images numériques et des données laser. L'algorithme de cette technique est représenté dans la Figure I.1 :

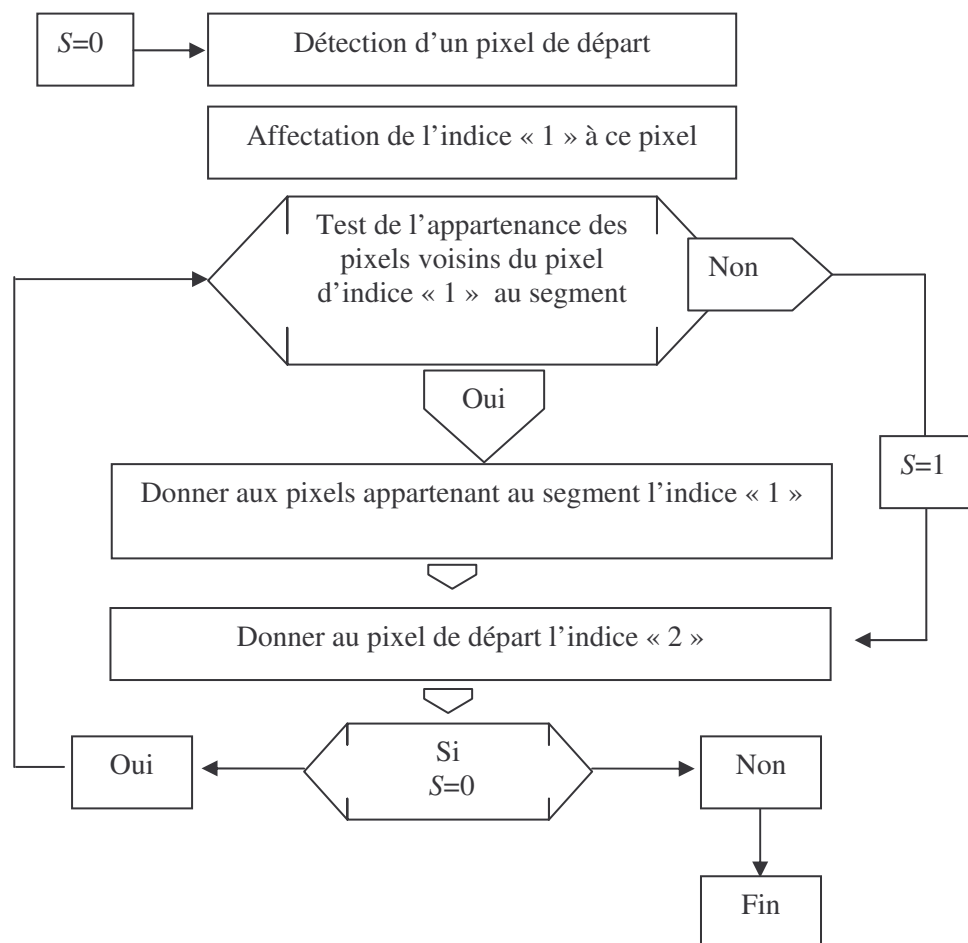


Figure I.1. Algorithme de la technique de croissance de région (*Region growing*)

⁵ (Caloz et Collet, 2001)

⁶ <http://www.granddictionnaire.com>

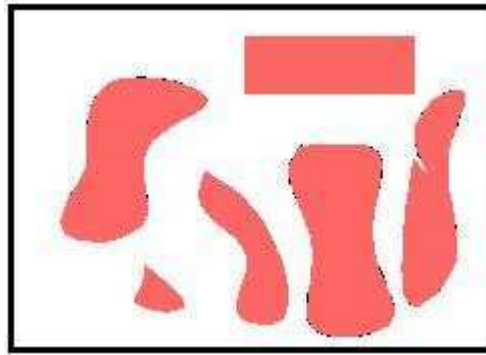


Figure I.2. Image numérique composée de segments ayant des points homogènes

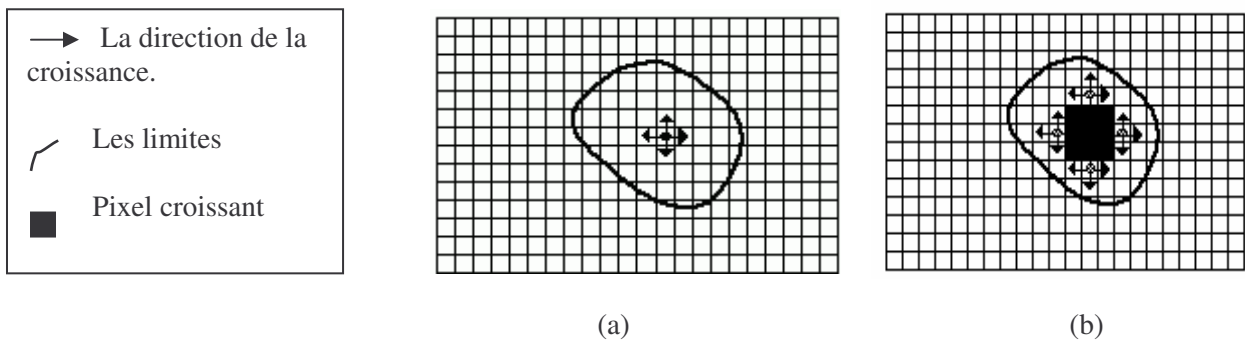


Figure I.3. Illustration d'une croissance de région (Elaksher et Bethel, 2002). a) Début de la croissance de région ; b) Avancée du processus

I.2. Triangulation Delaunay et diagramme de Voronoï

Cette partie s'inspire de l'ouvrage (George et Borouchaki, 1997).

I.2.1. Définitions

Soit S un ensemble de points de \mathbb{R}^d ($d=2$ ou 3), l'enveloppe convexe de S , notée $\text{Conv}(S)$, définit un domaine Ω de \mathbb{R}^d . Si K désigne un simplexe (triangle ou tétraèdre selon la dimension de l'espace) alors :

Définition 1 : T_r est un recouvrement simplicial de Ω si les conditions suivantes sont vérifiées :

- ♦ (H0) L'ensemble des sommets des éléments de T_r est exactement S .
- ♦ (H1) $\Omega = \bigcup_{k \in \tau_r} K$.
- ♦ (H2) Tout élément K de T_r est d'intérieur non vide.
- ♦ L'intersection des intérieurs de deux éléments est vide.

Définition 2 : T_r est une triangulation conforme ou simplement une triangulation de Ω si T_r est un recouvrement au sens de la définition 1 et si de plus la condition suivante est vérifiée :

- ♦ (H4) L'intersection de deux éléments de T_r est soit :
 - L'ensemble vide.
 - Un sommet.
 - Une arête.
 - Une face (dans le cas où $d=3$).

I.2.2. Représentation informatique d'une triangulation

On utilise la matrice de connexion, notée C^K , pour décrire les relations de voisinage entre les triangles. Elle est définie comme suit $C^K = (C_{ij})$ ($i, j = 1, 3$) où C_{ii} est l'indice du sommet du voisin i de K , tandis que C_{ij} , pour $i \neq j$, indique le numéro du sommet j de K dans le voisin i de l'élément K .

Exemple : soit K un triangle et K_i ($i=1,3$) ses trois voisins (cf. Tableau I.1 et Figure I.4) :

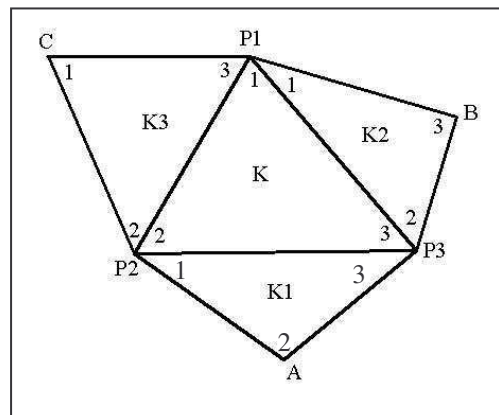


Figure I.4. Définition de K et des K_i (George et Borouchaki, 1997)

Sommet d'indice	1	2	3
K	P_1	P_2	P_3
K_1	P_2	A	P_3
K_2	P_1	P_3	B
K_3	C	P_2	P_1

Tableau I.1. Sommets de K et ceux des K_i (George et Borouchaki, 1997)

La matrice de connexion correspondante est alors : $C^K = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 2 \\ 3 & 2 & 1 \end{pmatrix}$

Ainsi, la matrice de connexion contient les numérotations locales des sommets adjacents, elle permet donc de connaître la correspondance entre sommets des triangles adjacents.

Une triangulation d'un nuage de points est valide si les conditions H0 à H4 sont vérifiées. Ces propriétés sont numériquement traduites en analysant l'ensemble des éléments et les relations de voisinage les liant. En effet, il suffit de vérifier :

- Pour (H0), que tout point du nuage est sommet.
- Pour (H1), (H2), (H3) et (H4), que :
 - Tout voisin nul définit une face dont l'hyperplan support sépare l'espace en deux demi-espaces dont l'un contient le nuage de points.
 - La relation de voisinage par face est symétrique (pour les paires d'éléments adjacents).
 - Tout élément a un volume (surface si $d=2$) strictement positif.

I.2.3. Triangulation de Delaunay

Par définition, T_r est une triangulation de Delaunay de Ω si les disques ouverts (boules ouvertes) circonscrit(e)s à ses éléments sont vides (cf. Figure I.5). Ce critère de la sphère vide indique que les boules ouvertes associées aux éléments ne contiennent aucun sommet (les boules fermées contenant uniquement ceux de l'élément examiné), c'est une caractérisation des triangulations de Delaunay. Cette propriété implique un certain nombre de caractéristiques propres aux triangulations de Delaunay.

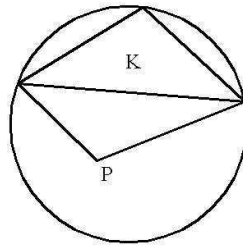


Figure I.5. Critère de la sphère vide est violé, le disque circonscrit à K contient le point P (George et Borouchaki, 1997)

I.2.4. Diagramme de Voronoï

Soit S un nuage de points, la construction de la triangulation de Delaunay de l'enveloppe convexe de ce nuage peut s'établir en utilisant le fait que celle-ci est le dual du diagramme de Voronoï construit sur S . Le diagramme de Voronoï est l'ensemble des cellules ou polytopes V_i , définis par l'équation I.1 (George et Borouchaki, 1997) :

$$V_i = \{P \text{ tel que } d(P, P_i) \leq d(P, P_j), \forall j \neq i\} \quad (\text{I.1})$$

Où d est la distance entre deux points, distance induite par la métrique euclidienne. Une cellule V_i est donc le lieu des points plus proches de p_i que tout autre point de S . On montre que les V_i sont des polygones fermés convexes (polyèdres en 3D). Ces cellules (ouvertes) recouvrent l'espace sans chevauchement et forment dans le plan (si $d=2$) le diagramme de Voronoï dans \mathbb{R}^d (cf. Figure I.6).

Delaunay, dual de Voronoï (George et Borouchaki, 1997) : par définition, chaque cellule V_i est non vide et est associée à un point de S . A partir de ces V_i , on peut construire le dual qui est la triangulation de Delaunay cherchée et c'est là le résultat fondamental de Delaunay. Par exemple, dans le cas de 2D les côtés des cellules sont à mi-chemin des deux points qu'ils séparent et par la suite ne sont autres que les médiatrices des arêtes de la triangulation. Autrement dit, si on joint les sommets de S appartenant à deux cellules adjacentes, on obtient cette triangulation. Donc, il y a, en toutes dimensions, une propriété d'orthogonalité entre les cellules de Voronoï et leur dual, la triangulation de Delaunay.

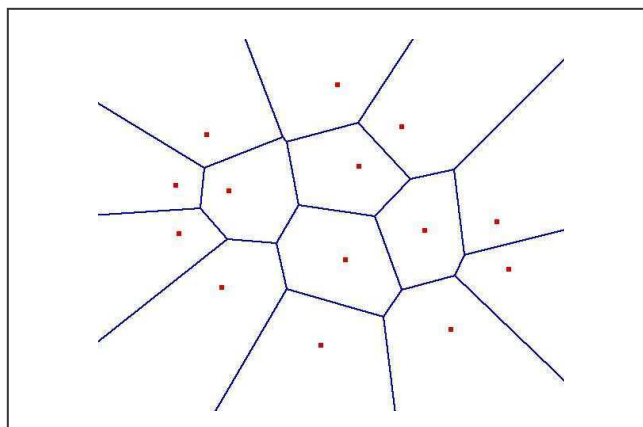


Figure I.6. Diagramme de Voronoï

Rem : s'il y a quatre points cocycliques et le recouvrement de Delaunay brut contient un quadrangle qui donnera lieu à la création de deux triangles, deux solutions existent alors, l'une ou l'autre sera retenue.

I.3. Transformées de Fourier

Cette partie s'inspire des ouvrages (Caloz et Collet, 2001) et (Girard et Girard, 1999).

La généralisation de la notion de final a mis en évidence la nature fréquentielle d'un signal image. Les hautes fréquences correspondent à la définition des contours des objets, au contraire des basses fréquences qui représentent des variations plus douces de tons de gris. Pouvoir agir de manière sélective sur les fréquences de l'image ouvre la voie à un nouveau champ de traitement dont les transformées de Fourier et en ondelettes sont les représentants les plus notables.

L'approche fréquentielle introduit une capacité plus fine que celle de l'approche spatiale. Si la transition de tons de gris particulière et présente en divers endroits de l'image est jugée indésirable, il doit être possible d'identifier les fréquences auxquelles elle correspond, de les atténuer, voire de les supprimer. Les transformées de Fourier (TF) se rangent dans la catégorie des transformations globales pour leur action sur l'ensemble de l'image, dans les locales, si l'on se réfère à l'espace fréquentiel.

Les transformées de Fourier s'appliquent notamment pour :

- Les corrections radiométriques : réduction, voire suppression de l'effet de lignage produit par une dérive de la sensibilité des capteurs.
- La suppression du chatoiement présent sur les images radar (pixels aléatoirement répartis caractérisés par une luminance maximale ou minimale).
- L'atténuation, voire la suppression sélective, d'un intervalle de fréquences susceptible de produire une image plus facilement interprétable.

Le développement en série de Fourier, origine de la TF.

Formellement, un signal discret (une fonction périodique) $f(k)$ se décompose selon l'équation I.2 :

$$f(x) = b_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cdot \sin 2\pi k n u_1 + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \cdot \cos 2\pi n k u_1 \quad (\text{I.2})$$

Où :

u_1 : est la fréquence fondamentale, c'est-à-dire la plus basse.

nu_1 : sont les harmoniques, les multiples des fréquences fondamentales.

a_n, b_n : sont les coefficients de la série de Fourier. Ils déterminent la contribution de chaque composante fréquentielle à la formation du signal.

L'équation du développement en série se simplifie aussi pour le signal image discret et fini dont le nombre d'éléments est égal à N . En effet, $u_1 = \frac{1}{N \cdot \Delta x} = \frac{1}{N}$ si Δx est posé égal à 1. En remplaçant également n par u de manière à conserver la lettre u pour désigner la fréquence discrète, l'équation I.1 devient (Equation I.3):

$$f(x) = b_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cdot \sin \frac{2\pi u}{N} k + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \cdot \cos \frac{2\pi u}{N} k \quad (\text{I.3})$$

La théorie du signal généralise cette propriété en recourant à la formulation complexe du sinus et cosinus (les équations I.4):

$$\begin{aligned} e^{-ix} &= \cos x - i \cdot \sin x \\ e^{ix} &= \cos x + i \cdot \sin x \end{aligned} \quad \text{Ou :} \quad \cos x = \frac{e^{ix} + e^{-ix}}{2} \quad \text{et} \quad \sin x = \frac{e^{ix} - e^{-ix}}{2i}$$

(I.4)

L'écriture complexe présente le double avantage d'utiliser des équations plus compactes et de permettre l'étude simultanée de l'amplitude du signal (de sa puissance) et de la phase. Donc, l'équation I.3 devient (Equation I.5):

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} C_u \cdot e^{\frac{i \cdot 2\pi \cdot u \cdot k}{N}} \quad (\text{I.5})$$

Où i est le nombre complexe.

C_u se calcule donc selon l'équation I.6 :

$$C_u = \sum_{k=0}^{N-1} f(x) \cdot e^{\frac{-i \cdot 2\pi \cdot u \cdot k}{N}} \quad (\text{I.6})$$

La partie réelle est suffisante pour décrire le signal lui-même sans sa relation de phase, on obtient alors à partir des équations I.3 et I.6, l'équation I.7 :

$$C_u = \sum_{k=0}^{N-1} f(x) \cdot \cos \frac{2\pi \cdot u \cdot k}{N} \quad (\text{I.7})$$

Schématiquement, la transformation s'écrit :

$$f(k) \xrightarrow{T_f} C_u \text{ ou } F(u)$$

La transformation TF est évidemment réversible :

$$C_u \text{ ou } F(u) \xrightarrow{T_F^{-1}} f(k)$$

Jusqu'ici, le raisonnement a porté sur un signal à une dimension ; l'extension à deux dimensions ne pose aucune difficulté conceptuelle, seule les équations deviennent en apparence plus complexes. En deux dimensions, les équations de la transformée et leur inverse s'écrivent respectivement (Equation I.8):

$$F(u, v) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{g=0}^{M-1} f(k, g) \cdot e^{-i.2.\pi.\left(\frac{uk}{N} + \frac{vg}{M}\right)} \quad \text{Transformation directe}$$

$$f(k, g) = \frac{1}{N.M} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} F(u, v) \cdot e^{i.2.\pi.\left(\frac{uk}{N} + \frac{vg}{M}\right)} \quad \text{Transformation inverse}$$

(I.8)

Où N et M sont les dimensions de l'image en nombre de pixels, u et v sont les indices de l'espace fréquentiel.

I.3.1. Représentation graphique de l'espace fréquentiel

Le calcul de la transformation de Fourier n'aurait aucun intérêt sans sa représentation graphique. Les opérations pour la réaliser sont relativement complexes. Plusieurs transformations sont nous formulons brièvement la nature.

- 1- La transformée étant généralement complexe, on la représente par son spectre de puissance (le spectrogramme) formé par ses éléments élevés au carré, soit $|F(u)|^2$.
- 2- L'intervalle des fréquences est très étendu et incompatible avec une représentation en système d'axes à échelle linéaire. Pour contourner cet obstacle, on applique au préalable une transformation logarithmique.
- 3- Pour faciliter l'interprétation visuelle, on place un système d'axes se croisant au milieu du graphe (de l'écran). Le spectre de puissance est rapporté selon l'ordre mentionné sur la Figure I.7. Les cadrans sont symétriques par la diagonale deux à deux de manière à produire la meilleure lisibilité du spectre.

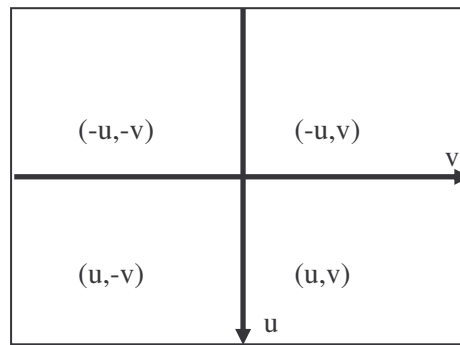


Figure I.7. Origine du nouveau système au milieu du graphe (Caloz et Collet, 2001)

I.3.2. Programmation de la transformée de Fourier

Il est important de savoir comment on peut programmer la transformée de Fourier dans le domaine du traitement d'images. Pour cela, on représente les fonctions suivantes (Help de MATLAB) et (Gonzalez *et al.*, 2004) :

- 1- La première fonction fft qui traite un signal à une dimension, c'est-à-dire qu'on a un vecteur $X(N)$:

Fonction fft (X (N))

For k=1 to N

$$X(k) = \sum_{n=1}^N X(n) \cdot \exp \frac{-i \cdot 2 \cdot \pi \cdot (k-1) \cdot (n-1)}{N}$$

Next

Endfonction

- 2- La deuxième fonction est fft2 qui traite un signal à deux dimensions (une image). En supposant qu'on a une matrice $Y (H, G)$, la fonction du calcul de la transformée de Fourier devient fft2 ($Y (H, G)$) :

Fonction fft2 (Y (H, G))

For k=0 to H

For t=0 to N

$$X(k, t) = \sum_{h=1}^H \sum_{g=1}^G X(h, g) \cdot \exp -i \cdot 2 \cdot \pi \left(\frac{(k-1) \cdot (h-1)}{H} + \frac{(t-1) \cdot (g-1)}{G} \right)$$

Next

Next

Endfonction

I.4. Transformée de Hough

La technique de la transformée de Hough en 2D (Hough, 1962) est normalement utilisée dans le domaine du traitement d'images numériques. Elle est utilisée pour détecter automatiquement les droites et les contours de bâtiments.

Le principe général de la transformée de Hough est basé sur la réalité suivante : chaque droite dans l'espace $O X Y$ qui a l'équation : $Y = a X + b$, peut être représenté dans l'espace $O' a b$ (espace de paramètres) par un seul point qui est (a, b) (a, b sont les paramètres de la droite). De plus, un point dans l'espace $O X Y$ qui a les coordonnées (X_i, Y_i) peut être représenté dans l'espace $O' a b$ par une droite qui a l'équation $b = -a \cdot X_i + Y_i$ (X_i et Y_i sont les paramètres de la droite). En supposant que les points m_1, m_2, \dots, m_n sont dans l'espace $O X Y$ et qu'ils appartiennent à la droite (A) d'équation : $Y = a_1 X + b_1$, chacun de ces points représente une droite dans l'espace $O' a b$. Alors l'intersection de ces droites dans l'espace de paramètres $O' a b$ est le point (a_1, b_1) qui représente les paramètres de la droite (A) dans l'espace $O X Y$ (cf. Figure I.8).

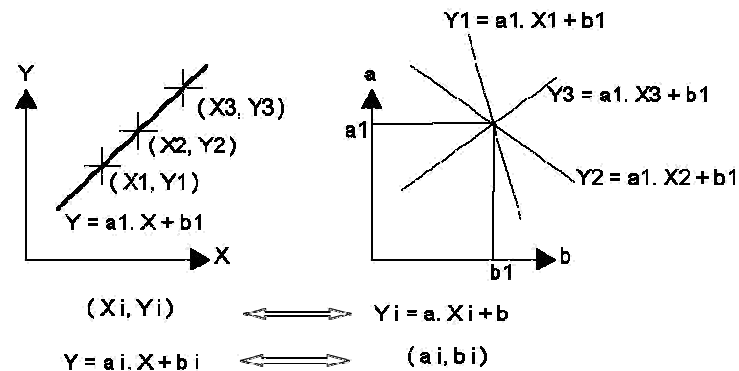


Figure I.8. Transformée de Hough dans le plan

Si l'équation de la droite est de la forme (cf. Equation I.9) :

$$X = \text{constante} \quad (I.9)$$

Alors on ne peut pas la présenter dans l'espace $O' a b$ car le coefficient de Y -axe est égal à zéro. Par conséquent, cela peut tendre vers l'infini. Pour résoudre ce problème, on utilise la forme normale (*normal form*) de l'équation de droite (cf. Equation I.10) :

$$\cos \theta \cdot X + \sin \theta \cdot Y = \rho \quad (I.10)$$

Où θ et ρ sont les paramètres de la normale à la droite qui passe par l'origine du repère. Donc θ est l'angle entre la normale de la droite et l'axe $O X$, ρ est la distance entre l'origine de coordonnées et sa projection à la droite (cf. Figure I.9). Quand on représente une droite dans sa forme normale dans l'espace $O' \rho \theta$, le résultat sera une courbe sinusoïdale (cf. Figure I.10).

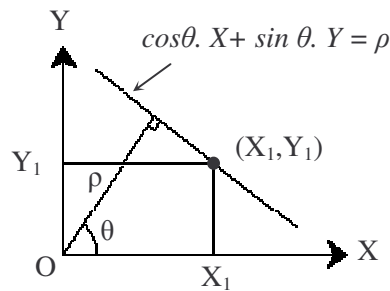


Figure I.9. Représentation des paramètres de la normale à une droite

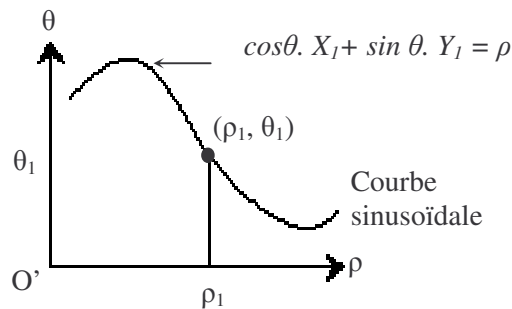


Figure I.10. Représentation de la droite dans l'espace O' a b

On peut généraliser facilement la transformée de Hough au cas de la 3D en utilisant la même logique (Vosselman et Dijkman, 2001). Dans l'espace O X Y Z, une équation de plan est de la forme (cf. Equation I.11):

$$Z = a. X + b. Y + c \quad (I.11)$$

Où (a, b, c) sont les paramètres du plan. Alors, un plan dans l'espace O X Y Z peut être représenté par un point dans l'espace O' a b c. Réciproquement, un point (X_i, Y_i, Z_i) dans l'espace O X Y Z représente un plan dans l'espace O' a b c dont l'équation est (cf. Equation I.12) :

$$Z_i = a. X_i + b. Y_i + c \quad (I.12)$$

Où (X_i, Y_i, Z_i) sont les paramètres de plan. En supposant que les points m₁, m₂, ..., m_n sont dans l'espace O X Y Z et qu'ils appartiennent au plan « a » qui a l'équation I.13 :

$$Z = a_1 X + b_1. Y + c_1 \quad (I.13)$$

Chacun de ces points représente un plan dans l'espace O' a b c. Alors l'intersection de ces plans est le point (a₁, b₁, c₁) qui représente les paramètres du plan « a » dans l'espace O X Y Z.

Dans le cas d'un plan ayant l'équation cartésienne I.14 :

$$a X + b Y + c = 0 \quad (I.14)$$

On ne peut pas présenter ce plan dans l'espace O' a b c. Pour résoudre ce problème, on utilise la forme normale de l'équation du plan (cf. Equation I.15) :

$$\text{Cos } \theta. \text{Cos } \varphi. X + \text{Sin } \theta. \text{Cos } \varphi. Y + \text{Sin } \varphi. Z = \rho \quad (I.15)$$

Où θ , φ et ρ sont les paramètres de la normale du plan qui passe par l'origine de coordonnées. En effet, θ est l'angle entre la normale du plan et la projection de la normale dans le plan OXY et l'axe OX , φ est l'angle entre la normale du plan et l'axe OZ , ρ est la distance entre l'origine de coordonnées et sa projection sur le plan (cf. Figure I.11). Quand on représente un plan dans sa forme normale dans l'espace $O\theta\varphi\rho$, le résultat sera une surface sinusoïdale.

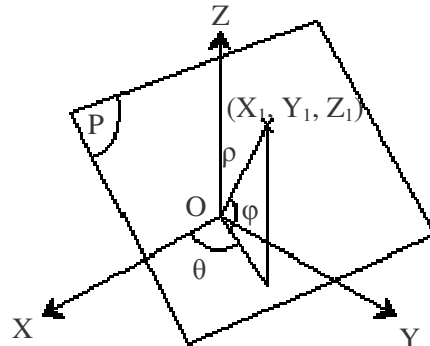


Figure I.11. Représentation des éléments de l'équation d'un plan dans la forme normale

La représentation du nuage de points dans l'espace de paramètres donné par une matrice 3D est appelée la matrice H . Les nœuds ayant des valeurs maximales dans cette matrice représentent les paramètres des plans dans l'espace $(OXYZ)$ (cf. Figure I.12).

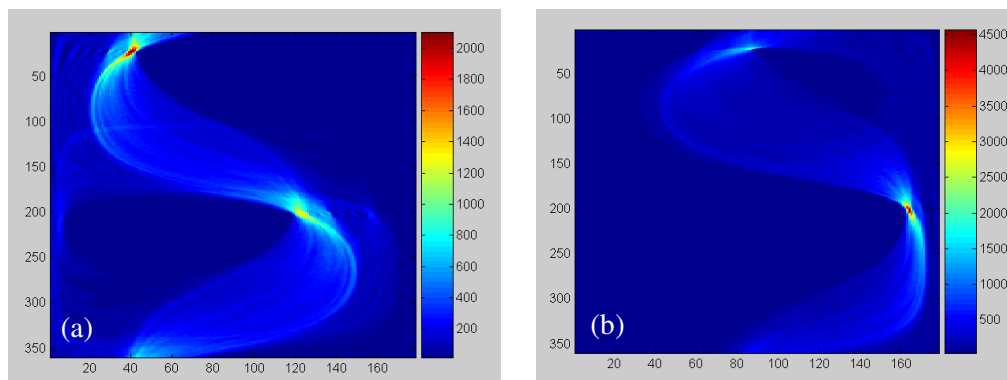


Figure I.12. Deux plans horizontaux dans la matrice 3D nommée H

I.5. Algorithme RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS) classique

Cet algorithme a été proposé par (Fischler et Bolles, 1981) pour détecter automatiquement les éléments géométriques connus comme les droites et les cercles en 2D, mais aussi les plans et les sphères en 3D.

Lorsque l'on cherche à détecter le meilleur plan dans un nuage de points 3D, le principe de cet algorithme consiste à réduire le nombre d'itérations, même si le nombre de points du nuage est grand. Il choisit alors aléatoirement trois points, et ensuite calcule les paramètres du plan correspondant. Puis, il détecte tous les points du nuage original appartenant au plan calculé, selon un seuil de tolérance donné sur la distance St (normalement la valeur de ce seuil est fonction de la précision altimétrique des points). L'algorithme répète cette procédure N fois; dans chacune, il compare le résultat obtenu avec le

dernier résultat sauvegardé. Si le nouveau résultat est meilleur, alors il remplace le résultat sauvegardé par celui-ci (cf. Figure I.13).

Les données de cet algorithme sont :

- 1- Le nuage de points 3D lidar (X, Y, Z).
- 2- Le seuil de tolérance sur la distance St , il représente la distance acceptée entre le plan calculé et les points du nuage.
- 3- Le nombre maximal de points appartenant au même plan $nb_pts_plan_prévisible$. La valeur de ce seuil peut être calculée à partir de la densité de points et de la superficie du plus grand plan prévu.
- 4- La probabilité α de trouver un bon résultat pendant la recherche.

Le nombre d'itérations est calculé selon l'équation I.16 (McGlone *et al.*, 2004) :

$$N = \frac{\log(1 - \alpha)}{\log(1 - (1 - \varepsilon)^s)} \quad \varepsilon = 1 - \frac{K}{M} \quad (I.16)$$

Où :

- N : nombre d'essais (itérations).
- α : probabilité de trouver au moins un bon résultat pendant les N essais. Sa valeur est comprise entre 0.90 et 0.99.
- K : nombre moyen des points contenus dans un plan.
- M : nombre total de points du nuage.
- ε : probabilité d'avoir un point qui n'appartient pas au plan qu'on cherche.
- s : nombre de points nécessaire pour définir un plan.

Exemple : on a un nuage de points 3D qui contient 5000 points. On cherche dans ce nuage de points un plan qui contient en moyenne 500 points.

$$s = 3 \text{ points} \quad \varepsilon = 1 - \frac{500}{5000} = 0.9$$

Supposant que $\alpha = 0.99$

Alors le nombre d'essais : $N = 4603$ fois

A ce stade, il est important de noter que dans la démarche de l'algorithme, il faut utiliser la forme normale de l'équation de plan (Equation I.15), car cela permet de considérer le cas général du plan dans l'espace.

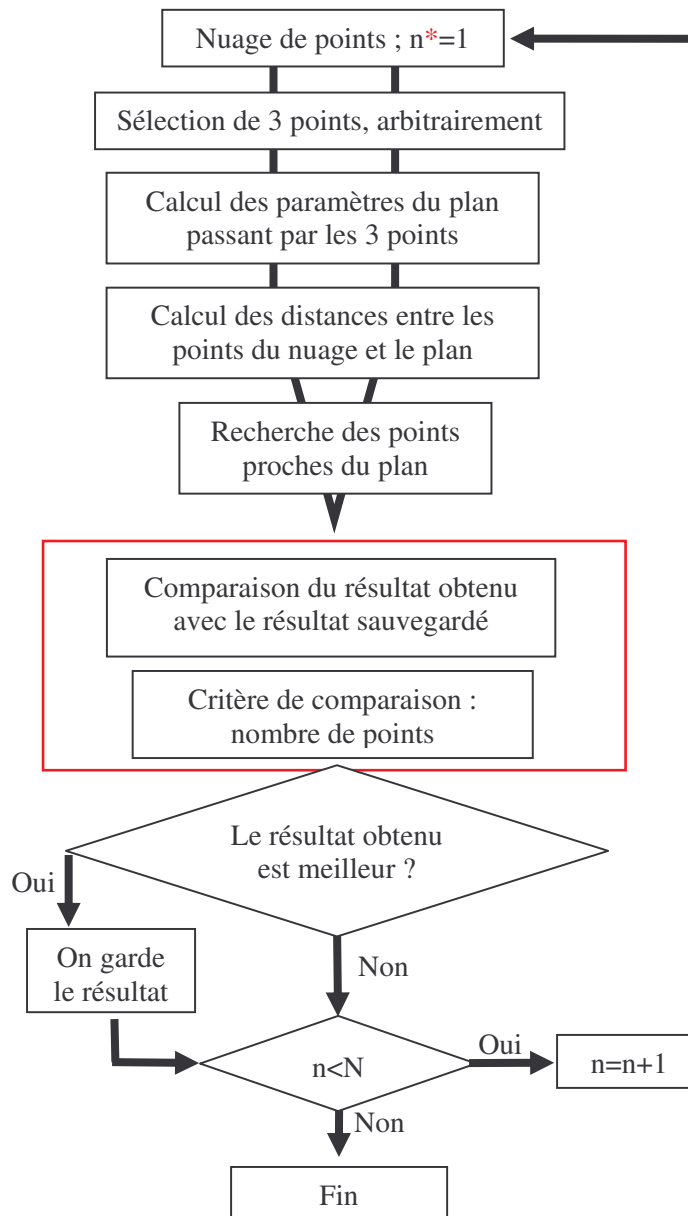


Figure I.13. Algorithme de RANSAC classique

* n est un compteur de 1 à N

Dans l'objectif de détection de l'ensemble des plans du toit d'un bâtiment à partir d'un nuage de points, l'algorithme RANSAC est appliqué plusieurs fois successivement. A chaque itération, la liste des points détectés est exclue du nuage de points original. Cette opération sera répétée jusqu'à ce que l'algorithme ne parvienne pas à trouver un nouveau plan.

Après avoir présenté l'algorithme RANSAC classique, il est nécessaire d'analyser les résultats obtenus par son application sur différents échantillons de nuages de points des bâtiments. Ces échantillons doivent être variés selon deux points de vue. Le premier est celui des caractéristiques physiques du nuage de points, et le deuxième est le niveau de complexité architecturale du bâtiment.

Pour tester l'algorithme RANSAC classique, on a utilisé deux échantillons de nuages de points des bâtiments. Le premier est celui du site Hermanni dont la densité de points est égale à 7 points/m² et le

nombre de bâtiment égal à 11. Tandis que le deuxième est celui du campus à Strasbourg dont la densité de points est égale à 1.3 points/m² et le nombre de bâtiment égal à 62. Le résultat de la détection automatique de plans des toits de bâtiments peut être classé en trois niveaux : bons résultats (cf. Figure I.14a), résultats moyens (cf. Figure I.14b) et résultats inacceptables (cas d'échec Figure 5.18b, Chapitre 5). De plus, le pourcentage d'échec de détection automatique de plans des toits monte jusqu'à 30% des bâtiments testés.

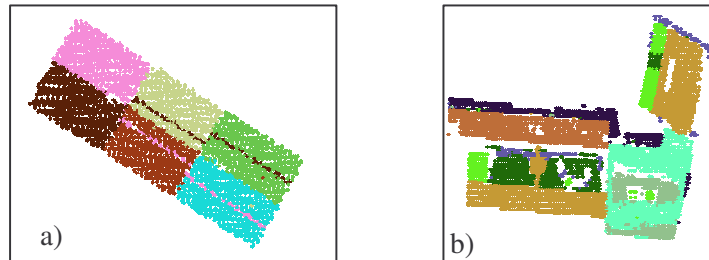


Figure I.14. Résultats de la détection automatique de plans des toits en utilisant l'algorithme RANSAC classique

Les cas de réussite de segmentation de toits de bâtiments peuvent être expliqués par la conception de l'algorithme RANSAC. Par exemple, la définition du plan utilisée dans cet algorithme est totalement différente de celle de la géométrie classique. D'une part, un plan dans la géométrie classique est une surface contenant une droite dans toutes directions. Par contre, la définition du plan utilisée dans l'algorithme RANSAC est une épaisseur de points compris entre deux plans parallèles. On constate que la définition du plan utilisée dans l'algorithme correspond à la nature des données lidar. Car un nuage de points lidar d'une surface a une épaisseur considérable. Cette épaisseur vient de la précision des points mesurés.

De plus, on constate que dans un cas de réussite de segmentation des toits des bâtiments, le résultat de cette segmentation ne permet pas de commencer les étapes suivantes dans la chaîne de procédures de modélisation automatique de bâtiments. Cela peut être expliqué par le fait que les plans détectés ne sont pas assez nets. Ainsi, bien que les plans de toit aient été bien détectés dans la Figure I.14a, on constate qu'il y a à l'intérieur de chaque plan des points appartenant aux autres plans.

Par ailleurs, le pourcentage élevé des cas d'échec obtenu par cette méthode peut être expliqué par le fait que l'algorithme RANSAC classique ne prend pas en compte la géométrie de toit. Il cherche donc à détecter les meilleurs plans (du point de vue statistique), au lieu de chercher les plans principaux du toit. C'est pourquoi, il détecte parfois un ensemble de points qui représente plusieurs plans de toit ou qui appartient à plusieurs plans. Par conséquent, l'algorithme classique doit être adapté afin de détecter les plans principaux du toit au lieu des meilleurs plans mathématiques.

I.6. Algorithme Douglas-Peucker

Cette technique a été proposée par (Douglas et Peucker 1973). On la retrouve à maintes reprises dans la littérature. La technique de Douglas-Peucker permet une simplification ou un lissage des lignes. Son fonctionnement est le suivant.

Dans la Figure I.15a un polygone en forme raster est présenté. L'objectif de l'algorithme est de décomposer ce polygone selon les côtés.

- 1- On cherche les deux points du polygone les plus éloignés (cf. Figure I.15a), c'est-à-dire les points n°1 et n°4. Puis, on calcule la plus grande distance qui sépare un des points restants du

segment 1-4 (cf. Figure I.15b), ceci pour la partie supérieure du segment 1-4 : il s'agit de la distance 3-3'. Étant donné que la distance 3-3' est plus grande qu'un certain seuil S , le point n°3 est conservé.

- 2- On considère ensuite le segment 1-3 (cf. Figure I.15c). Le seul point cité par ce segment est le point n°2, parce qu'il est le seul point autre que le point n°3 situé à gauche du segment 1-4 à l'étape précédente. La distance 2-2' est plus petite que le seuil imposé S , donc le point n°2 n'est pas retenu. Ensuite, on passe au segment 3-4 mais étant donné qu'il n'y a pas de points, on poursuit avec la partie inférieure.

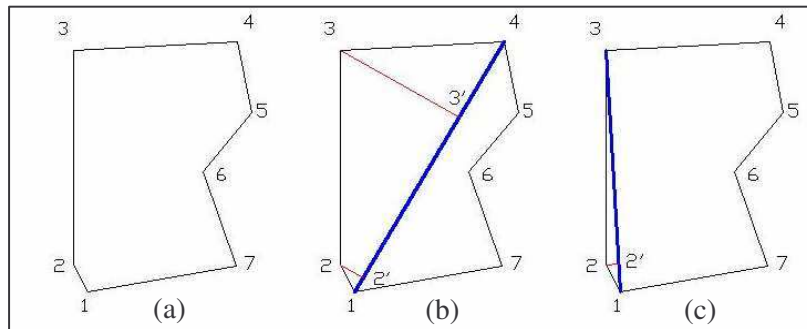


Figure I.15. Algorithme de Douglas Peucker pour simplification ou lissage des lignes

- 3- On reprend les opérations avec la partie inférieure du segment 1-4 pour la partie inférieure (cf. Figure I.16a). La distance 7-7' est plus grande que les distances 5-5' et 6-6' et est supérieure à S , donc le point 7 est conservé.
- 4- On poursuit avec le segment 4-7 (cf. Figure I.16b). La distance 6-6' étant supérieure à S , le point 6 est conservé et ainsi de suite.

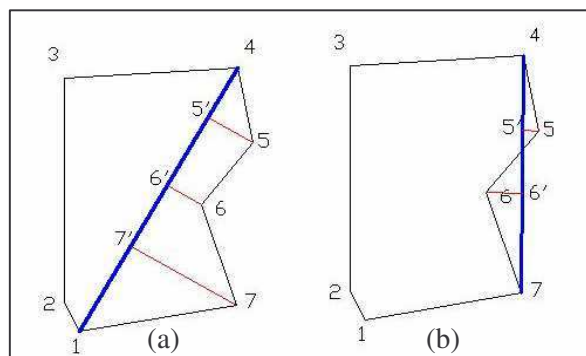


Figure I.16. Suite de l'algorithme technique de Douglas-Peucker pour simplification ou lissage des lignes

I.7. Rééchantillonnage d'un nuage de points

Les techniques de rééchantillonnage sont normalement utilisées dans le domaine du traitement des images numériques. Elles servent à estimer la luminance des nouveaux points image par interpolation des luminances affectées aux points de leur voisinage appartenant à l'image originale. L'application de l'interpolation suppose qu'on puisse estimer la valeur spectrale d'un pixel (localisé par son centre) situé en n'importe quel endroit de la région couverte par l'image. Dans notre cas, on peut utiliser les mêmes techniques de rééchantillonnage mais pour estimer l'altitude au lieu de la luminance.

L'objectif d'utilisation de cette technique dans cette thèse est de générer une image 2D (MNS) à partir d'un nuage de points 3D. Après avoir déterminé la valeur du pas et les dimensions du MNS, il faudrait calculer les valeurs des pixels en utilisant une des techniques de rééchantillonnage.

Les techniques majeures de rééchantillonnage sont d'après (Caloz et Collet, 2001) :

1- Détermination des valeurs de pixels par assignation de l'altitude du « plus proche voisin » : l'altitude affectée au nouveau pixel est celle de son plus proche voisin appartenant au nuage de points (cf. Figure I.17).

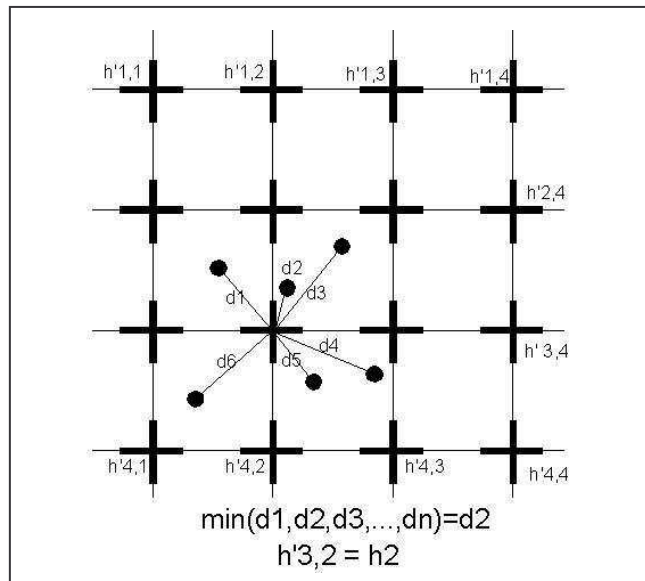


Figure I.17. Rééchantillonnage par assignation de l'altitude du « plus proche voisin » (Caloz et Collet, 2001)

2- Détermination des valeurs de pixels par interpolation bilinéaire : on tient compte de la valeur des quatre pixels environnant le pixel dont on souhaite estimer l'altitude. Le calcul se réalise selon diverses procédures, l'une d'elles (cf. Figure I.18), passe par interpolation successive de couples de pixels environnants selon les lignes, selon les colonnes. On obtient ainsi deux altitudes estimées desquelles on tire la moyenne pour l'affectation définitive.

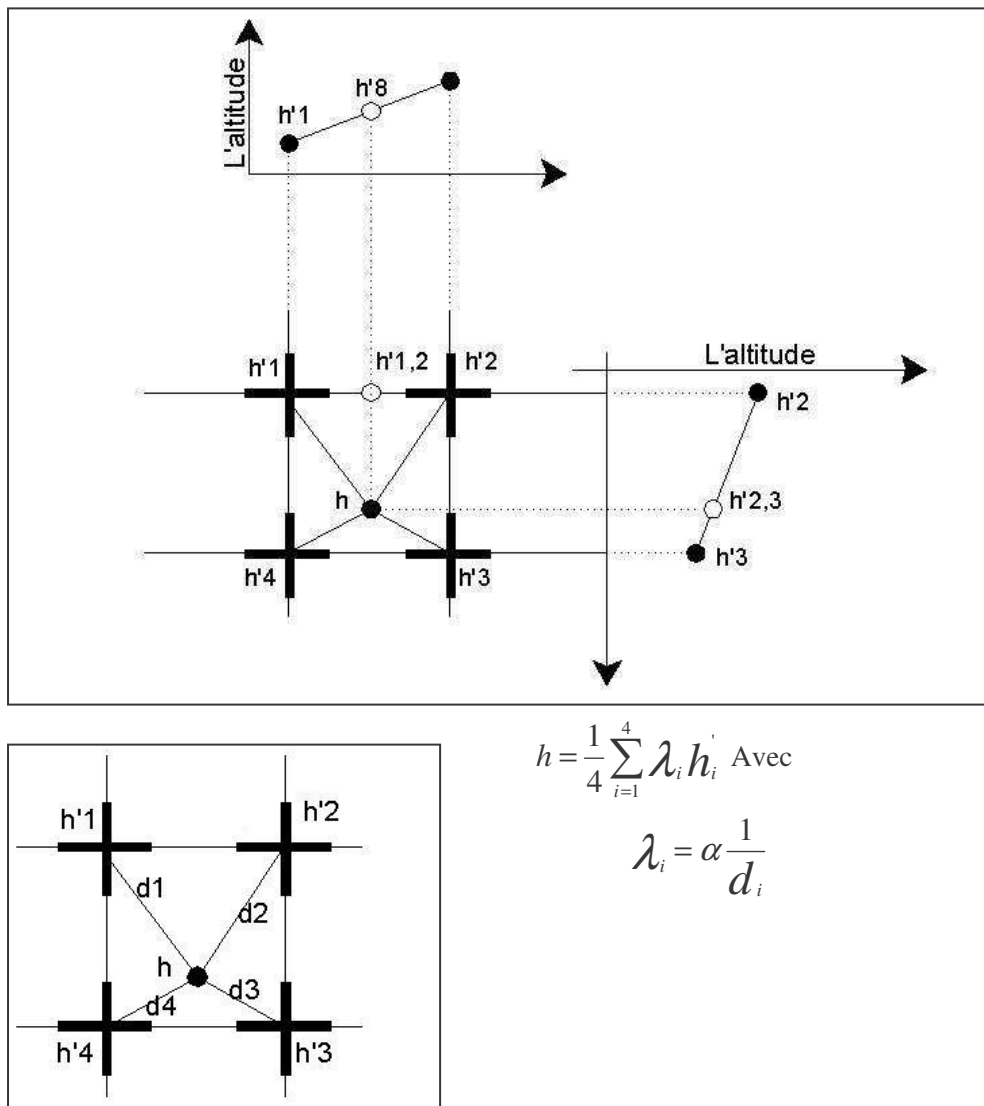


Figure I.18. Rééchantillonnage par interpolation bilinéaire
(Caloz et Collet, 2001)

3- Détermination des valeurs de pixels par interpolation bicubique : l'interpolation bicubique est réalisée à l'aide de plusieurs polynômes du troisième degré ajustés sur quatre points image de la ligne ou de la colonne. Une procédure similaire à celle décrite pour l'interpolation bilinéaire calcule successivement la valeur estimée selon les quatre lignes et colonnes en jeu (cf. Figure I.19). H est finalement la moyenne arithmétique des deux dernières valeurs interpolées.

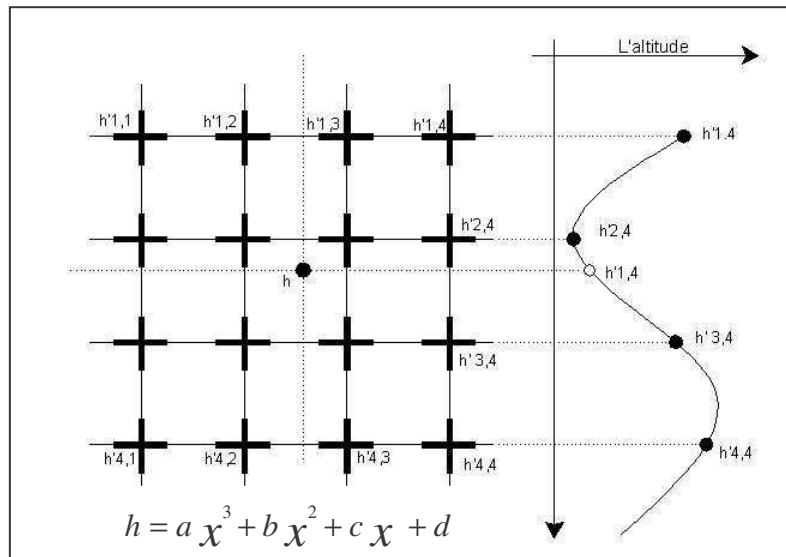


Figure I.19. Rééchantillonnage par interpolation bicubique
(Caloz et Collet, 2001)

Annexe II

Définitions de base dans la morphologie mathématique

Cette partie s'inspire des ouvrages (Chassery et Montanvert, 1991) et (Ronse, 2006).

Nombre d'Euler : est un entier associé à toute surface orientable. C'est un invariant topologique de celle-ci, dans le sens où il ne change pas si la surface subit une déformation continue. Il est obtenu comme suit : on trace un graphe planaire connexe sur la surface, ayant S sommets, A arêtes et F faces ; le nombre d'Euler est alors l'entier $E=S-A+F$.

Ce nombre ne dépend pas du choix du graphe planaire. Dans le cas où la surface est une figure incluse dans le plan euclidien \mathbb{R}^2 , ce nombre est égal au nombre de composantes connexes de la figure moins le nombre de trous. Nous illustrons ci-dessous les deux définitions du nombre d'Euler d'une figure euclidienne (en rouge, le fond étant en vert, et les arêtes du graphe planaire en bleu) (Cf. Figure II.1).

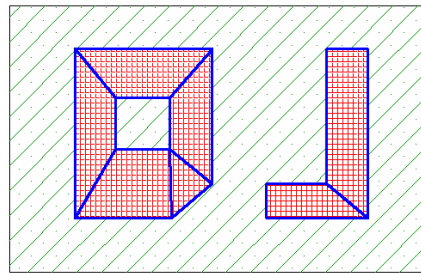


Figure II.1. Calcul du nombre d'Euler (Ronse, 2006)

$$S=15, A=21, F=7, \text{ donc } E=15-21+7=1$$

$$\text{Il y a 2 composantes connexes et 1 trou, donc } E=2-1=1$$

Distance de chanfrein 3 x 3 : on appelle une distance sur le plan discret \mathbb{Z}^2 , toute fonction d définie sur $\mathbb{Z}^2 \times \mathbb{Z}^2$ et à valeurs réelles non négatives, associant à deux pixels p et q la distance $d(p, q)$ de p à q , qui satisfait les trois axiomes suivants :

1- $d(p, p) = 0$, pour p différent de q on a $d(p, q) > 0$ (identité et positivité)

2- $d(p, q) = d(q, p)$ (symétrie)

3- $d(p, r) \leq d(p, q) + d(q, r)$ (inégalité triangulaire)

Une autre approche consiste à mettre une pondération sur l'adjacence d'un pixel à ses voisins, valant la distance entre ces deux pixels. On donne ainsi à \mathbb{Z}^2 la structure d'un graphe pondéré, dont les arêtes sont celles de la 8-adjacence, et où l'arête entre deux pixels voisins p et q a le poids $p(p, q)$. Etant donné un 8-chemin $p = x_0, \dots, x_n = q$ du pixel q , le poids de ce chemin est la somme des poids des arêtes dans celui-ci, à savoir : $p(x_0, x_1) + \dots + p(x_{n-1}, x_n)$. Dans ce graphe pondéré, la distance $d(p, q)$ entre le pixel p et le pixel q est le poids minimum d'un 8-chemin de p à q . Cette distance vérifie bien les trois axiomes donnés plus haut.

On donnera une pondération a à l'adjacence selon un axe, et b à l'adjacence selon une diagonale, où $a, b > 0$. Ce choix de pondération des arêtes de la 8-adjacence (cf. Figure II.2a) peut être représenté par une matrice 3 x 3 donnant les distances d'un pixel à chacun de ses 8 voisins (a et b), ainsi que celle à

lui-même (0) (cf. Figure II.2b). Cette matrice est appelée masque de chanfrein, et la distance correspondante distance de chanfrein.

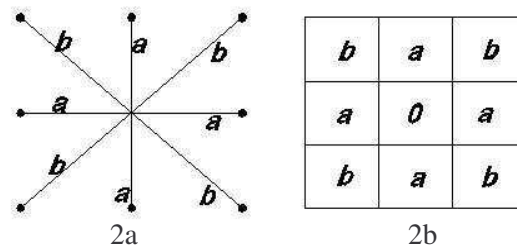


Figure II.2. Distance de chanfrein (Ronse, 2006)

Transformée de distance : soit d une distance (euclidienne ou chanfrein) sur le plan discret \mathbb{Z}^2 . Etant donné un pixel p et un ensemble X de pixels de \mathbb{Z}^2 , pour un rayon $r > 0$, il n'y a qu'un nombre fini de pixels x de X tels que $d(p, x) < r$, donc en prenant parmi ceux-ci le plus proche de p , on obtient un pixel x de X à distance minimum de p . On définit ainsi la distance $d(p, X)$ de p à X comme le minimum de la distance de p aux pixels de X : $d(p, X) = \min \{d(p, x) \mid x \text{ dans } X\}$. On a $d(p, X) = 0$ si et seulement si p appartient à X , et pour tout pixel q , $d(p, X)$ est inférieur ou égal à $d(p, q) + d(q, X)$.

Soient S une partie de \mathbb{Z}^2 et R une partie de S . La transformée de distance de R dans S est la fonction $\text{TFD}_{R,S}$ définie sur S et à valeurs non négatives, donnée par l'équation II.1 :

$$\text{TFD}_{R,S}(p) = d(p, R) \text{ pour tout pixel } p \text{ de } S \quad (\text{II.1})$$

L'ensemble R est appelé marqueur, tandis que l'ensemble S est appelé domaine ou masque.

Conditions de Montanari : les conditions doivent satisfaire les coefficients a et b d'un masque de chanfrein 3 x 3 : $0 < a \leq b \leq 2a$ (ce qui implique en particulier que $b > 0$) (cf. Figure II.3).

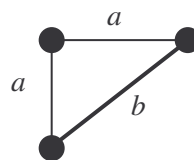


Figure II.3. Coefficients a et b d'un masque de chanfrein 3 x 3 (Ronse, 2006)

Algorithme séquentiel pour une distance de chanfrein : l'approche simple pour calculer la transformée de distance serait d'évaluer $d(p, q)$ pour tout p dans S et tout q dans R , et d'en déduire $d(p, R)$, ce qui donnerait une complexité proportionnelle à $|S| \times |R|$. Lorsque le domaine est une grille rectangulaire et la distance est une distance de chanfrein satisfaisant les conditions de Montanari, il existe un algorithme séquentiel calculant la transformée de distance au terme de deux balayages du domaine. Il s'appuie sur deux concepts, l'ordre de balayage de la grille formant le domaine, et la décomposition du masque de chanfrein en masque antérieur et masque postérieur.

Ordre de balayage : dans un algorithme séquentiel, les pixels de la grille sont visités l'un après l'autre dans un certain ordre, appelé ordre de balayage. On dit que p est antérieur à q , et on note $p < q$, si p est visité avant q dans le balayage. Donc les pixels sont balayés du premier au dernier. A cet ordre correspond l'ordre de balayage inverse, où les pixels sont balayés du dernier au premier. L'ordre de balayage ne peut pas être arbitraire, il doit respecter la contrainte de régularité : si $p < q$, alors pour tout pixel x on a $p+x < q+x$, ce qui signifie que le fait $p < q$ ne dépend que de l'orientation du vecteur

pq . L'ordre lexicographique donné par : $(i, j) < (i', j')$ si $i < i'$ ou $[i = i' \text{ et } j < j']$ est régulier, il correspond au balayage de la première ligne à la dernière, et au sein de chaque ligne de la première colonne à la dernière (cf. Figure II.4).

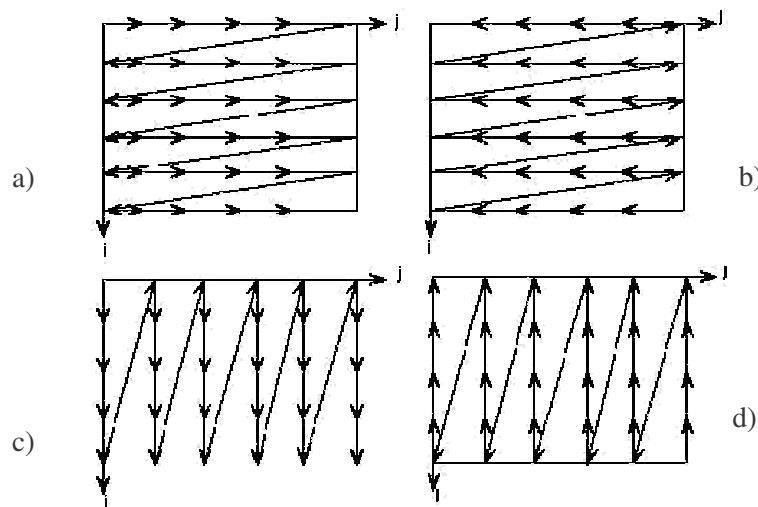


Figure II.4. Illustration du balayage correspondant à plusieurs types d'ordre de balayage (Ronse, 2006). a) Ordre lexicographique, pour i allant du premier au dernier faire. Pour j allant du premier au dernier faire ; b) Ordre lexicographique inverse, pour i allant du dernier au premier faire. Pour j allant du dernier au premier faire ; c) Ordre lexicographique transposé, pour j allant du premier au dernier faire. Pour i allant du premier au dernier faire ; d) Ordre lexicographique transposé inverse, pour j allant du dernier au premier faire. Pour i allant du dernier au premier faire

Seuillage des images à niveau de gris : on peut extraire les zones d'intérêt en prenant l'ensemble des pixels p dont le niveau de gris $I(p)$ appartient à U . Cela donne une figure, appelée le seuillage de l'image par l'ensemble U , et notée $S_U(I)$. En la représentant comme une image binaire (où les pixels de la figure sont marqués 1 et du fond marqués 0), on peut écrire pour chaque pixel p (cf. Equation II.2) :

$$S_U(I)(p) = \begin{cases} \text{si } I(p) \text{ appartient à } U & 1 \\ \text{si } I(p) \text{ n'appartient pas à } U & 0 \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

Choix des seuils : le choix du seuil ou l'intervalle de seuillage est le problème principal de toute méthodes de seuillage, car avec un intervalle très large, on obtient des faux positifs, c'est-à-dire l'image seuillée contient des pixels qui ne font pas partie des objets d'intérêt (il s'agit de bruit, ou des structures d'une autre nature qui ont un niveau de gris proche de celui des objets recherchés). Dans un intervalle très étroit, on obtient des faux négatifs.

Pixel simple : un pixel d'une figure F est dit simple, si la topologie de la figure ne change pas quand on retire ce pixel de la figure ; réciproquement, un pixel du fond B est simple si la topologie de la figure ne change pas quand on ajoute ce pixel à la figure.

Squelette de distance (ou axe médian) : un squelette d'une figure est une simplification de celle-ci, et il a les caractéristiques suivantes :

- 1- Formé de lignes sans épaisseur.
- 2- Centré dans la figure.
- 3- Ayant les mêmes formes et la même topologie que celle-ci.

Feu de prairie de Blum : supposons que la figure soit une prairie constituée d'herbe sèche, et qu'on y mette le feu simultanément sur tous les points du bord. Le feu se propagera à vitesse constante à l'intérieur de la figure, formant des fronts de flamme. Les points de rencontre des différents fronts de flamme aux divers instants de leur propagation, formeront le squelette (cf. Figure II.5).

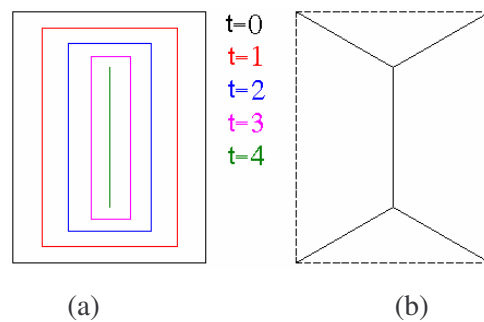


Figure II.5. Réalisation du squelette sur une figure en forme de rectangle en utilisant l'analogie de feu de prairie de Blum (Ronse, 2006). a) Les fronts de flamme aux instants $t = 0, 1, 2, 3, 4$; b) Les points de rencontre des fronts de flamme à tous les instants forment le squelette

Annexe III

Principes de base dans la géométrie analytique 2D et 3D

III.1. Géométrie analytique dans le plan

On représente le point dans le plan par les deux coordonnées X et Y. Dans ce cas, le plan est référencé par les deux axes des coordonnées OX et OY (cf. Figure III.1).

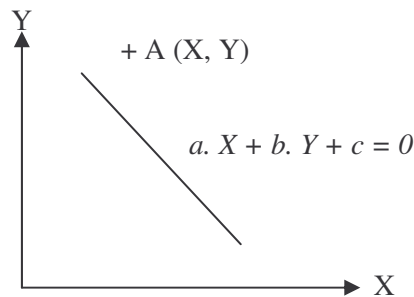


Figure III.1. Présentation du système de coordonnées rectangulaire planes

La distance entre deux points de coordonnées (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) est donnée par l'Equation III.1 :

$$d1 = \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2} \quad (\text{III.1})$$

D'autre part, on représente une droite dans le plan par l'équation suivante (cf. Equation III.2) :

$$a. X + b. Y + c = 0 \quad (\text{III.2})$$

Pour déterminer une droite dans le plan, on a besoin de deux points A (X_1, Y_1) et B (X_2, Y_2) . On peut alors écrire l'équation de la droite F qui passe par A et B comme suit (cf. Equation III.3) :

$$F : (Y - Y_1) = \frac{(Y_2 - Y_1)}{(X_2 - X_1)} (X - X_1) \quad (\text{III.3})$$

On peut alors écrire l'équation de la droite sous sa forme cartésienne : $Y = a. X + b$

On peut trouver l'intersection de deux droites en résolvant le système d'équations composé de deux droites. La distance entre une droite et un point est exprimée par l'Equation III.4.

$$d = \left| \frac{a.x_1 + b.y_1 + c}{\sqrt{a^2 + b^2}} \right| \quad (\text{III.4})$$

Où l'équation de la droite est : $a. X + b. Y + c = 0$ et un point de la droite a pour coordonnées (X_1, Y_1) .

La projection d'un point $A(X_1, Y_1)$ sur une droite $a \cdot X + b \cdot Y + c = 0$ est le point $A'(X'_1, Y'_1)$ de coordonnées illustrés dans la Figure III.2 et par l'Equation III.5 :

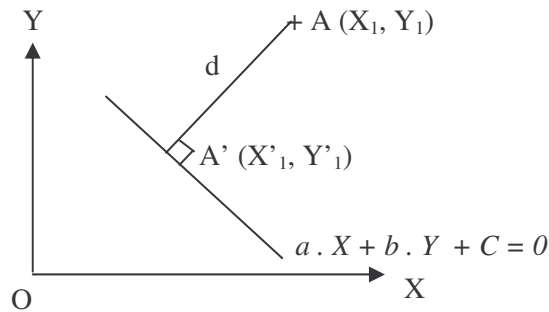


Figure III.2. Projection d'un point sur une droite

$$X'_1 = \frac{b^2 \cdot X - a \cdot b \cdot Y - a \cdot c}{a^2 + b^2} \qquad Y'_1 = \frac{a^2 \cdot Y - a \cdot b \cdot X - bc}{a^2 + b^2}$$

(III.5)

III.1.1. Transformation des coordonnées dans le plan

Cette partie s'inspire du support de cours (Landes, 2003).

Soit un point $A (X, Y)$ dans le plan $O X Y$. Si on définit un autre système de coordonnées dans le même plan soit $O' x' y'$, les coordonnées de point A dans le nouveau système vont être $A (x', y')$. Les équations $x'=f(X, Y)$ et $y'=f(X, Y)$ s'appellent les équations de transformation des coordonnées dans le plan. On va étudier plusieurs types de transformations des coordonnées planaires comme la transformation affine et la transformation de HELMERT.

III.1.1.1. Transformation affine

Soit un système d'axes obliques YOX à échelles différentes, dans le sens OV et OU , u et v étant les longueurs graphiques mesurées le long des axes OU et OV (cf. Figure III.3). Nous aurons l'équation III.6 :

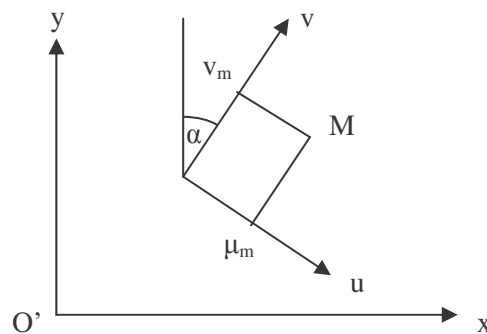


Figure III.3. Transformation affine dans le plan

$$\begin{aligned} v_m &= Y_m \cdot \mu_1 = Op \\ u_m &= X_m \cdot \mu_2 = Oq \end{aligned} \quad (III.6)$$

Soit le système $(x \ O' \ y)$ orthonormé (cf. Figure III.4a), supposé à la même échelle que vPu . En projetant sur les axes nous aurons (cf. Equation III.7) :

$$\overrightarrow{OM} = \overrightarrow{O'O} + \overrightarrow{Op} + \overrightarrow{PM} \quad (III.7)$$

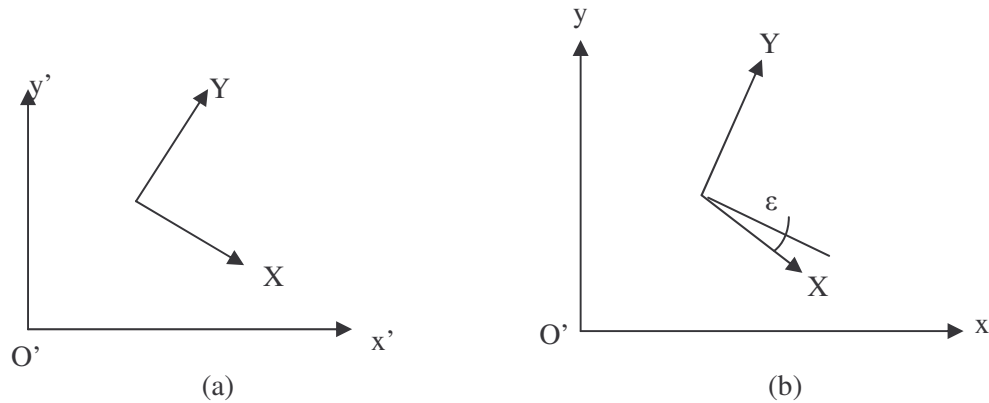


Figure III.4. Transformation des coordonnées dans le plan

Donc on trouve les équations III.8 :

$$\begin{aligned} y_m &= y_0 + v_m \cos \alpha + u_m \cos (100 + \alpha + \epsilon) \\ x_m &= x_0 + v_m \sin \alpha + u_m \sin (100 + \alpha + \epsilon) \end{aligned} \quad (III.8)$$

Les échelles des axes $O'y$ et $O'x$ sont souvent différentes et quelconques (cf. Figure III.4b), d'où :

$$\begin{aligned} y' &= k_1 y_m = k_1 (y_0 + \dots) \\ x' &= k_2 x_m = k_2 (x_0 + \dots) \end{aligned}$$

Donc, les équations de la transformation deviennent (cf. Equation III.9) :

$$\begin{aligned} y'_m &= a + b Y_m + c X_m \\ x'_m &= a' + b' Y_m + c' X_m \end{aligned} \quad (III.9)$$

y' et x' sont les coordonnées dans le système $O'x'y'$.

On observe que trois points connus dans les deux systèmes sont suffisants pour calculer les six paramètres.

III.1.1.2. Transformation de HELMERT

Si la déformation du plan est régulière : $\mu_1 = \mu_2 = \mu$ et $\epsilon = 0$

La digitalisation se fait selon 2 axes réguliers : $k_1 = k_2 = k$ D'où (cf. Equation III.10) :

$$\begin{aligned} y'_m &= k y_0 + k \mu \cos \alpha Y_m - k \mu \sin \alpha X_m \\ x'_m &= k x_0 + k \mu \sin \alpha Y_m + k \mu \cos \alpha X_m \end{aligned} \quad (\text{III.10})$$

Soit l'équation III.11 :

$$y' = a + b Y_m - c X_m \quad x' = d + c Y_m + b X_m \quad (\text{III.11})$$

Soit l'équation III.12 :

$$\text{Translation} + \text{Rotation} + \text{Homothétie} \quad (\text{III.12})$$

On observe que deux points connus dans les deux systèmes sont suffisants pour calculer les quatre paramètres.

III.1.1.3. Transformation d'une droite

On a une droite F. Son équation dans le système YOX est : $F : Y = a'X + b'$ On cherche son équation dans le système $y'o x'$. Dans ce cas, on peut utiliser la transformation de HELMERT. Les équations de la transformation sont (Equation III.13) :

$$y' = a + b Y_m - c X_m \quad x' = d + c Y_m + b X_m \quad (\text{III.13})$$

On a deux points connus dans le premier et le deuxième système, donc on peut calculer facilement les paramètres de la transformation a, b, c, d. A partir des équations précédentes on peut calculer les équations inverses qui nous donnent (Y, X) par rapport à (x' , y') (cf. Equation III.14) :

$$Y = \frac{c \cdot x' + b \cdot y' - c \cdot d - b \cdot a}{b^2 + c^2} \quad X = \frac{b \cdot x' - c \cdot y' - b \cdot d + a \cdot c}{c^2 + b^2} \quad (\text{III.14})$$

Et l'équation de la droite F devient dans le système $y'ox'$ (cf. Equation III.15) :

$$x'(c - a'b) + y'(b + a'c) + (a'db - a'ac - b'(b^2 + c^2) - cd - ba) = 0 \quad (\text{III.15})$$

III.1.2. Calcul de l'équation d'une droite moyenne passant par n points

On va utiliser la théorie des moindres carrés pour calculer l'équation d'une droite moyenne qui passe par n points (où $n > 2$).

Le principe général de cette méthode est donné par l'équation III.16.

$$\sum_{i=1}^n (V_{xi}^2 + V_{yi}^2) = \min \quad (\text{III.16})$$

On considère que (ξ_i, η_i) où $i = 1, 2, 3, \dots, n$ sont les coordonnées correctes des points mesurés (cf. Equation III.17).

$$\xi_i = x_i + Vx_i \quad \eta_i = y_i + Vy_i \quad (\text{III.17})$$

L'équation de la droite qu'on cherche est (cf. Equation III.18) :

$$\eta = a \xi + b \quad (\text{III.18})$$

On trouve (cf. Equation III.19) :

$$(y_i + V y_i) = a (x_i + V x_i) + b \quad (\text{III.19})$$

$$\text{Où : } a = a_0 + \Delta a \quad b = b_0 + \Delta b$$

a_0, b_0 sont des valeurs approchées des valeurs vraies.

D'où (cf. Equation III.20) :

$$-a_0 V x_i + V y_i = x_i \Delta a + \Delta b + W_i \quad (\text{III.20})$$

$$\text{Où : } W_i = a_0 x_i + b_0 - y_i$$

La forme générale est (cf. Equation III.21) :

$$A V = B \Delta \beta - W \quad (\text{III.21})$$

Où :

$$\hat{\Delta \beta} = N^{-1} \cdot B' \cdot M^{-1} \cdot W$$

$$M = A \cdot A' \quad N = B' \cdot M^{-1} \cdot B$$

$$\hat{a} = a_0 + \Delta a \quad \hat{b} = b_0 + \Delta b$$

$$\hat{V} = A' \cdot M^{-1} \cdot \{B \cdot \Delta \beta - W\} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{v}' \cdot \hat{v}}{n-2}$$

$$V(2n,1) = \begin{bmatrix} V_{x1} \\ V_{y1} \\ V_{x2} \\ V_{y2} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ V_{xn} \\ V_{yn} \end{bmatrix} \quad B(n,2) = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ 1 & x_3 \\ 1 & x_4 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ 1 & x_n \end{bmatrix} \quad W(n,1) = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_3 \\ W_4 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ W_n \end{bmatrix} \quad \Delta \beta(2,1) = \begin{bmatrix} \Delta b \\ \Delta a \end{bmatrix}$$

$$A(n,2n) = \begin{bmatrix} -a_0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -a_0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -a_0 & 1 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & -a_0 & 1 \end{bmatrix}$$

On peut aussi se baser sur les paramètres statistiques associés (écarts-types, covariances) pour estimer la précision du calcul (cf. Equation III.22).

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum V'_x \cdot V_x}{n-1}} \quad \sigma_y = \sqrt{\frac{\sum V'_y \cdot V_y}{n-1}} \quad \sigma_{x,y} = \frac{\sum V'_x \cdot V_y}{n-1} \quad (\text{III.22})$$

Dans ces calculs, X et Y représentent les coordonnées des points.

De plus, l'écart-type sur la distance d entre les points et la droite moyenne (σ_d) peut être calculée selon l'Equation III.23.

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{\sum V'_d \cdot V_d}{n-1}} \quad (\text{III.23})$$

III.2. Géométrie analytique dans l'espace

On présente le point dans l'espace par les trois coordonnées X, Y et Z. Dans ce cas, l'espace est référencé par les trois axes OX, OY et OZ.

La distance entre deux points est (cf. Equation III.24):

$$d = \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2 + (Z_2 - Z_1)^2} \quad (\text{III.24})$$

On représente le plan dans l'espace par l'équation suivante (cf. Equation III.25) :

$$a \cdot X + b \cdot Y + c \cdot Z - l = 0 \quad (\text{III.25})$$

Où $N(a, b, c)$ est le vecteur normal de ce plan.

La droite est une intersection de deux plans, alors on la représente par deux équations III.26 :

$$a_1 \cdot X + b_1 \cdot Y + c_1 \cdot Z - l = 0 \quad a_2 \cdot X + b_2 \cdot Y + c_2 \cdot Z - l = 0$$

(III.26)

On peut aussi représenter la droite en utilisant la forme paramétrique suivante (cf. Equation III.27) :

$$\frac{X - X_0}{a} = \frac{Y - Y_0}{b} = \frac{Z - Z_0}{c} \quad (\text{III.27})$$

La relation entre les deux formes est (cf. Equation III.28) :

$$N(a, b, c) = (a_1, b_1, c_1) \wedge (a_2, b_2, c_2) \quad (\text{III.28})$$

N est le vecteur directeur de la droite, et (X_0, Y_0, Z_0) est un point de la droite (cf. Figure III.5).

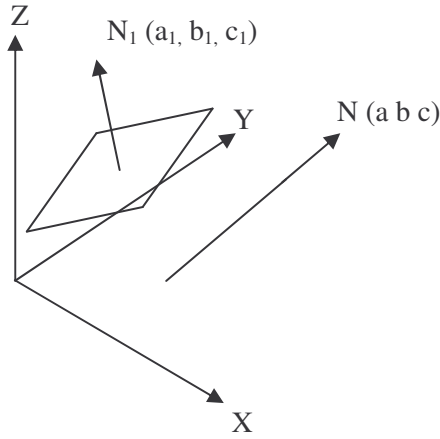


Figure III.5. Présentation du système des coordonnées spatiales

La distance entre un plan $a.X + b.Y + c.Z - l = 0$ et un point (X_1, Y_1, Z_1) est (cf. Equation III.29) :

$$d = \frac{|aX_1 + bY_1 + cZ_1 - l|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (\text{III.29})$$

La projection d'un point $A(X_1, Y_1, Z_1)$ sur un plan $a.X + b.Y + c.Z - l = 0$ est le point $A'(X'_1, Y'_1, Z'_1)$ (cf. Equation III.30) :

$$X'_1 = \frac{X_1(c^2 + b^2) - Y_1.b.a - Z_1.a.c + a}{a^2 + b^2 + c^2} \quad Y'_1 = \frac{Y_1(c^2 + a^2) - X_1.a.b - Z_1.b.c + b}{a^2 + b^2 + c^2}$$

$$Z'_1 = \frac{Z_1(a^2 + b^2) - X_1.a.c - Y_1.c.b + c}{a^2 + b^2 + c^2}$$

(III.30)

Et la projection d'un point $A(X_1, Y_1, Z_1)$ sur une droite F est le point $A'(X'_1, Y'_1, Z'_1)$ (cf. Equation III.31) :

$$F : a_1.X + b_1.Y + c_1.Z - l = 0 \text{ et } a_2.X + b_2.Y + c_2.Z - l = 0$$

$$h = (b_2c_1 - b_1c_2).X_1 + (a_1c_2 - a_2c_1).Y_1 + (a_2b_1 - a_1b_2).Z_1$$

$$X' = \frac{a_1b_2^2 + a_2b_1^2 + a_1c_2^2 + a_2c_1^2 - a_2b_1b_2 - a_1b_1b_2 - a_1c_1c_2 - a_2c_1c_2 - b_1c_2h + c_1b_1h}{a_1^2b_2^2 + a_1^2c_2^2 + a_2^2b_1^2 + a_2^2c_1^2 + b_1^2c_2^2 + b_2^2c_1^2 - 2a_1a_2b_1b_2 - 2a_1a_2c_1c_2 - 2b_1b_2c_1c_2}$$

$$Y' = \frac{b_2a_1^2 + b_1a_2^2 + b_1c_2^2 + b_2c_1^2 - b_1a_1a_2 - b_2a_1a_2 - b_1c_1c_2 - b_2c_1c_2 - c_1a_2h + c_2a_1h}{a_1^2b_2^2 + a_1^2c_2^2 + a_2^2b_1^2 + a_2^2c_1^2 + b_1^2c_2^2 + b_2^2c_1^2 - 2a_1a_2b_1b_2 - 2a_1a_2c_1c_2 - 2b_1b_2c_1c_2}$$

$$Z' = \frac{c_2a_1^2 + c_1a_2^2 + c_1b_2^2 + c_2b_1^2 - c_1a_1a_2 - c_2a_1a_2 - c_1b_1b_2 - c_2b_1b_2 - a_1b_2h + a_2b_1h}{a_1^2b_2^2 + a_1^2c_2^2 + a_2^2b_1^2 + a_2^2c_1^2 + b_1^2c_2^2 + b_2^2c_1^2 - 2a_1a_2b_1b_2 - 2a_1a_2c_1c_2 - 2b_1b_2c_1c_2}$$

(III.31)

III.2.1. Transformation des coordonnées dans l'espace

Si uniquement les deux coordonnées (X, Y) se soumettent à la transformation et qu'il n'y a aucun changement sur l'axe OZ, dans ce cas, on peut appliquer les équations de transformation dans le plan (cf. Figure III.6) :

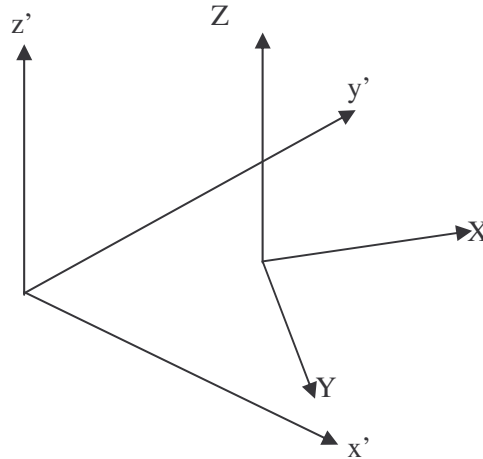


Figure III.6. Transformation des coordonnées dans l'espace

La transformation de HELMERT dans ce cas requiert les équations suivantes (cf. Equation III.32) :

$$\begin{aligned} y' &= a + b Y_m - c X_m \\ x' &= d + c Y_m + b X_m \\ z' &= Z \end{aligned}$$

(III.32)

III.2.2. Relation entre le plan et l'espace

Si on a une droite dans le plan OXY, l'équation de cette droite est (cf. Equation III.33):

$$Y = a X + b \quad (III.33)$$

Cette équation représente un plan dans l'espace. Ce plan contient la droite précédente et en même temps il est parallèle à l'axe OZ. D'un autre côté, l'équation de la droite devient dans l'espace (cf. Figure III.7 et Equation III.34).

$$Y = a X + b \quad Z = 0 \quad (III.34)$$

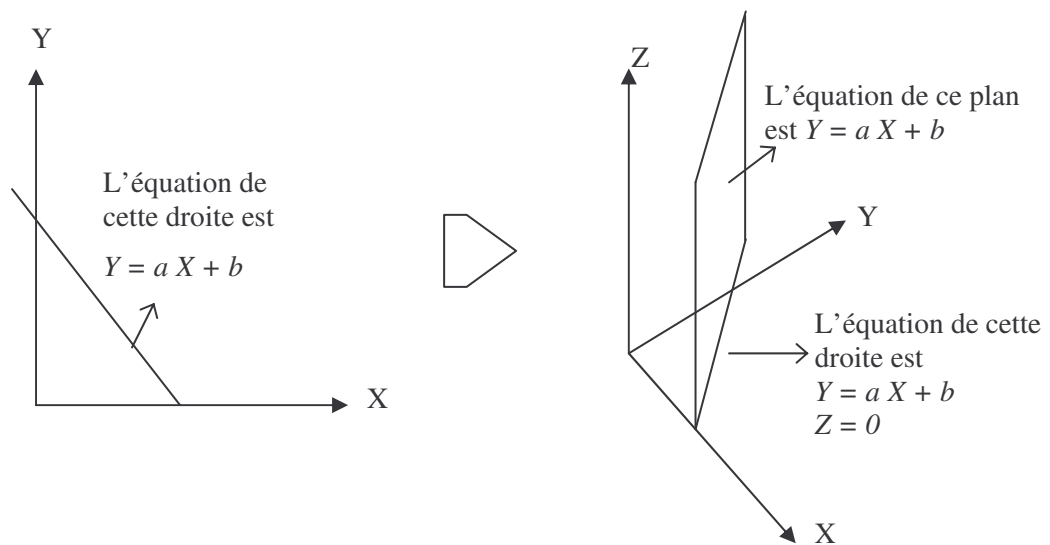


Figure III.7. Relation entre le plan et l'espace

III.2.3. Equation d'un plan passant par n points mesurés (où n>3)

On va utiliser la méthode des moindres carrés pour l'équation d'un plan qui passe par n points mesurés (où n>3).

Le principe général de cette méthode est (cf. Equation III.35) :

$$\sum_{i=1}^n (V_{xi}^2 + V_{yi}^2 + V_{zi}^2) = \min \quad (\text{III.35})$$

On considère que $(\xi_i, \eta_i, \kappa_i)$ où $i = 1, 2, 3, \dots, n$ sont les coordonnées correctes des points mesurés (cf. Equation III.36).

$$\xi_i = x_i + v x_i \quad \eta_i = y_i + v y_i \quad \kappa_i = z_i + v z_i \quad (\text{III.36})$$

L'équation du plan qu'on cherche est (cf. Equation III.37) :

$$a \cdot \xi + b \cdot \eta + c \cdot \kappa - 1 = 0 \quad (\text{III.37})$$

On trouve (cf. Equation III.38) :

$$a(x_i + v x_i) + b(y_i + v y_i) + c(z_i + v z_i) - 1 = 0 \quad (\text{III.38})$$

$$\text{Où : } a = a_0 + \Delta a \quad b = b_0 + \Delta b \quad c = c_0 + \Delta c$$

a_0, b_0, c_0 sont des valeurs approchées des valeurs vraies.

Donc, on trouve l'équation III.39 :

$$a_0 v x_i + b_0 v y_i + c_0 v z_i = -x_i \Delta a - y_i \Delta b - z_i \Delta c - W_i \quad (\text{III.39})$$

Où : $W_i = -I + a_0 x_i + b_0 y_i + c_0 z_i$

La forme générale est (cf. Equation III.40) :

$$A V = B \Delta \beta - W \quad (\text{III.40})$$

$$V(3n,1) = \begin{bmatrix} V_{x1} \\ V_{y1} \\ V_{z1} \\ V_{x2} \\ V_{y2} \\ V_{z2} \\ \vdots \\ \vdots \\ V_{xn} \\ V_{yn} \\ V_{zn} \end{bmatrix} \quad B(n,3) = \begin{bmatrix} -x_1 & -y_1 & -z_1 \\ -x_2 & -y_2 & -z_2 \\ -x_3 & -y_3 & -z_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -x_n & -y_n & -z_n \end{bmatrix} \quad \Delta \beta(3,1) = \begin{bmatrix} \Delta a \\ \Delta b \\ \Delta c \end{bmatrix} \quad W(n,1) = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}$$

$$A(n,3n) = \begin{bmatrix} a_0 & b_0 & c_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a_0 & b_0 & c_0 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_0 & b_0 & c_0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & 0 & a_0 & b_0 & c_0 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\Delta \beta} = N^{-1} \cdot B^t \cdot M^{-1} \cdot W$$

$$M = A \cdot A^t \quad N = B^t \cdot M^{-1} \cdot B$$

$$\hat{a} = a_0 + \Delta a \quad \hat{b} = b_0 + \Delta b \quad \hat{c} = c_0 + \Delta c$$

$$\hat{V} = A^t \cdot M^{-1} \cdot \{B \cdot \Delta B - W\} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{v}' \cdot \hat{v}}{n-2}$$

III.2.4. Equation d'un plan ajustant n points mesurés (où n>2) et qui passe obligatoirement par un point mesuré

On va utiliser la méthode des moindres carrés pour l'équation d'un plan qui ajuste n points mesurés (où n>2) et en même temps obligatoirement par un point $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$.
L'équation du plan qu'on cherche est donnée par l'équation III.37.

Lorsque le plan passe obligatoirement par le point $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$, cela permet d'écrire le paramètre de l'équation III.37 (a) en fonction de $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$ et des paramètres (b et c) (cf. Equation III.41) :

$$a = \frac{1 - b\eta_1 - c\kappa_1}{\xi_1} \quad (\text{III.41})$$

Avec $\xi_1 \neq 0$ est valide.

Une fois que l'équation III.41 a été intégrée dans l'équation III.37, on continue le calcul en utilisant le même principe utilisé dans le paragraphe III.2.3 sachant qu'on dispose seulement de deux inconnues à estimer (b et c).

III.2.5. Equation d'un plan ajustant n points mesurés (où n>1) et qui passe obligatoirement par deux points mesurés

On va utiliser la méthode des moindres carrés pour l'équation d'un plan qui ajuste n points mesurés (où n>1) et en même temps passe obligatoirement par deux points $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$ et $(\xi_2, \eta_2, \kappa_2)$.
L'équation du plan qu'on cherche est donnée par l'équation III.37.

Lorsque le plan passe obligatoirement par les points $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$ et $(\xi_2, \eta_2, \kappa_2)$, cela permet d'écrire les paramètres de l'équation III.37 (a et b) en fonction de $(\xi_1, \eta_1, \kappa_1)$, $(\xi_2, \eta_2, \kappa_2)$ et du paramètre (c) (cf. Equation III.42) :

$$a = \frac{\eta_2 - \eta_1}{\eta_2 \cdot \xi_1 - \eta_1 \cdot \xi_2} - \frac{\eta_2 \cdot \kappa_1 - \eta_1 \cdot \kappa_2}{\eta_2 \cdot \xi_1 - \eta_1 \cdot \xi_2} \cdot c \quad b = \frac{\eta_2 - \eta_1}{\eta_2 \cdot \xi_1 - \eta_1 \cdot \xi_2} + \frac{\kappa_1 \cdot \xi_2 - \xi_1 \cdot \kappa_2}{\eta_2 \cdot \xi_1 - \eta_1 \cdot \xi_2} \cdot c$$

(III.42)

Avec $\eta_2 \cdot \xi_1 - \eta_1 \cdot \xi_2 \neq 0$ est valide.

Une fois que les équations III.42 ont été intégrées dans l'équation III.37, on continue le calcul en utilisant le même principe utilisé dans le paragraphe III.2.3 sachant qu'on dispose seulement d'une inconnue à estimer (c).

Annexe IV

Présentation des modèles de référence des sites étudiés et calcul de la matrice de confusion dans le cadre de l'estimation de la précision de la méthode de segmentation automatique

IV.1. Images de référence

Pour calculer la précision de l'extraction, on compare le résultat de la segmentation avec des données de référence. Pour réaliser cette étude, on a besoin de données de référence afin de pouvoir calculer une précision réelle de la détection.

Comme on l'a expliqué dans le paragraphe 6.2.2, les images aériennes ne peuvent pas être employées. Pour cette raison l'image de référence est générée par la segmentation manuelle du nuage de points (segmentation point par point). Cette opération est effectuée pour générer une image de référence de chaque nuage de points et en utilisant le logiciel RealWorks Survey 6.0 (Trimble). Une fois que les images de référence ont été calculées, on utilise la matrice de confusion (cf. Tableau IV.1) pour estimer la précision de l'extraction.

		Résultat		Somme
		Bâtiments	Non-bâtiments	
Référence	Bâtiments	a	b	a+b
	Non-bâtiments	c	d	c+d
Somme		a+c	b+d	e=a+b+c+d

Tableau IV.1. Matrice de confusion

Lorsqu'on calcule la matrice de confusion, on distingue quatre types de pixels :

- a : nombre de pixels de la classe *bâtiments* qui sont bien classés (en rouge dans la Figure IV.1).
- b : nombre de pixels de la classe *bâtiments* qui sont mal classés dans l'image résultante (en jaune dans la Figure IV.1).
- c : nombre de pixels de la classe *non-bâtiments* qui sont mal classés (en cyan dans la Figure IV.1).
- d : le nombre de pixels de la classe *non-bâtiments* qui sont bien classés dans les deux images de la même manière (en bleu dans la Figure IV.1).

De plus, on calcule dans la matrice de confusion les valeurs suivantes :

- e : le nombre total de pixels testés.

- $a+b, c+d$: le nombre total de pixels des deux classes *bâtiments* et *non-bâtiments* dans l'image de référence.
- $a+c, b+d$: le nombre total de pixels des deux classes *bâtiments* et *non-bâtiments* dans l'image obtenue par la méthode de segmentation proposée (le masque des bâtiments).

La Figure IV.1 présente les quatre types de pixels considérés dans la matrice de confusion.

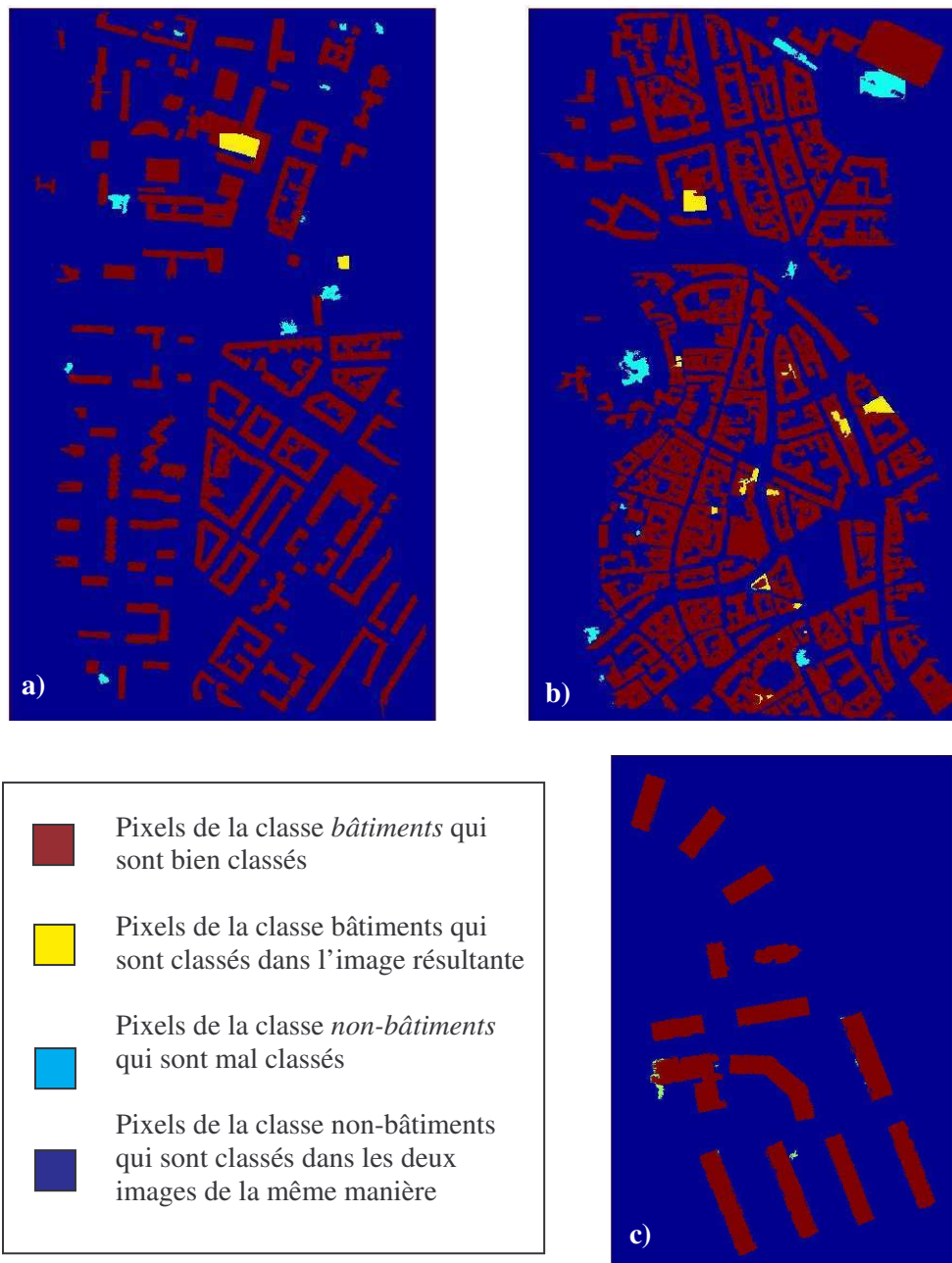


Figure IV.1. Types des pixels considérés dans la matrice de confusion. a) Site du campus à Strasbourg ; b) Site du centre ville de Strasbourg ; c) Site Hermanni

IV.2. Calcul de la matrice de confusion

Après avoir calculé les images de référence des sites étudiés, on calcule la matrice de confusion de chacun. Les Tableaux IV.1, IV.2 et IV.3 présentent successivement la matrice de confusion des sites campus à Strasbourg, centre ville de Strasbourg et Hermanni.

		Campus à Strasbourg		
		Résultat		Somme
		Bâtiments	Non-bâtiments	
Référence	Bâtiments	205721	3285	209006
	Non-bâtiments	3487	1008727	1012214
Somme		209208	1012012	1221220

Tableau IV.2. Matrice de confusion du site du campus à Strasbourg

		Centre ville de Strasbourg		
		Résultat		Somme
		Bâtiments	Non-bâtiments	
Référence	Bâtiments	355179	5263	360442
	Non-bâtiments	8004	819242	827246
Somme		363183	824505	1187688

Tableau IV.3. Matrice de confusion du site du centre ville de Strasbourg

		Hermanni		
		Résultat		Somme
		Bâtiments	Non-bâtiments	
Référence	Bâtiments	68666	152	68818
	Non-bâtiments	367	5182281	5182648
Somme		69033	5182433	5251466

Tableau IV.4. Matrice de confusion du site Hermanni

Annexe V

Résultats du calcul des écarts-types et des covariances des façades de bâtiments de plusieurs échantillons de nuages de points

V.1. Calcul de façades basé sur les nuages des points des bâtiments

Dans les Tableaux n° V.1 et V.2, on présente les résultats du calcul des écarts types et des covariances de chaque façade de quatre bâtiments dans le site Hermanni, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.1.

Hermanni, bâtiment n°5									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	82	82	0	0.04	1	0.23	9	0.46	17
2	27	26	1	0.91	34	0.92	35	0.46	17
3	6	6	0	0.18	7	0.25	10	0.25	10
4	86	86	0	0.04	2	0.29	11	0.59	22
5	26	26	0	0.64	24	0.66	25	0.33	12
6	254	254	0	0.04	1	0.23	9	0.47	18
Moyenne				0.31	11.5	0.43	16.5	0.43	16

Tableau V.1. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°5 sur le site Hermanni (densité de points : 7 pts/m²)

Hermanni, bâtiment n°8									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	13	13	0	0.05	2	0.16	6	0.32	12
2	145	145	0	0.44	16	0.47	18	0.23	9
3	32	32	0	0.05	2	0.14	5	0.29	11
4	5	5	0	0.13	5	0.28	11	0.28	11
5	142	142	0	0.44	17	0.47	18	0.23	9
Moyenne				0.22	8.4	0.3	11.6	0.27	10.4

Tableau V.2. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°8 sur le site Hermanni (densité de points : 7 pts/m²)

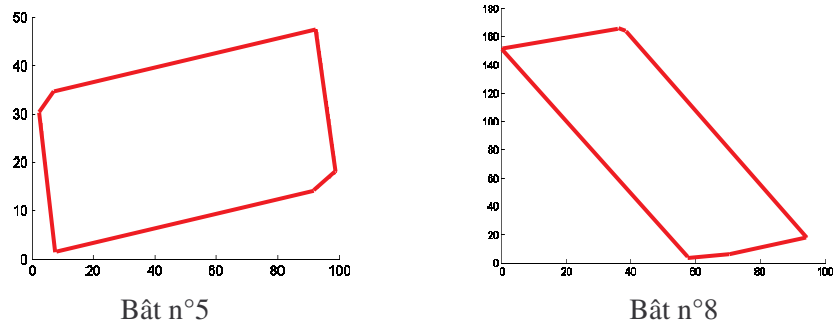


Figure V.1. Bâtiments n° 5 et 8 sur le site Hermanni (pour la numérotation des bâtiments, se reporter à la Figure 6.10 dans le Chapitre 6)

Dans les Tableaux V.3, V.4, V.5, V.6, V.7, et V.8, on présente les résultats du calcul des écarts types et des covariances de chaque façade de six bâtiments pour le site du campus à Strasbourg, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.2.

Campus à Strasbourg, bâtiment n°32									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	22	22	0	0.09	8	0.16	14	0.23	20
2	6	6	0	0.54	47	0.57	50	0.28	25
3	32	32	0	0.11	10	0.2	18	0.51	44
4	5	5	0	0	0	0	0	0	0
5	16	16	0	0.21	18	0.35	30	0.17	15
6	44	44	0	0.33	29	0.39	34	0.39	34
7	80	80	0	0.16	14	0.28	24	0.55	48
8	43	43	0	0.19	17	0.23	20	0.11	10
1	19	19	0	0.56	50	0.76	67	0.76	67
2	20	20	0	0.41	36	0.49	43	0.49	43
3	62	62	0	0.25	22	0.45	40	0.45	40
4	21	21	0	0.29	26	0.36	32	0.36	32
5	98	98	0	0.54	47	0.86	75	1.29	113
Moyenne				0.28	24.92	0.39	34.38	0.43	37.77

Tableau V.3. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°32 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°17									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	10	10	0	0	0	0.07	6	0.53	47
2	31	21	10	0.52	46	0.52	46	0.1	9
3	23	23	0	0	0	0.1	9	0.1	9
4	9	9	0	1.12	98	1.15	100	1.15	100
5	4	4	0	0.09	8	0.16	14	0.16	14
6	23	23	0	0	0	0.02	1	0.34	30
7	7	7	0	0.28	25	0.38	34	0.38	34
8	9	9	0	0.04	4	0.25	22	0.25	22
9	45	22	23	0.24	21	0.24	21	0.02	2
10	5	5	0	0.18	16	0.21	18	0.1	9
Moyenne				0.25	21.8	0.31	27.1	0.31	27.6

Tableau V.4. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°17 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°10									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	9	9	0	1.12	98	1.15	100	1.15	100
2	68	30	38	0.21	18	0.21	18	0.01	1
3	3	3	0	0.06	6	0.14	13	0.14	13
4	10	10	0	0.01	1	0.13	12	0.13	12
5	73	30	43	0.18	16	0.18	16	0.01	1
6	5	5	0	0.18	16	0.21	18	0.1	9
7	8	8	0	0	0	0.18	15	0.18	15
Moyenne				0.25	22.14	0.31	27.43	0.25	21.57

Tableau V.5. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°10 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°9									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	7	7	0	0.25	22	0.35	31	0.52	46
2	53	28	25	0.97	85	0.99	87	0.49	43
3	22	21	1	0.89	78	0.91	80	0.45	40
4	8	8	0	0.01	1	0.14	13	0.14	13
5	69	20	49	0.14	12	0.14	12	0.01	1
6	9	9	0	0.2	18	0.26	23	0.26	23
Moyenne				0.41	36	0.47	41	0.31	27.67

Tableau V.6. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°9 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°31									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	85	85	0	0.01	1	0.09	8	0.46	40
2	10	10	0	0.45	40	0.48	42	0.24	21
3	48	48	0	0.28	25	0.34	30	0.34	30
4	71	71	0	0.12	10	0.21	18	0.31	27
5	19	19	0	0.33	29	0.42	37	0.42	37
1	5	5	0	0	0	0	0	0	0
2	27	27	0	0	0	0.02	2	0.29	25
3	8	8	0	0.72	63	0.79	69	0.39	35
4	22	22	0	0.25	22	0.31	27	0.15	13
5	52	52	0	0.13	11	0.22	20	0.45	39
6	9	9	0	0.2	18	0.31	27	0.31	27
7	22	22	0	0	0	0.02	2	0.44	38
Moyenne				0.21	18.25	0.27	23.5	0.32	27.67

Tableau V.7. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°31 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°19									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	23	23	0	0.02	2	0.09	8	0.37	32
2	16	16	0	0.37	32	0.41	36	0.2	18
3	5	5	0	0	0	0	0	0	0
4	98	98	0	0.5	43	0.52	46	0.26	23
5	6	6	0	0.08	7	0.23	20	0.23	20
6	5	5	0	0.31	27	0.37	32	0.37	32
7	18	18	0	0.37	33	0.41	36	0.2	18
8	6	6	0	0.4	35	0.42	37	0.21	18
9	38	38	0	0.69	60	0.74	65	0.37	32
10	6	6	0	0.14	12	0.25	22	0.5	44
11	8	8	0	0.02	2	0.1	9	0.21	18
12	83	83	0	0.65	57	0.68	60	0.34	30
13	71	71	0	0.02	2	0.08	7	0.46	41
14	34	33	1	0.59	52	0.63	55	0.32	28
15	5	5	0	0.09	8	0.21	18	0.21	18
16	71	71	0	0.06	5	0.2	17	0.39	34
17	20	20	0	0.6	52	0.65	57	0.32	28
18	65	65	0	0.07	6	0.22	20	0.22	20
19	68	68	0	0.42	37	0.45	39	0.15	13
20	18	18	0	0.2	17	0.34	30	1.01	89
21	13	13	0	0.44	39	0.48	42	0.24	21
22	6	6	0	0.23	21	0.27	24	0.14	12
23	9	9	0	0.03	2	0.14	13	0.43	38
Moyenne				0.27	23.96	0.34	30.13	0.31	27.26

Tableau V.8. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°19 sur le site campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

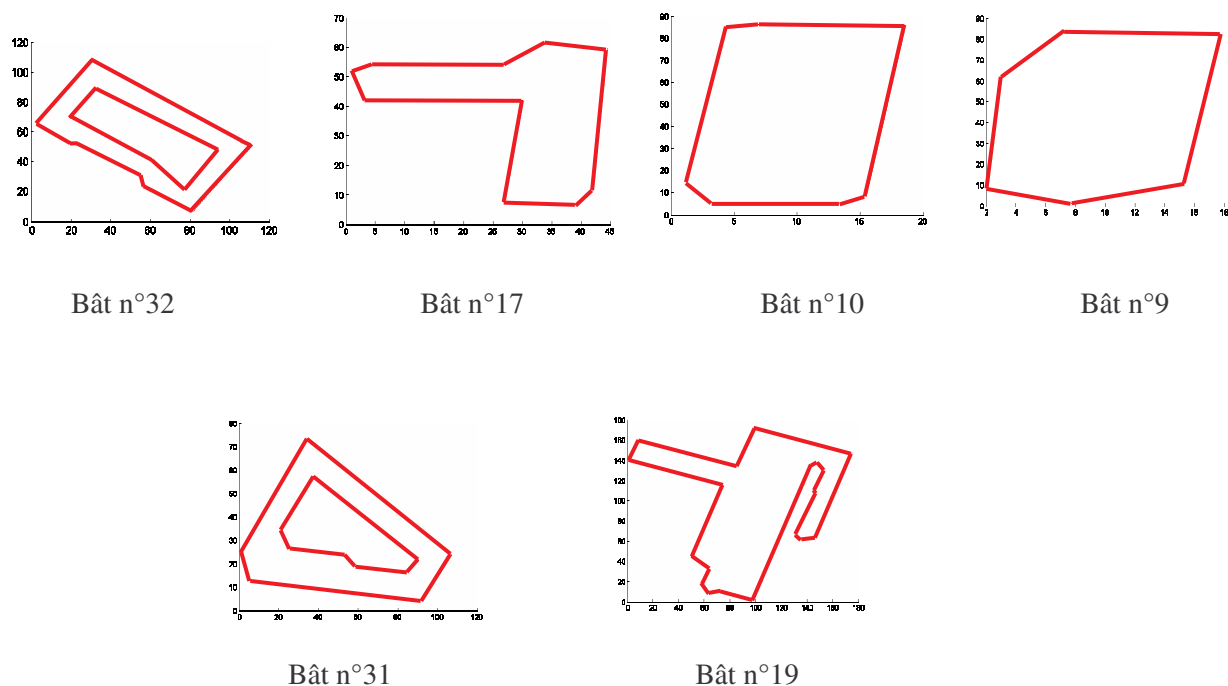


Figure V.2. Bâtiments n° 32, 17, 10, 9, 31 et 19 sur le site du campus à Strasbourg (pour la numérotation des bâtiments se reporter à la Figure 6.17 dans le Chapitre 6)

Dans les Tableaux V.9, V.10, V.11, V.12, V.13, et V.14, on présente les résultats de calcul des écarts-types et des covariances de chaque façade de six bâtiments sur le site du centre ville de Strasbourg, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.3.

Centre ville, bâtiment n°1									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	78	78	0	0.04	4	0.69	60	1.38	121
2	4	4	0	0.37	32	0.41	36	0.41	36
3	10	10	0	0.29	25	0.34	30	0.17	15
4	98	98	0	0.22	19	0.58	51	1.16	102
5	8	8	0	0.06	5	0.17	15	0.5	44
6	53	48	5	1.3	114	1.16	102	0.58	51
7	402	402	0	0	0	0.94	82	1.87	164
1	31	31	0	0.01	1	0.15	13	0.58	51
2	27	27	0	0.58	51	0.63	55	0.32	28
3	20	20	0	0.08	7	0.22	19	0.44	38
4	8	8	0	0.17	15	0.3	26	0.6	53
5	27	27	0	0.1	9	0.21	18	0.42	36
6	4	4	0	0.05	4	0.16	14	0.16	14
7	25	25	0	0.21	19	0.43	38	0.87	76
8	19	19	0	0.45	40	0.47	42	0.24	21
Moyenne				0.26	23	0.46	40.07	0.65	56.67

Tableau V.9. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°1 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°2									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	13	13	0	0	0	0.02	2	0.24	21
2	27	19	8	0.51	44	0.52	45	0.1	9
3	5	5	0	0.05	4	0.11	10	0.22	19
4	10	10	0	0.04	3	0.27	23	0.27	23
5	18	15	3	0.69	60	0.72	64	0.36	32
6	4	4	0	0.05	4	0.16	14	0.16	14
7	6	6	0	0.54	47	0.57	50	0.28	25
8	3	3	0	0	0	0.29	25	0.29	25
9	15	15	0	0.66	58	0.67	59	0.33	29
10	23	23	0	0.01	1	0.28	24	0.55	49
1	16	16	0	0.01	1	0.17	15	1.38	121
2	6	6	0	0.16	14	0.24	21	0.24	21
3	76	76	0	0.79	70	0.83	73	0.42	36
4	46	46	0	0.1	9	0.23	20	0.46	41
5	18	18	0	0.34	30	0.37	32	0.18	16
6	20	20	0	0.06	5	0.2	18	0.41	36
7	10	10	0	1.07	93	1.09	95	1.09	95
8	17	17	0	0.39	34	0.9	79	0.45	40
9	54	54	0	0.83	73	0.87	76	0.43	38
10	7	7	0	0.33	29	0.4	35	0.2	17
Moyenne				0.33	28.95	0.45	39	0.4	35.35

Tableau V.10. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°3									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	10	10	0	0.18	18	0.2	20	0.1	10
2	86	86	0	0.57	57	1.24	124	1.24	124
3	24	24	0	0.41	41	0.44	44	0.22	22
4	86	86	0	0.1	10	0.26	26	0.53	53
5	6	6	0	0.05	5	0.14	14	0.42	42
Moyenne				0.26	26.2	0.46	45.6	0.5	50.2

Tableau V.11. Estimation de la précision du calcul des façades de bâtiment n°3 dans le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°4									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	22	22	0	0	0	0.04	4	0.49	43
2	33	33	0	0.46	40	0.51	45	0.25	22
3	81	81	0	0.09	8	0.51	44	1.01	89
4	4	4	0	0.37	32	0.41	36	0.41	36
5	4	4	0	0.07	6	0.13	11	0.13	11
6	5	5	0	0.31	27	0.37	32	0.37	32
7	8	8	0	0.01	1	0.12	10	0.47	41
8	7	7	0	0.64	56	0.66	58	0.66	58
9	100	100	0	0.06	6	0.46	40	0.46	40
1	13	13	0	0.01	1	0.12	10	0.94	83
2	106	101	5	0.86	75	0.95	83	0.95	83
3	13	13	0	0.2	17	0.46	40	0.68	60
4	116	116	0	0.82	72	0.9	79	0.45	39
1	29	29	0	0.02	2	0.08	7	0.5	44
2	92	84	8	0.73	64	0.76	67	0.38	33
3	5	5	0	0.42	36	0.45	39	0.22	20
4	88	88	0	0.24	21	0.58	51	1.16	102
5	15	15	0	0.33	29	0.36	32	0.18	16
6	12	12	0	0.23	20	0.38	33	0.19	17
7	31	31	0	0.04	4	0.11	10	0.45	39
8	11	11	0	0.96	84	1.01	88	0.5	44
9	8	8	0	0.05	4	0.22	19	0.44	39
10	45	45	0	0.08	7	0.27	23	0.8	70
11	5	5	0	0.07	6	0.13	11	0.25	22
12	8	8	0	0.27	24	0.33	29	0.33	29
13	10	10	0	0.03	3	0.13	12	0.27	23
14	11	11	0	0.11	10	0.17	15	0.17	15
15	23	23	0	0.53	46	0.6	52	0.3	26
16	12	12	0	0.1	8	0.24	21	0.71	63
17	13	13	0	0.39	35	0.42	37	0.21	18
18	8	8	0	0.02	2	0.15	13	0.15	13
19	6	6	0	0.07	6	0.13	11	0.26	23
20	9	9	0	0.44	39	0.48	42	0.24	21
21	22	22	0	0.07	6	0.2	17	0.4	35
22	6	6	0	0.46	40	0.52	46	0.52	46
23	12	12	0	0.06	5	0.16	14	0.31	27
24	5	5	0	0.18	16	0.21	18	0.1	9
25	16	16	0	0.24	21	0.35	31	0.18	15
26	38	35	3	0.92	81	0.98	86	0.49	43
27	4	4	0	0.09	8	0.16	14	0.16	14
28	9	9	0	0.02	1	0.11	10	0.23	20
29	5	5	0	0.31	27	0.37	32	0.37	32
30	8	8	0	0.15	13	0.25	22	0.25	22
31	8	8	0	0	0	0	0	0	0
32	81	81	0	0.67	58	0.73	64	0.36	32
33	8	8	0	0.12	11	0.24	21	0.24	21
34	3	3	0	0.06	6	0.14	13	0.14	13
35	8	8	0	0	0	0.98	86	0.49	43
36	31	31	0	0.61	54	0.7	62	0.35	31
37	3	3	0	0.06	6	0.14	13	0.14	13
38	7	7	0	0.1	9	0.13	12	0.07	6
39	25	25	0	0.06	5	0.16	14	0.33	29
40	6	6	0	0.75	66	0.86	75	0.86	75
41	6	6	0	0.08	7	0.23	20	0.23	20

42	3	3	0	0.21	18	0.25	22	0.25	22
43	17	13	4	0.97	85	1.03	90	1.03	90
44	15	15	0	0.4	35	0.43	38	0.22	19
45	20	20	0	0.9	79	1	88	0.2	18
1	12	11	1	0.83	73	0.89	78	0.44	39
2	7	7	0	0.02	2	0.22	19	0.65	57
3	9	9	0	0.27	24	0.36	32	0.73	64
4	14	14	0	0.64	56	0.74	65	0.37	32
5	20	20	0	0.08	7	0.22	20	0.45	39
6	24	24	0	0.43	38	0.49	43	0.49	43
7	39	39	0	0.09	8	0.28	24	0.55	48
1	10	10	0	0.01	1	0.13	12	0.13	12
2	10	10	0	0.08	7	0.2	18	0.7	61
3	12	12	0	0.1	9	0.21	18	1.26	110
4	11	11	0	0.3	27	0.39	34	0.2	17
5	12	12	0	0.61	54	0.69	61	0.35	30
6	32	32	0	0.35	31	0.4	35	0.2	18
7	9	9	0	0.12	10	0.23	20	0.46	40
1	23	23	0	0.1	8	0.22	19	0.44	39
2	5	5	0	0.58	51	0.74	65	0.74	65
3	24	24	0	0.09	8	0.23	20	0.46	41
4	6	6	0	0.18	15	0.21	18	0.1	9
Moyenne				0.28	24.7	0.39	34.38	0.42	36.49

Tableau V.12. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°4 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°7									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	13	13	0	0.42	37	0.65	57	1.31	115
2	7	7	0	0.24	21	0.25	22	0.05	4
3	30	30	0	0.05	5	0.25	22	0.5	44
4	9	9	0	0.46	40	0.49	43	0.24	21
5	5	5	0	0.07	6	0.13	11	0.19	17
6	37	37	0	0.14	13	0.5	44	0.5	44
7	10	10	0	0.15	14	0.18	16	0.09	8
Moyenne				0.22	19.43	0.35	30.71	0.41	36.14

Tableau V.13. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°8									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	6	6	0	0.05	4	0.14	12	0.42	37
2	42	42	0	0.44	39	0.48	42	0.24	21
3	9	9	0	0.15	13	0.33	29	0.33	29
4	33	33	0	0.27	24	0.3	26	0.15	13
5	5	5	0	0.11	9	0.23	20	0.11	10
Moyenne				0.2	17.8	0.3	25.8	0.25	22

Tableau V.14. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°8 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

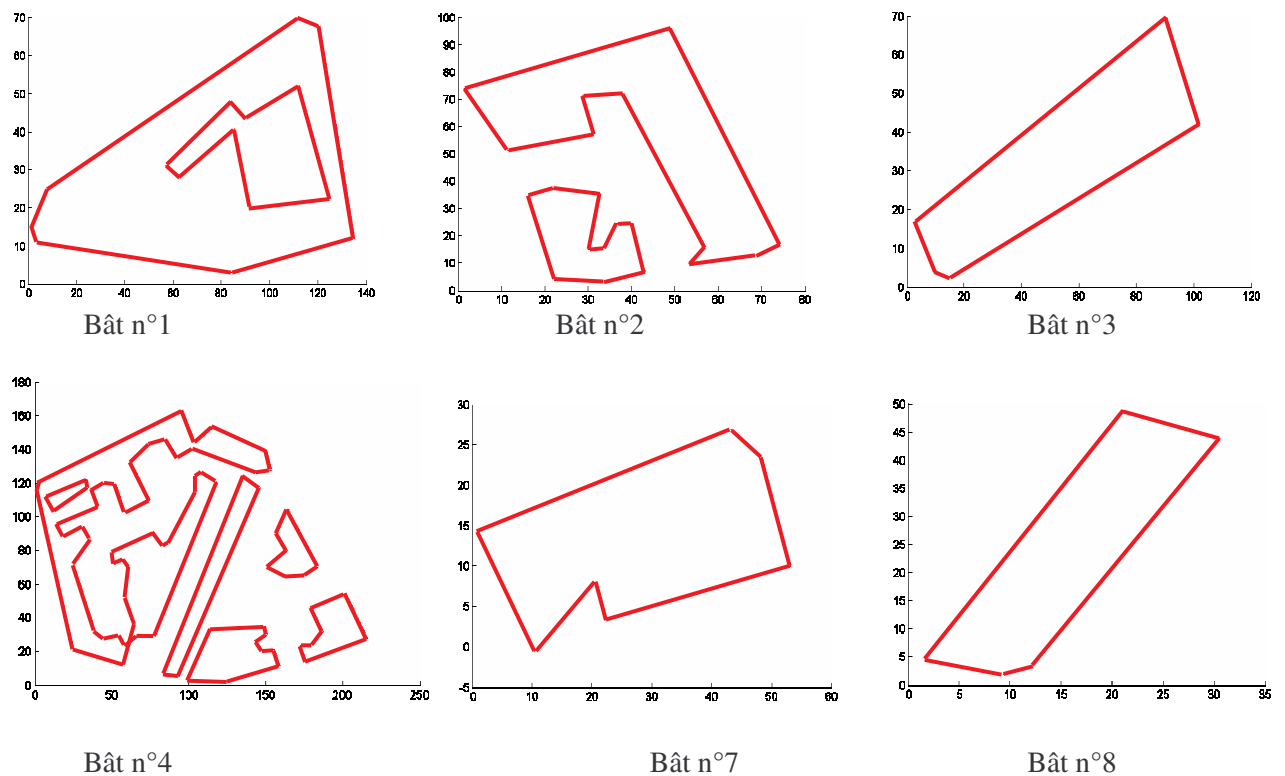


Figure V.3. Bâtiments n° 1, 2, 3, 4, 7 et 8 sur le site du centre ville de Strasbourg

V.2. Calcul de façades basé sur le masque de bâtiments

Dans les Tableaux n° V.15 et V.16, on présente les résultats de calcul des écarts-types et des covariances de chaque façade de quatre bâtiments sur le site Hermanni, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.4.

Hermanni, bâtiment n°6									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	12	12	0	0.36	14	0.43	16	0.21	8
2	36	36	0	0.11	4	0.31	12	0.63	24
3	148	148	0	0.51	19	0.55	21	0.27	10
4	31	31	0	0.09	3	0.25	9	0.49	19
5	8	8	0	0.29	11	0.33	13	0.17	6
6	8	8	0	0.32	12	0.39	15	0.39	15
7	5	5	0	0.17	6	0.2	8	0.1	4
8	4	4	0	0	0	0	0	0	0
9	10	9	1	0.45	17	0.47	18	0.23	9
10	36	16	20	0.98	37	1.07	40	1.07	40
11	10	10	0	0.58	22	0.6	23	0.3	11
12	7	7	0	0.17	6	0.27	10	0.54	21
13	34	32	2	0.9	34	0.99	37	0.49	19
14	4	4	0	0.05	2	0.16	6	0.16	6
15	16	14	2	0.76	29	0.81	31	0.4	15
16	4	4	0	0.17	7	0.28	10	0.28	10
Moyenne				0.37	13.94	0.44	16.81	0.36	13.56

Tableau V.15. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 sur le site Hermanni à partir du masque de bâtiments (densité de points : 7 pts/m²)

Hermanni, bâtiment n°7									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	7	7	0	0.16	6	0.27	10	0.41	15
2	34	34	0	0.45	17	0.49	19	0.25	9
3	10	10	0	0.62	23	0.63	24	0.32	12
4	4	4	0	0.05	2	0.16	6	0.16	6
5	73	68	5	0.9	34	0.96	36	0.48	18
6	7	7	0	0.16	6	0.27	10	0.41	15
7	17	17	0	0.95	36	1	38	0.5	19
8	5	5	0	0.06	2	0.14	5	0.14	5
9	9	9	0	0.74	28	0.75	29	0.38	14
10	8	8	0	0.25	9	0.32	12	0.16	6
11	22	22	0	0.07	3	0.18	7	0.36	13
12	25	25	0	0.48	18	0.52	20	0.26	10
13	4	4	0	0.12	4	0.32	12	0.32	12
14	8	8	0	0.73	28	0.89	34	0.45	17
15	125	125	0	0.54	20	0.58	22	0.29	11
16	27	27	0	0.15	6	0.34	13	0.68	26
Moyenne				0.4	15.13	0.49	18.56	0.35	13

Tableau V.16. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°7 sur le site Hermanni à partir du masque de bâtiments (densité de points : 7 pts/m²)

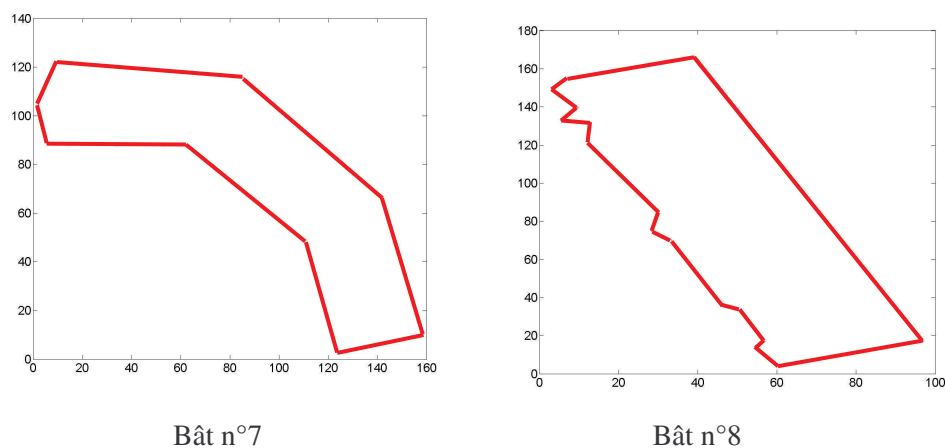


Figure V.4. Bâtiments n° 7 et 8 sur le site Hermanni (pour la numérotation des bâtiments se reporter à la Figure 6.10 dans le Chapitre 6)

Dans les Tableaux V.17, V.18, V.19, V.20, V.21, et V.22, on présente les résultats de calcul des écarts- types et des covariances de chaque façade de six bâtiments sur le site du campus à Strasbourg, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.5.

Campus à Strasbourg, bâtiment n°2									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	14	14	0	0.03	2	0.17	15	0.86	76
2	72	72	0	0.78	68	0.8	70	0.4	35
3	10	10	0	0.1	9	0.21	18	0.63	55
4	4	4	0	0.09	8	0.16	14	0.16	14
5	61	58	3	0.89	78	0.92	80	0.61	54
6	3	3	0	0	0	0	0	0	0
7	14	14	0	0.07	6	0.15	13	0.75	66
8	8	8	0	0.49	43	0.54	48	0.27	24
9	7	7	0	0.02	2	0.11	9	0.21	19
10	84	84	0	0.07	6	0.29	26	0.87	77
Moyenne				0.25	22.2	0.34	29.3	0.48	42

Tableau V.17. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°10									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	19	19	0	0	0	0.04	3	0.57	50
2	44	17	27	0.16	14	0.16	14	0.01	1
3	15	15	0	1.09	96	1.14	100	0.57	50
4	24	24	0	0	0	0.01	1	0.29	26
5	55	34	019	0.34	30	0.34	30	0.04	4
6	8	8	0	0.15	13	0.29	26	0.58	51
Moyenne				0.29	25.5	0.33	29	0.34	30.33

Tableau V.18. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°10 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°16									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	12	12	0	0.02	2	0.09	8	0.41	36
2	62	17	45	0.19	16	0.19	16	0.01	1
3	44	44	0	0.02	1	0.23	20	0.68	60
4	9	9	0	0.35	30	0.38	33	0.19	17
5	7	7	0	0.26	22	0.32	28	0.16	14
6	56	56	0	0	0	0.01	1	0.47	42
7	11	11	0	1.21	106	1.23	108	1.23	108
8	8	8	0	0.25	22	0.28	25	0.14	12
9	47	23	24	1.75	154	1.8	158	3.61	316
10	20	19	1	0.93	82	0.96	85	0.48	42
Moyenne				0.5	43.5	0.55	48.2	0.74	64.8

Tableau V.19. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°16 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°19									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	9	9	0	0.16	14	0.25	22	0.5	43
2	11	11	0	1.04	91	1.28	113	0.64	56
3	7	7	0	0.19	17	0.28	24	0.14	12
4	9	9	0	0.02	2	0.1	8	0.48	42
5	6	6	0	0.31	27	0.36	31	0.36	31
6	5	5	0	0.05	4	0.11	10	0.22	19
7	11	11	0	0.08	7	0.16	14	0.32	28
8	18	18	0	0.62	55	0.66	58	0.33	29
9	10	10	0	0.17	15	0.33	29	0.16	14
10	65	65	0	0.66	58	0.7	61	0.7	61
11	8	8	0	0.76	66	0.84	74	0.84	74
12	60	60	0	0.06	6	0.2	18	0.2	18
13	21	21	0	0.44	39	0.47	41	0.24	21
14	76	76	0	0.04	3	0.12	10	0.46	40
15	37	37	0	0.67	59	0.72	63	0.36	31
16	72	72	0	0.04	4	0.13	11	0.39	34
17	15	15	0	0.79	70	0.88	77	0.88	77
18	6	6	0	0	0	0.75	66	0.37	33
19	59	59	0	0.87	76	0.9	79	0.45	40
20	20	20	0	0.01	1	0.31	27	0.62	54
21	65	64	0	0.88	77	0.94	83	0.47	41
22	42	42	0	0.22	19	0.6	53	0.6	53
23	7	7	0	0.14	12	0.24	21	0.24	21
24	11	11	0	0.43	37	0.46	40	0.23	20
25	39	39	0	0	0	0	0	0.15	13
26	118	118	0	0.53	46	0.55	49	0.28	24
27	25	25	0	0.02	2	0.06	5	0.44	38
Moyenne				0.34	29.89	0.46	40.26	0.41	35.81

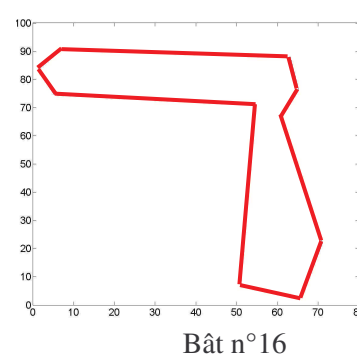
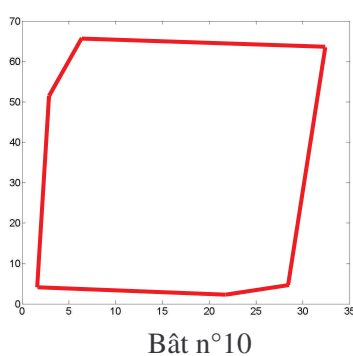
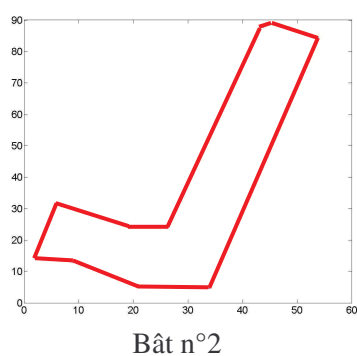
Tableau V.20. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°19 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°30									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	15	15	0	0	0	0.02	2	0.26	23
2	40	40	0	0.26	23	0.31	27	0.31	27
3	19	19	0	0.28	24	0.44	39	0.44	39
4	10	10	0	0.27	24	0.33	29	0.17	15
5	10	10	0	0.26	23	0.39	35	0.39	35
6	24	24	0	0.22	19	0.27	24	0.14	12
7	6	6	0	0	0	0	0	0	0
8	12	12	0	0.76	67	0.81	71	0.4	35
Moyenne				0.26	22.5	0.32	28.38	0.26	23.25

Tableau V.21. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°30 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Campus à Strasbourg, bâtiment n°34									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	83	83	0	0.12	10	0.21	18	0.42	36
2	69	69	0	0.24	21	0.29	25	0.29	25
3	35	35	0	0.13	12	0.22	19	0.22	19
4	31	31	0	0.17	15	0.21	18	0.11	9
5	8	8	0	0.08	7	0.15	13	0.15	13
6	23	23	0	0.47	42	0.57	50	0.29	25
7	15	15	0	0.12	10	0.21	18	0.62	54
8	49	49	0	0.36	32	0.44	39	0.22	19
9	10	10	0	0.14	13	0.25	22	0.13	11
10	17	17	0	0.43	38	1.01	89	0.51	44
11	56	56	0	0.37	33	0.65	57	0.96	84
12	8	8	0	0.79	69	0.88	77	0.44	39
13	9	9	0	0.18	16	0.22	19	0.22	19
14	11	11	0	0.08	7	0.14	12	0.14	12
15	13	13	0	0.08	7	0.15	13	0.46	40
16	22	22	0	0.24	21	0.3	26	0.15	13
17	19	19	0	0.2	17	0.35	31	0.35	31
18	21	21	0	0.36	32	0.44	39	0.44	39
19	8	8	0	0.08	7	0.14	12	0.14	12
20	28	28	0	0.14	13	0.18	15	0.09	8
21	6	6	0	0.06	5	0.28	24	0.56	49
22	32	32	0	0.09	8	0.16	14	0.31	27
23	61	61	0	0.26	23	0.32	28	0.16	14
24	338	338	0	0.1	9	0.18	16	0.45	39
Moyenne				0.22	19.46	0.33	28.92	0.33	28.38

Tableau V.22. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°34 sur le site du campus à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)



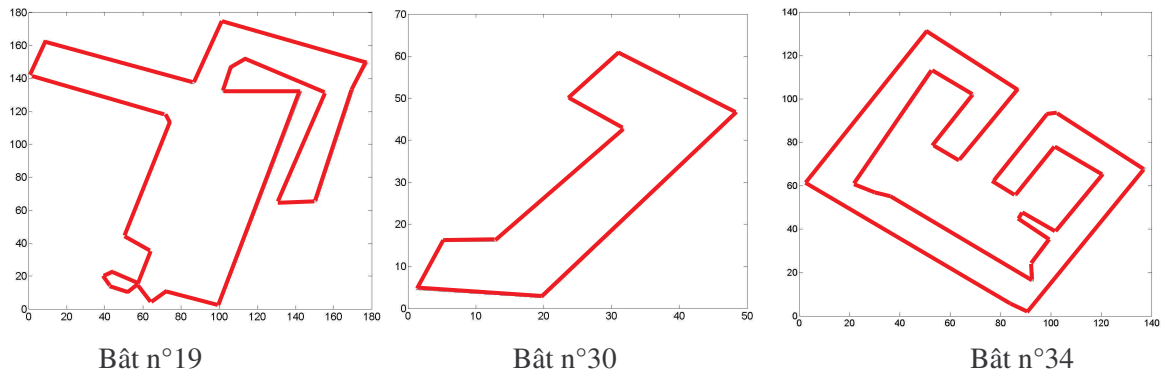


Figure V.5. Bâtiments n° 1, 2, 3, 4, 5 et 6 sur le site du campus à Strasbourg (pour la numérotation des bâtiments se reporter à la Figure 6.10 dans le Chapitre 6)

Dans les Tableaux V.23, V.24, V.25, V.26, V.27, et V.28, on présente les résultats de calcul des écarts-types et des covariances de chaque façade de six bâtiments sur le site du centre ville de Strasbourg, tandis que les modèles de leurs emprises au sol sont présentés dans la Figure V.6.

Centre ville, bâtiment n°1									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	9	9	0	0.07	3	0.29	11	0.29	11
2	28	28	0	0.87	33	0.9	34	0.45	17
3	10	10	0	0.05	2	0.12	5	0.24	9
4	9	9	0	0.39	15	0.46	17	0.23	9
5	21	21	0	0.22	8	0.32	12	0.32	12
6	25	25	0	0.39	15	0.48	18	0.48	18
7	6	6	0	0	0	0	0	0	0
8	57	57	0	0.91	35	1.06	40	0.53	20
9	50	50	0	0.24	9	0.44	17	0.88	33
Moyenne				0.35	13.33	0.45	17.11	0.38	14.33

Tableau V.23. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°1 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°2									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	18	18	0	0.06	2	0.19	7	0.39	15
2	41	41	0	0.6	22	0.62	23	0.31	12
3	14	14	0	0.03	1	0.15	6	0.3	11
4	8	8	0	0.6	23	0.67	25	0.34	13
5	36	33	3	1.04	39	1.08	41	1.08	41
Moyenne				0.47	17.4	0.54	20.4	0.48	18.4

Tableau V.24. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°2 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°3									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	12	12	0	0.02	1	0.08	3	0.45	17
2	7	7	0	0	0	0	0	0	0
3	16	16	0	0.43	16	0.49	18	0.24	9
4	13	13	0	0.29	11	0.37	14	0.18	7
5	30	30	0	0.25	9	0.3	11	0.15	6
6	7	7	0	0.08	3	0.15	6	0.3	11
7	3	3	0	0.21	8	0.25	9	0.25	9
8	9	9	0	0.08	3	0.2	8	0.41	15
9	6	6	0	0.02	1	0.1	4	0.38	14
10	21	21	0	0.24	9	0.35	13	0.35	13
11	45	45	0	0.18	7	0.23	9	0.23	9
12	27	27	0	0.1	4	0.16	6	0.31	12
13	5	5	0	0.31	12	0.37	14	0.37	14
14	9	9	0	0	0	0.07	3	0.43	16
15	30	30	0	0.3	11	0.38	14	0.38	14
16	6	6	0	0.08	3	0.17	7	0.69	26
17	23	23	0	0.39	15	0.49	18	0.24	9
18	14	14	0	0.15	6	0.25	10	0.25	10
19	20	20	0	0.18	7	0.23	9	0.23	9
20	24	24	0	0.23	9	0.33	13	0.67	25
21	8	8	0	0.16	6	0.2	8	0.2	8
22	26	26	0	0.73	28	1.71	65	1.71	65
23	44	44	0	0.46	18	0.54	20	0.81	31
24	5	5	0	0	0	0	0	0	0
Moyenne				0.2	7.79	0.31	11.75	0.38	14.54

Tableau V.25. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°3 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°4									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	7	7	0	0.21	8	0.27	10	0.14	5
2	20	20	0	0.01	0	0.06	2	0.58	22
3	26	26	0	0.53	20	0.55	21	0.27	10
4	9	9	0	0.3	11	0.42	16	0.21	8
5	23	15	8	1.28	48	1.32	50	0.53	20
6	67	67	0	0.14	5	0.51	19	0.51	19
7	14	14	0	1.03	39	1.07	40	0.53	20
8	32	32	0	0.05	2	0.24	9	0.47	18
9	26	17	9	0.83	31	0.84	32	0.42	16
10	4	4	0	0.26	10	0.29	11	0.29	11
11	15	15	0	0.04	1	0.11	4	0.77	29
12	62	62	0	0.06	2	0.3	11	0.6	23
Moyenne				0.4	14.75	0.5	18.75	0.44	16.75

Tableau V.26. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°4 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°5									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	5	5	0	0.07	3	0.17	6	0.33	13
2	34	34	0	0.61	23	0.71	27	0.71	27
3	43	41	2	0.9	34	0.92	35	0.46	17
4	33	17	16	0.54	20	0.54	21	0.11	4
5	7	7	0	0.36	13	0.51	19	0.77	29
6	27	27	0	0.74	28	0.77	29	0.38	14
7	80	80	0	0.03	1	0.15	5	0.58	22
8	53	17	36	0.54	20	0.54	20	0.11	4
9	12	12	0	0.63	24	0.67	25	0.34	13
10	5	5	0	0.09	4	0.21	8	0.21	8
11	13	13	0	0.6	23	0.79	30	0.79	30
12	19	19	0	0.03	1	0.19	7	0.37	14
13	38	24	14	1.66	63	1.91	72	1.91	72
14	2	2	0	0	0	0	0	0	0
15	9	9	0	0.92	35	0.94	36	0.94	36
16	10	10	0	0.01	0	0.05	2	0.33	12
17	6	6	0	0.37	14	0.42	16	0.21	8
18	8	8	0	0	0	0	0	0	0
19	9	9	0	0.53	20	0.55	21	0.27	10
20	3	3	0	0.06	2	0.14	5	0.14	5
21	7	7	0	0	0	0	0	0	0
22	12	12	0	0	0	0.03	1	0.26	10
23	3	3	0	0	0	0	0	0	0
24	42	27	15	0.45	17	0.45	17	0.08	3
25	25	25	0	0.03	1	0.18	7	0.36	14
26	9	9	0	0.49	19	0.58	22	0.58	22
27	4	4	0	1.89	72	2.68	101	2.68	101
28	25	25	0	0.04	1	0.17	7	0.35	13
29	30	30	0	0.85	32	0.97	37	0.49	18
30	23	23	0	0.1	4	0.27	10	0.55	21
31	20	14	6	0.76	29	0.78	29	0.39	15
32	12	12	0	0.02	1	0.13	5	0.26	10
33	15	15	0	0.66	25	0.7	26	0.35	13
34	20	13	7	1.26	48	1.5	57	0.75	28
35	47	47	0	0.13	5	0.4	15	0.79	30
Moyenne				0.44	16.63	0.54	20.51	0.48	18.17

Tableau V.27. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°5 sur le site du centre ville à Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

Centre ville, bâtiment n°6									
N° de façade	Nombre de pts au 1 ^{er} calcul	Nombre de pts au 2 ^{ème} calcul	Différence entre 1 ^{er} et 2 ^{ème} calcul	σ_d (pixel)	σ_d (cm)	σ_x (pixel)	σ_x (cm)	σ_y (pixel)	σ_y (cm)
1	18	18	0	0	0	0	0	0	0
2	85	14	71	1.16	44	1.17	44	0.59	22
3	12	12	0	0.63	24	0.69	26	0.34	13
4	42	42	0	0.02	1	0.07	3	0.51	19
5	21	17	4	1.1	42	1.13	43	0.57	21
6	55	10	45	4.06	153	5.74	217	5.74	217
7	41	41	0	0.03	1	0.26	10	0.52	20
1	7	7	0	0.3	11	0.39	15	0.39	15
2	17	17	0	0.74	28	0.77	29	0.39	15
3	5	5	0	0.04	1	0.14	5	0.14	5
4	7	7	0	0	0	0	0	0	0
5	7	7	0	0.01	0	0.24	9	0.24	9
6	5	5	0	0.31	12	0.41	16	0.41	16
7	3	3	0	0.21	8	0.25	9	0.25	9
8	11	11	0	0	0	0.03	1	0.26	10
9	5	5	0	0.14	5	0.21	8	0.11	4
Moyenne				0.55	20.63	0.72	27.19	0.65	24.69

Tableau V.28. Estimation de la précision du calcul des façades du bâtiment n°6 sur le site du centre ville de Strasbourg (densité de points : 1.3 pts/m²)

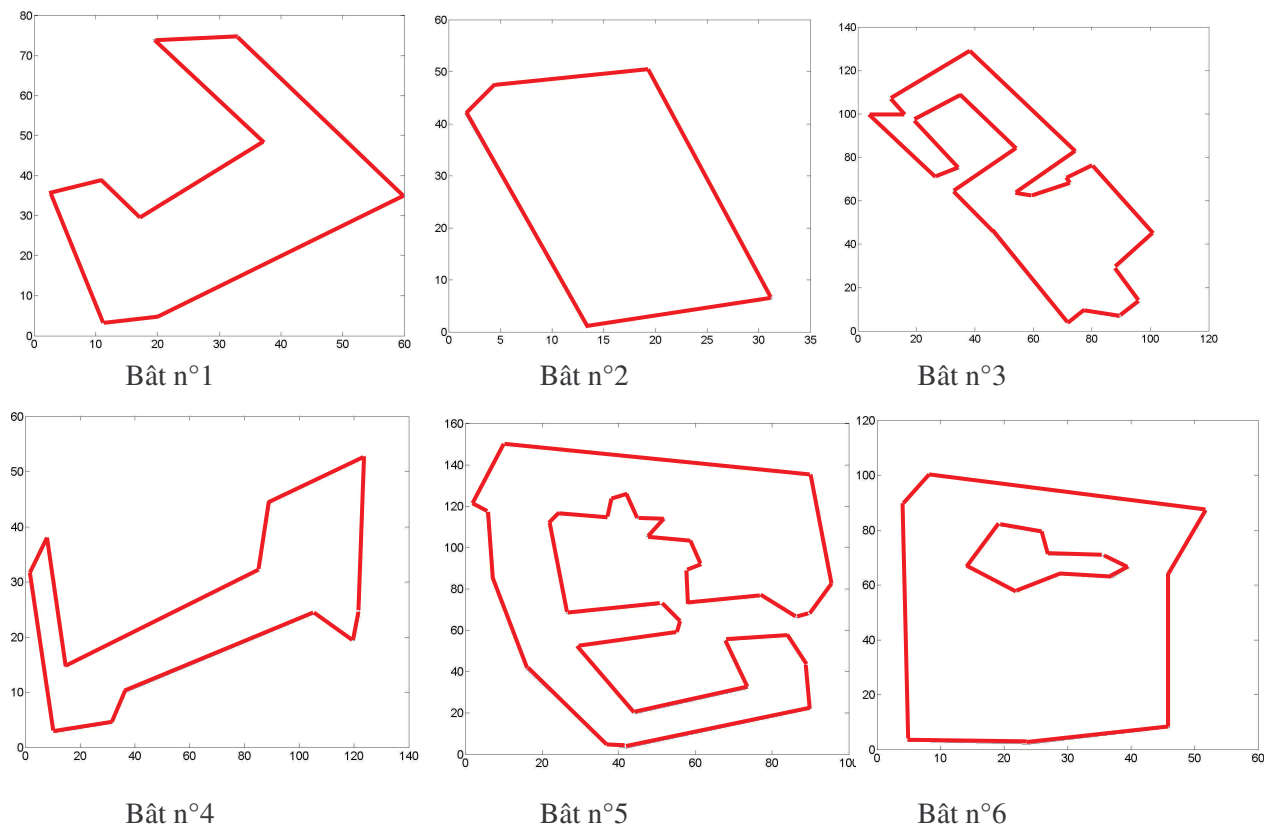


Figure V.6. Bâtiments n° 1, 2, 3, 4, 5 et 6 sur le site du centre ville de Strasbourg

Annexe VI

Indices de qualité

VI.1. Indices de qualité des modèles de bâtiments

Après avoir obtenu le modèle 3D ou 2D d'un bâtiment, il est indispensable d'estimer la précision et la qualité de ce modèle. Cette estimation permet de valoriser une méthode de modélisation par rapport aux autres méthodes. Le principe de cette étude est de transformer l'évaluation du modèle de bâtiment dans l'évaluation d'une classification en discrétisant l'espace de pixel (2D) ou de voxel⁷ (3D) avec le modèle de référence.

La majorité des indices qu'on va présenter utilise les opérations ensemblistes (cf. Figure VI.1) qui sont :

Soit A et B deux ensembles, donc :

- Union : $A \cup B$
- Intersection : $A \cap B$
- A condition B ou A moins B : $A \setminus B$
- B condition A ou B moins A : $B \setminus A$

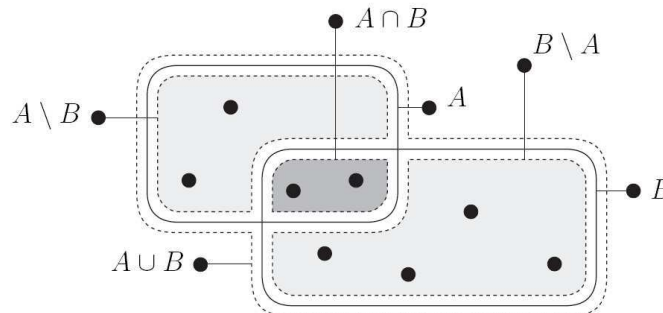


Figure VI.1. Opérations ensemblistes représentées à l'aide du diagramme de Venn

Dans la suite on présente les six indices utilisés pour évaluer la précision ou la qualité d'un modèle de bâtiment par rapport à un modèle de référence en supposant que S est le modèle de référence, \hat{S} est le modèle obtenu :

1- Taux de détection (*detection rate*) ρd (McGlone et Shufelt, 1994 ; McKeown *et al.*, 2000) (cf. Equation VI.1) :

$$\rho d = \frac{|S \cap \hat{S}|}{|S \cap \hat{S}| + |S \setminus \hat{S}|} = \frac{|S \cap \hat{S}|}{|S|}, \rho d \in [0,1] \quad (\text{VI.1})$$

⁷ Voxel : Plus petit élément d'un espace tridimensionnel auquel on peut associer individuellement une couleur et une intensité (www.granddictionnaire.com)

Cet indice présente le pourcentage des parties communes entre le modèle obtenu et le modèle de référence par rapport à la superficie du modèle de référence. S'il est proche de 1, cela signifie que le modèle obtenu est de bonne qualité et vice versa. Il prend des valeurs entre zéro et un.

2- Indice de qualité (*quality rate*) ρ_q (McGlone et Shufelt, 1994 ; Weidner, 1997 ; McKeown *et al.*, 2000 ; Ragia, 2000) (cf. Equation VI.2) :

$$\rho_q = \frac{|S \cap \hat{S}|}{|S \cup \hat{S}|} = 1 - \frac{|(\hat{S} \setminus S) \cup (S \setminus \hat{S})|}{|S \cup \hat{S}|}, \rho_q \in [0,1] \quad (\text{VI.2})$$

Cet indice présente le pourcentage des parties communes entre le modèle obtenu et le modèle de référence par rapport à l'union du modèle obtenu et du modèle de référence. Il prend des valeurs entre zéro et un. S'il est proche de 1, le modèle obtenu est de bonne qualité et vice versa. Cet indice est plus sensible, que l'indice de détection, aux déformations du modèle obtenu. Car il utilise, au dénominateur, la superficie de l'union du modèle obtenu et du modèle de référence au lieu de la superficie du modèle de référence.

3- Indices de recouvrement : dans cette catégorie, il y a deux indices qui sont :

3.1- Indice1 ou « facteur d'excédent » (branch factor) ρ_b (McGlone et Shufelt, 1994 ; McKeown *et al.*, 2000) (cf. Equation VI.3) :

$$\rho_b = \frac{|\hat{S} \setminus S|}{|S \cap \hat{S}|}, \rho_b \geq 0 \quad (\text{VI.3})$$

Il présente le pourcentage de la partie du modèle obtenu, qui n'appartient pas au modèle de référence, par rapport à l'intersection de deux modèles. Si la valeur de cet indice est proche de zéro, le modèle obtenu est précis et vice versa. De plus, il peut avoir une valeur supérieure à 1, mais il est toujours supérieur à zéro.

3.2- Indice2 ou « facteur de déficit » (miss factor) ρ_m (McGlone et Shufelt, 1994) (cf. Equation VI.4) :

$$\rho_m = \frac{|S \setminus \hat{S}|}{|S \cap \hat{S}|}, \rho_m \geq 0 \quad (\text{VI.4})$$

Il présente le pourcentage de la partie du modèle de référence, qui n'appartient pas au modèle obtenu, par rapport à l'intersection de deux modèles. Si la valeur de cet indice est proche de zéro, le modèle obtenu est précis et vice versa. De plus, il peut avoir une valeur supérieure à 1 mais il est toujours supérieur à zéro.

L'interprétation des deux indices doit se faire en même temps, parce qu'ils donnent ensemble une impression correcte de la qualité du modèle obtenu. Par exemple, si ρ_m est égale à zéro et ρ_b a une valeur différente de zéro, les deux modèles sont bien géoréférencés, mais le modèle obtenu contient une déformation importante.

5- Indice d'échec (*false alarm rate*) ρ_f (Ragia, 2000) (cf. Equation V.5) :

$$\rho_f = \frac{|\hat{S} \setminus S|}{|S|}, \rho_f \geq 0 \quad (\text{VI.5})$$

Il présente le pourcentage de la partie du modèle obtenu, qui n'appartient pas au modèle de référence, par rapport à la superficie du modèle de référence. Si la valeur de cet indice est proche de zéro, le modèle obtenu est précis et vice versa. De plus, il peut avoir des valeurs supérieures à 1, mais il est toujours supérieur à zéro.

5- Erreur de type 2 (*type 2 error*) β (Weidner, 1997 ; Henricsson et Baltasvias, 1997 ; Schuster et Weidner, 2003) (cf. Equation VI.6):

$$\beta = \frac{|S \setminus \hat{S}|}{|S|}, \beta \in [0,1] \quad (\text{VI.6})$$

Cet indice ressemble à l'indice d'alarme fausse mais il utilise dans le numérateur $|S \setminus \hat{S}|$ au lieu de $|\hat{S} \setminus S|$. Il prend des valeurs entre zéro et un. Il présente le pourcentage de la partie du modèle de référence, qui n'appartient au modèle obtenu, par rapport à la superficie de modèle de référence. Si la valeur de cet indice est proche de zéro, le modèle obtenu est précis et vice versa.

6- Défaut de dissimilitude de forme (*shape dissimilarity*) ρ_s (Henricsson et Baltasvias, 1997) (cf. Equation VI.7) :

$$\rho_s = \frac{|(S \setminus \hat{S}) \cup (\hat{S} \setminus S)|}{|S|}, \rho_s \geq 0 \quad (\text{VI.7})$$

Il présente le pourcentage de la différence entre les deux modèles par rapport à la superficie du modèle de référence. Si la valeur de cet indice est proche de zéro, le modèle obtenu est précis et vice versa. De plus, il peut avoir une valeur supérieure à 1 mais il est toujours supérieur à zéro.

VI.2. Calcul des indices de qualité des modèles des façades des bâtiments pour le site du campus à Strasbourg

Dans ce paragraphe, on calcule les indices de qualité présentés dans le paragraphe précédent pour les modèles des façades des bâtiments du site du campus à Strasbourg. Dans ce contexte, on distingue deux types de modèles. Le premier type est calculé à partir des nuages de points des bâtiments et sans considérer le masque de bâtiments calculé à l'issue de la segmentation automatique. Par contre, le deuxième type est calculé à partir du masque de bâtiments calculé à l'issue de la segmentation automatique.

Précision des modèles des façades calculés à partir des nuages de points des bâtiments : dans le paragraphe 6.3.1.2 on a superposé les modèles de bâtiments obtenus (campus à Strasbourg) aux modèles de référence. Maintenant, dans le Tableau VI.1 on montre les résultats des calculs des opérations ensemblistes en supposant qu'A est le modèle de référence d'un bâtiment, et B est le modèle obtenu du même bâtiment. Les colonnes A et B présentent les valeurs des superficies. L'unité utilisée est le mètre carré (m²).

N°	A	B	$A \cap B$	$A \cup B$	$A \setminus B$	$B \setminus A$
1	8410.55	8387.4	8267.59	8530.36	142.96	119.81
2	2831.07	2247.43	2233.17	2845.32	597.9	14.26
3	8020.85	8192.73	7588.35	8625.23	432.5	604.38
4	957.66	751.54	714.74	994.46	242.92	36.8
5	894.76	818.5	796.12	917.14	98.64	22.38
6	1149.86	1256.29	1146.97	1259.17	2.88	109.32
7	2292.65	2905.07	2211.24	2986.48	81.41	693.83
8	2045.37	1674.61	1631.45	2088.53	413.92	43.16
9	5161.14	3803.8	3698.64	5266.3	1462.5	105.15
10	908.49	813.23	798.38	923.34	110.11	14.85
11	255.79	271.79	252.09	275.49	3.7	19.69
12	879.48	862.78	830.15	912.1	49.32	32.62
13	791.15	953.41	768.37	976.19	22.78	185.04
14	535.6	507.86	482.52	560.94	53.08	25.34
15	600.94	280.83	254.17	627.61	346.77	26.66
16	728.73	702.74	653.56	777.91	75.16	49.18
17	740.89	709.36	687.09	763.16	53.8	22.27
18	1139.3	683.18	677.73	1188.48	461.56	5.45
19	719.83	654.86	633.21	742.11	86.63	21.66
20	614.13	657.52	591.36	619.57	22.77	66.16
21	972.11	1010.7	840.41	993.76	131.7	170.29
22	616.03	654.45	588.07	682.19	27.96	66.38
23	1155.16	1154.44	1030.05	1325.45	125.11	124.39
24	1174.2	1080.65	1041.02	1240.59	133.18	39.63
25	443.96	435.94	402.21	568.35	41.75	33.73
26	214.37	420.83	213.93	253.99	0.43	206.9
27	444.01	412.78	384.91	477.74	59.09	27.87
28	4566.25	2556.86	2370.32	4773.14	2195.92	186.54
29	263.8	518.45	224.27	291.67	39.53	294.18
30	2425.07	2555.8	2251.19	2611.6	173.88	304.61
31	965.35	944.13	917.4	1259.53	47.95	26.73
32	2208.16	2115.18	2049.38	2512.78	158.79	65.8
33	8298.91	5524.21	5218.99	8325.65	3079.92	305.22
34	2419.69	2564.8	2279.79	2519.47	173.88	285.02
35	316.12	276.07	269.03	621.33	47.09	7.05
36	1049.94	724.64	722.29	1334.95	327.65	2.35
37	6679.35	7233.27	6251.01	6681.71	428.34	982.26
38	3218.12	3062.85	2928.44	4200.38	289.68	134.41
39	663.51	639.86	622	797.91	41.51	17.86
40	2045.85	2043.59	1927.51	2063.7	118.34	116.08
41	4106.69	4236.02	3855.15	4222.77	251.53	380.86
42	906.94	746.47	700.62	1287.8	206.31	45.84
43	9332.69	6616.13	6354.46	9378.53	2978.24	261.68
44	2672.15	2544.39	2410.96	2933.83	261.19	133.43
45	2833.28	2102.7	2038.11	2966.71	795.17	64.59
46	4032.01	3405.71	3194.48	4096.6	837.53	211.23
47	575.71	305.94	261.65	786.94	314.07	44.3

Tableau VI.1. Calcul des opérations ensemblistes entre les modèles de référence A et les modèles obtenus B en m²

Dans le Tableau VI.2, on montre les résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments présentés dans la Figure 6.10. Ce calcul est fait pour chaque bâtiment séparément pour le site du campus à Strasbourg.

N°	pd	pq	pb	pm	pf	β	ps
1	0.98	0.97	0.01	0.02	0.01	0.02	0.03
2	0.79	0.78	0.01	0.27	0.01	0.21	0.22
3	0.95	0.88	0.08	0.06	0.08	0.05	0.13
4	0.75	0.72	0.05	0.34	0.04	0.25	0.29
5	0.89	0.87	0.03	0.12	0.03	0.11	0.14
6	1	0.91	0.1	0	0.1	0	0.1
7	0.96	0.74	0.31	0.04	0.3	0.04	0.34
8	0.8	0.78	0.03	0.25	0.02	0.2	0.22
9	0.72	0.7	0.03	0.4	0.02	0.28	0.3
10	0.88	0.86	0.02	0.14	0.02	0.12	0.14
11	0.99	0.92	0.08	0.01	0.08	0.01	0.09
12	0.94	0.91	0.04	0.06	0.04	0.06	0.09
13	0.97	0.79	0.24	0.03	0.23	0.03	0.26
14	0.9	0.86	0.05	0.11	0.05	0.1	0.15
15	0.42	0.4	0.1	1.36	0.04	0.58	0.62
16	0.9	0.84	0.08	0.12	0.07	0.1	0.17
17	0.93	0.9	0.03	0.08	0.03	0.07	0.1
18	0.59	0.57	0.01	0.68	0	0.41	0.41
19	0.88	0.85	0.03	0.14	0.03	0.12	0.15
20	0.96	0.95	0.11	0.04	0.11	0.04	0.14
21	0.86	0.85	0.2	0.16	0.18	0.14	0.31
22	0.95	0.86	0.11	0.05	0.11	0.05	0.15
23	0.89	0.78	0.12	0.12	0.11	0.11	0.22
24	0.89	0.84	0.04	0.13	0.03	0.11	0.15
25	0.91	0.71	0.08	0.1	0.08	0.09	0.17
26	1	0.84	0.97	0	0.97	0	0.97
27	0.87	0.81	0.07	0.15	0.06	0.13	0.2
28	0.52	0.5	0.08	0.93	0.04	0.48	0.52
29	0.85	0.77	1.31	0.18	1.12	0.15	1.27
30	0.93	0.86	0.14	0.08	0.13	0.07	0.2
31	0.95	0.73	0.03	0.05	0.03	0.05	0.08
32	0.93	0.82	0.03	0.08	0.03	0.07	0.1
33	0.63	0.63	0.06	0.59	0.04	0.37	0.41
34	0.94	0.9	0.13	0.08	0.12	0.07	0.19
35	0.85	0.43	0.03	0.18	0.02	0.15	0.17
36	0.69	0.54	0	0.45	0	0.31	0.31
37	0.94	0.94	0.16	0.07	0.15	0.06	0.21
38	0.91	0.7	0.05	0.1	0.04	0.09	0.13
39	0.94	0.78	0.03	0.07	0.03	0.06	0.09
40	0.94	0.93	0.06	0.06	0.06	0.06	0.11
41	0.94	0.91	0.1	0.07	0.09	0.06	0.15
42	0.77	0.54	0.07	0.29	0.05	0.23	0.28
43	0.68	0.68	0.04	0.47	0.03	0.32	0.35
44	0.9	0.82	0.06	0.11	0.05	0.1	0.15
45	0.72	0.69	0.03	0.39	0.02	0.28	0.3
46	0.79	0.78	0.07	0.26	0.05	0.21	0.26
47	0.45	0.33	0.17	1.2	0.08	0.55	0.62
Moyenne	0.85	0.77	0.12	0.23	0.11	0.15	0.26
Ecart-Type	0.15	0.15	0.24	0.31	0.22	0.15	0.24

Tableau VI.2. Résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments (campus à Strasbourg)

Précision des modèles des façades calculés à partir du masque de bâtiments : dans le paragraphe 6.4.2 on a superposé les modèles de bâtiments obtenus (campus à Strasbourg) aux modèles de référence. Maintenant, dans le Tableau VI.3 on montre les résultats des calculs des opérations ensemblistes en supposant qu'A est le modèle de référence d'un bâtiment, et B le modèle obtenu du même bâtiment. Les colonnes A et B présentent les valeurs des superficies. L'unité utilisée est le mètre carré (m²).

N°	A	B	A∩B	A∪B	A\B	B\A
1	2045.37	2518.12	1970.28	2593.21	75.09	547.84
2	906.94	692.45	672.9	926.48	234.04	19.55
3	255.79	290.62	252.4	294.01	3.39	38.22
4	8020.85	7821.4	7379.53	8462.72	641.32	441.87
5	2292.65	2733.71	2084.87	2941.5	207.78	648.85
6	2831.07	2278.58	2261	2848.64	570.06	17.57
7	894.76	875.95	839.2	931.52	55.57	36.76
8	1149.86	1312.81	1149.07	1313.59	0.79	163.74
9	879.48	833.74	781.34	931.87	98.13	52.4
10	791.15	989.84	773.76	1007.24	17.39	216.09
11	719.83	726.72	636.23	810.32	83.6	90.49
12	614.13	707.63	598.06	723.7	16.07	109.57
13	1075.57	1169.81	990.47	1254.91	85.1	179.34
14	972.11	950.92	712.95	1210.08	259.16	237.97
15	616.03	686.58	604.69	697.91	11.34	81.89
16	285.63	351.83	285.62	351.84	0.01	66.2
17	535.6	584.07	495.82	623.84	39.78	88.24
18	600.94	676.9	597.69	680.16	3.26	79.21
19	8410.55	8258.62	7894.8	8774.36	515.74	363.82
20	1155.16	707.22	688.06	1174.31	467.09	19.15
21	443.96	414.64	410.78	447.82	33.18	3.86
22	1174.2	1178.55	1099.65	1253.1	74.55	78.9
23	4566.25	1995.71	1846.86	4715.1	2719.38	148.85
24	1049.94	812.71	806.72	1055.93	243.22	5.99
25	1041.49	789.36	783.76	1047.09	257.73	5.6
26	6679.35	6263.4	5987.43	6955.31	691.92	275.96
27	3218.12	3249.64	3051	3416.76	167.12	198.64
28	4106.69	3408.85	3328.06	4187.48	778.63	80.79
29	2045.85	2037.48	1925.47	2157.86	120.37	112.01
30	1373.13	1388.69	1330.85	1430.96	42.28	57.84
31	2208.16	2051.43	1995.29	2264.3	212.87	56.14
32	2419.69	2481.17	2238.1	2662.77	181.59	243.07
33	2425.07	2468.52	2269.51	2624.07	155.55	199
34	965.35	960.78	938.84	987.29	26.51	21.94
35	8298.91	7628.25	7273.95	8653.21	1024.96	354.29
36	2672.15	2542.15	2444.71	2769.59	227.44	97.44
37	5161.14	4511.41	4015.59	5656.97	1145.56	495.82
38	2833.28	2315.75	2227.89	2921.14	605.39	87.86
39	4032.01	3577.06	3363.12	4245.95	668.89	213.94
40	9332.69	8419.74	7929.48	9822.96	1403.22	490.26

Tableau VI.3. Calcul des opérations ensemblistes entre les modèles de référence A et les modèles obtenus B en m² (utilisation du masque de bâtiments)

Dans le Tableau VI.4, on montre les résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments présentés dans la Figure 6.23. Ce calcul est fait pour chaque bâtiment séparément pour le site du campus à Strasbourg.

N°	ρ_d	ρ_q	ρ_b	ρ_m	ρ_f	β	ρ_s
1	0.96	0.76	0.28	0.04	0.27	0.04	0.3
2	0.74	0.73	0.03	0.35	0.02	0.26	0.28
3	0.99	0.86	0.15	0.01	0.15	0.01	0.16
4	0.92	0.87	0.06	0.09	0.06	0.08	0.14
5	0.91	0.71	0.31	0.1	0.28	0.09	0.37
6	0.8	0.79	0.01	0.25	0.01	0.2	0.21
7	0.94	0.9	0.04	0.07	0.04	0.06	0.1
8	1	0.87	0.14	0	0.14	0	0.14
9	0.89	0.84	0.07	0.13	0.06	0.11	0.17
10	0.98	0.77	0.28	0.02	0.27	0.02	0.3
11	0.88	0.79	0.14	0.13	0.13	0.12	0.24
12	0.97	0.83	0.18	0.03	0.18	0.03	0.2
13	0.92	0.79	0.18	0.09	0.17	0.08	0.25
14	0.73	0.59	0.33	0.36	0.24	0.27	0.51
15	0.98	0.87	0.14	0.02	0.13	0.02	0.15
16	1	0.81	0.23	0	0.23	0	0.23
17	0.93	0.79	0.18	0.08	0.16	0.07	0.24
18	0.99	0.88	0.13	0.01	0.13	0.01	0.14
19	0.94	0.9	0.05	0.07	0.04	0.06	0.1
20	0.6	0.59	0.03	0.68	0.02	0.4	0.42
21	0.93	0.92	0.01	0.08	0.01	0.07	0.08
22	0.94	0.88	0.07	0.07	0.07	0.06	0.13
23	0.4	0.39	0.08	1.47	0.03	0.6	0.63
24	0.77	0.76	0.01	0.3	0.01	0.23	0.24
25	0.75	0.75	0.01	0.33	0.01	0.25	0.25
26	0.9	0.86	0.05	0.12	0.04	0.1	0.14
27	0.95	0.89	0.07	0.05	0.06	0.05	0.11
28	0.81	0.79	0.02	0.23	0.02	0.19	0.21
29	0.94	0.89	0.06	0.06	0.05	0.06	0.11
30	0.97	0.93	0.04	0.03	0.04	0.03	0.07
31	0.9	0.88	0.03	0.11	0.03	0.1	0.12
32	0.92	0.84	0.11	0.08	0.1	0.08	0.18
33	0.94	0.86	0.09	0.07	0.08	0.06	0.15
34	0.97	0.95	0.02	0.03	0.02	0.03	0.05
35	0.88	0.84	0.05	0.14	0.04	0.12	0.17
36	0.91	0.88	0.04	0.09	0.04	0.09	0.12
37	0.78	0.71	0.12	0.29	0.1	0.22	0.32
38	0.79	0.76	0.04	0.27	0.03	0.21	0.24
39	0.83	0.79	0.06	0.2	0.05	0.17	0.22
40	0.85	0.81	0.06	0.18	0.05	0.15	0.2
Moyenne	0.88	0.81	0.1	0.17	0.09	0.12	0.21
Ecart-Type	0.12	0.11	0.09	0.25	0.08	0.12	0.12

Tableau VI.4. Résultats du calcul des indices d'évaluation de précision des modèles de bâtiments (campus à Strasbourg) (utilisation du masque de bâtiments)

Annexe VII

Matrices intermédiaires utilisées dans la démarche de la modélisation automatique de bâtiments

VII.1. Matrice *arêtes_internes_voisinage*

Dans la démarche de la modélisation 2D des toits des bâtiments, il est indispensable de calculer la matrice *arêtes_internes_voisinage* (cf. Tableau VII.1). Cela aidera à passer du modèle 2D d'un bâtiment au modèle 3D (cf. paragraphe 5.3). Cette matrice contient cinq colonnes et n lignes, où n est égal au nombre d'arêtes internes de toit dans le plan horizontal. La première colonne représente le numéro de l'arête, la deuxième et la troisième colonne contiennent les deux plans voisins de chaque arête. Dans le cas général, la quatrième et la cinquième colonne sont vides, sauf si l'arête représente une arête ponctuelle (l'arête est composée d'un seul point). Ce point relie quatre arêtes (point d'intersection de quatre plans) (la zone encerclée dans la Figure VII.1).

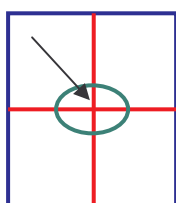


Figure VII.1. Intersection de quatre plans voisins définissant une arête ponctuelle composée d'un seul point (zone encerclée)

De plus, cette arête peut être présentée deux fois dans la matrice *plans_voisins_pixel* (cf. Tableau 5.1) ou dans la matrice *plans_voisins* (cf. Figure 5.24f). Alors pour ce type d'arête on remplit les colonnes n° quatre et cinq dans la matrice *arêtes_internes_voisinage* (cf. Tableau VII.1).

N° arête	1 ^{er} plan voisin	2 ^{ème} plan voisin	3 ^{ème} plan voisin	4 ^{ème} plan voisin
1	1	3		
2	3	5		
3	6	7		
4	1	4		
5	3	6		
6	4	5		
7	2	3		
8	3	4		
9	5	6		
10	1	2		

Tableau VII.1. Matrice *arêtes_internes_voisinage* du bâtiment présenté dans la Figure 5.24e

VII.2. Matrice *coordonnées_arêtes_extremités*

Pour étudier les relations de jonction entre les arêtes internes du toit (cf. paragraphe 5.2.2.2), il est nécessaire de décrire géométriquement la position des arêtes internes. Pour réaliser cet objectif, il faut déterminer les coordonnées de leurs extrémités. Dans ce contexte, on détecte les listes des points 2D de chaque arête à partir de la matrice *arêtes_internes_raster*. Cela nous permet de calculer une nouvelle matrice notée *coordonnées_arêtes_extremités* (cf. Tableau VII.2). Cette matrice est composée de cinq colonnes et n lignes (n est le nombre d'arêtes internes de toit dans le plan horizontal). La première colonne contient le numéro d'arête tandis que les quatre dernières colonnes contiennent les coordonnées des deux extrémités de l'arête.

N° arête	Première extrémité		Deuxième extrémité	
	X	Y	X	Y
1				
.				
.				
n				

Tableau VII.2. Contenu de la matrice *coordonnées_arêtes_extremités*

Annexe VIII

Paramètres utilisés dans la démarche de traitements automatiques des données lidar

VIII.1. Paramètres de la segmentation automatique

Dans le Tableau VIII.1, on présente les paramètres utilisés dans la démarche de segmentation automatique d'un nuage de points lidar. Pour chaque seuil, on a illustré les valeurs minimales et maximales et la valeur prédéfinie.

Paramètres de la segmentation automatique					
	Seuil	A quoi il sert	Valeurs maximale / minimale	Valeur prédéfinie	Commentaire
Segmentation sol/sursol	S_1 (m)	Séparation entre sol et sursol	4/7	50	L'augmentation de la densité diminue la valeur S_1
	S_2 (m ²)	Superficie des segments des bâtiments	30/150	100	Selon la typologie urbaine
Segmentation bâtiments/végétation	Δh_{max} (m)	Dénivelée maximale entre les points d'une même cellule	0.6/1.8	1	L'augmentation de la densité diminue la valeur Δh_{max}
	S_{2_b} (m ²)	Superficie des noyaux des bâtiments	20/100	70	Selon la typologie urbaine. Il est inférieur à S_1
	$\Delta h_{R,g}$ (m)	Dénivelées utilisées dans l'algorithme de croissance de région	0.4/1.6	0.9	L'augmentation de la densité diminue la valeur $\Delta h_{R,g}$

Tableau VIII.1. Paramètres de la segmentation automatique

Suite à la présentation des paramètres de la segmentation automatique, on expose celles de la modélisation automatique des bâtiments.

VIII.2. Paramètres de la modélisation automatique des bâtiments

Dans le Tableau VIII.2, on présente les paramètres utilisés dans la démarche de la modélisation automatique d'un nuage de points lidar d'un bâtiment. Pour chaque seuil, on a illustré les valeurs minimales et maximales et la valeur prédéfinie.

Paramètres de la modélisation automatique					
	Seuil	A quoi il sert	Valeurs maximale / minimale	Valeur prédéfinie	Commentaire
Modélisation des façades	S_{cours} (pixel ²)	Discrimination des cours intérieures de bâtiment	20/120	50	L'augmentation de la densité augmente la valeur S_{cours}
	S (pixel)	Utilisé dans l'algorithme Douglas-Peucker	2/3	2.5	Selon la densité de points
	S_{angle} (en degrés)	Fusion de côtés voisins dans un polygone	15/35	25	Inferieur à 90°
	S_{dist} (pixel)	Fusion de côtés voisins dans un polygone	1/2	1	Selon la densité de points
	S_{bruit} (pixel)	Elimination des points de bruit avant le calcul de la droite moyenne	1/3	2	Selon la précision de points lidar
	S_{coin} (pixel)	Contrôle de position des coins d'un polygone	2/5	3	Selon la densité de points
Modélisation 2D des toits	S_t (cm)	Tolérance sur la distance (RANSAC)	30/70	50	Selon la précision altimétrique de points lidar
	S_{max} (m ²)	Surface maximale attendue pour un plan de toit	40/90	70	Selon la typologie urbaine
	S_{min} (m ²)	Surface minimale attendue pour un plan de toit	20/50	40	Selon la typologie urbaine

Tableau VIII.2. Paramètres de la modélisation automatique

Annexe IX

Comparaison du résultat de modélisation du site Hermanni à ceux obtenus dans le projet européen EuroSDR

Dans cette annexe, le résultat de modélisation de bâtiments du site Hermanni, obtenu par l'application de la méthode développée dans cette thèse, est comparé aux résultats obtenus dans le projet européen EuroSDR (Kaartinen *et al.*, 2006).

L'objectif du projet européen EuroSDR est l'évaluation de la qualité, de la précision, de la faisabilité, et de l'aspect commercial de l'extraction automatique et semi-automatique des bâtiments en utilisant des données lidar aéroporté et/ou des images aériennes. Pour réaliser cette comparaison, onze équipes de recherche européennes ont participé en fournissant le résultat de l'application de leur algorithme d'extraction de bâtiments à des données communes (Kaartinen *et al.*, 2006).

Les nuages de points mis à disposition par le projet couvraient plusieurs sites en Finlande (site Hermanni, Espoonlahti et Senaatti), et en France (site Amiens). Comme seul le site d'Hermanni a été considéré dans cette thèse, la comparaison de nos résultats avec ceux des onze équipes se limitera donc à ce site test.

Les données couvrant le site Hermanni et qui sont proposées par le projet européen EuroSDR sont :

- 1- Un nuage de points lidar (Tableau IX.1).
- 2- Une image aérienne avec les données de calibration et d'orientation.
- 3- Une liste de points de calage avec une photographie JPG de ces points.
- 4- Un plan cadastral de la zone scannée.

Le tableau IX.1 présente les données utilisées par chaque équipe pour modéliser les bâtiments du site Hermanni. De plus, il fournit un niveau d'automatisation de la chaîne de traitements d'après une évaluation provenant de l'équipe de recherche. Enfin, les résultats obtenus dans ce projet sont présentés dans la Figure IX.2.

Finalement, pour estimer la précision des modèles 3D des bâtiments, deux méthodes sont employées. La première méthode calcule trois paramètres pour chaque modèle de bâtiment, à savoir la position, la hauteur et la pente du toit. Ces paramètres sont calculés sur un modèle de référence et ensuite confrontés aux paramètres calculés sur les modèles obtenus. Ainsi, à partir de tous ces écarts, un écart-type pour chacun de ces paramètres est associé au modèle de chaque équipe. La deuxième méthode d'estimation utilise le plan cadastral pour calculer la précision du résultat en 2D. Pour cela, deux indices sont calculés pour chaque bâtiment. Le premier est la différence entre la superficie du modèle obtenu et celle du modèle de référence et le second est le défaut de dissimilitude de forme (voir aussi Annexe VI).

Comme nous ne disposons pas des données de références ayant servi à cette étude de qualité, nous nous limitons à une comparaison visuelle entre notre résultat et les résultats obtenus par les onze équipes du projet EuroSDR. Pour réaliser cette comparaison, cinq points sont considérés : le niveau d'automatisation, la capacité de détection, la présence de bruit, les données employées et enfin la géométrie 2D des toits extraits.

D'un point de vue automatisation, chaque équipe a fourni une note située entre 0 et 10 pour qualifier le niveau d'automatisation de sa chaîne de traitement (Tableau IX.1). Bien que cette estimation reste

assez subjective, on peut considérer que le niveau d'automatisation de la chaîne développée dans cette thèse est relativement élevé.

D'un point de vue détection de bâtiments, on observe à partir de la Figure IX.1 b que notre algorithme de segmentation permet de détecter tous les bâtiments dans le site étudié (14 bâtiments), même lorsque la densité de points est faible (cas des bâtiments n° 13 et 14). En revanche, on constate à partir de la Figure IX.2 que la majorité des résultats fournis dans le projet EuroSDR et qui utilisent exclusivement les données lidar n'arrive pas à détecter tous les bâtiments (ex : Dresden et ICC laser)

D'un point de vue de la présence de bruit, on observe à partir de la Figure IX.1 b que le masque de bâtiments calculé par la méthode de segmentation proposée dans cette thèse ne contient pas de bruit à part au niveau du bâtiment n°14. En effet, des arbres sont adossés au bâtiment et ont approximativement la même hauteur que le bâtiment. En revanche, on constate à partir du tableau IX.1 et de la Figure IX.2 que les résultats obtenus par des algorithmes utilisant exclusivement les données lidar contiennent une part de bruit considérable (ex : FOI), voire ils perdent des bâtiments (ex : Dresden, ICC laser, C + B Technik et FOI).

D'un point de vue emploi de données supplémentaires, notre algorithme de segmentation ne s'appuie pas sur des données complémentaires du type image ou plan, mais utilise exclusivement les données lidar. Cela peut être considéré un point positif, surtout dans le cas où les données supplémentaires ne sont pas ou difficilement disponibles.

D'un point de vue géométrie 2D, notre algorithme de modélisation permet seulement de modéliser 12 bâtiments sur 14, car les bâtiments n° 6 et 14 ne disposent pas d'une densité de points suffisante (Figure IX.1c). D'ailleurs, on constate que les autres algorithmes de modélisation qui utilisent exclusivement les données lidar n'arrivent pas non plus à modéliser ces derniers bâtiments. Finalement, on remarque que notre résultat se situe parmi les meilleurs résultats car non seulement il détecte les plans principaux des toits des bâtiments, mais aussi les plans de détails de toits (ex : les cheminées), à condition que la superficie de ces détails soit cohérente avec la densité de nuage de points.

Par conséquent, les résultats de la comparaison sont positifs quel que soit le critère de comparaison considéré, ce qui positionne notre résultat à une place tout à fait honorable.

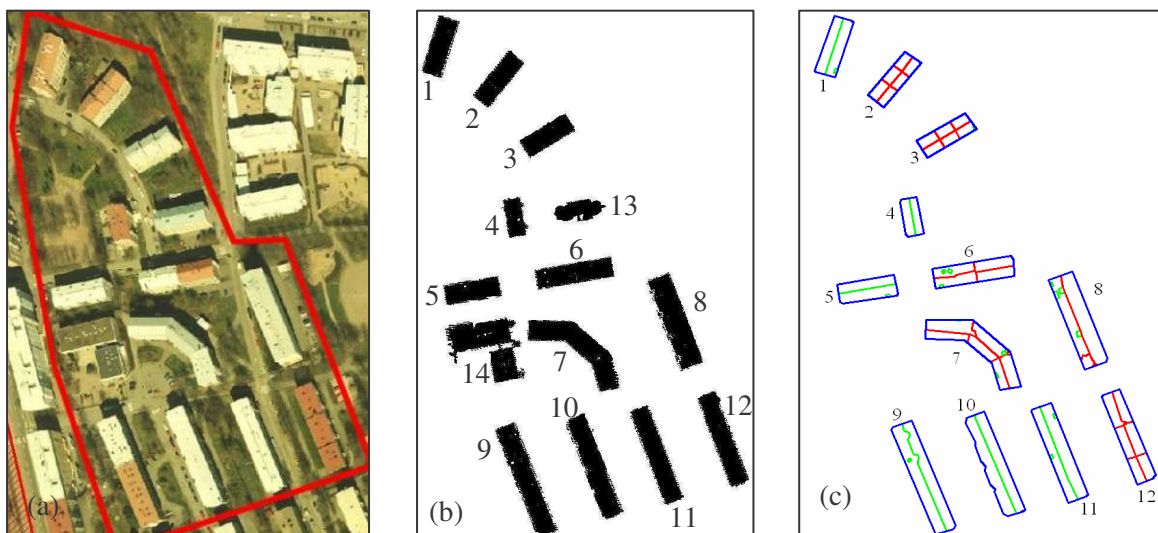


Figure IX.1. Résultat de la segmentation automatique du nuage de points du site Hermann (Finlande) en utilisant l'algorithme proposé dans cette thèse. a) Photo aérienne; b) Masque des bâtiments ; c) Modèle généré par modélisation 2D des toits des bâtiments

	Nuage de points %	Photo aérienne %	Plan cadastral	Bâtiments détectés	Niveau d'automatisation / 10
CyberCity AG, Switzerland	0	100	-	14	3
Delft University of Technology, Netherlands	100	0	x	8	7
Hamburg University of Applied Sciences and Nebel+Partner, Germany	0	100	-	14	6
Institut Géographique National, France (IGN)	50	50	-	14	5
Swedish Defence Research Agency (FOI)	100	0	x	8	10
University of Aalborg, Denmark	100	0	x	11	8
C+B Technik, Germany	100	0	x	8	6
Institut Cartografic de Catalunya, Spain (ICC laser+photo)	80	20	-	13	6
Institut Cartografic de Catalunya, Spain (ICC laser)	100	0	-	12.5	6
Dresden University of Technology, Germany	100	0	-	1	9
University of Applied Sciences, Stuttgart, Germany	0	100	-	14	7
INSA de Strasbourg, France	100	0	-	14	8

Tableau IX.1. Comparaison des méthodes utilisées par les équipes ayant participé au projet européen EuroSDR (Kaartinen *et al.*, 2006)

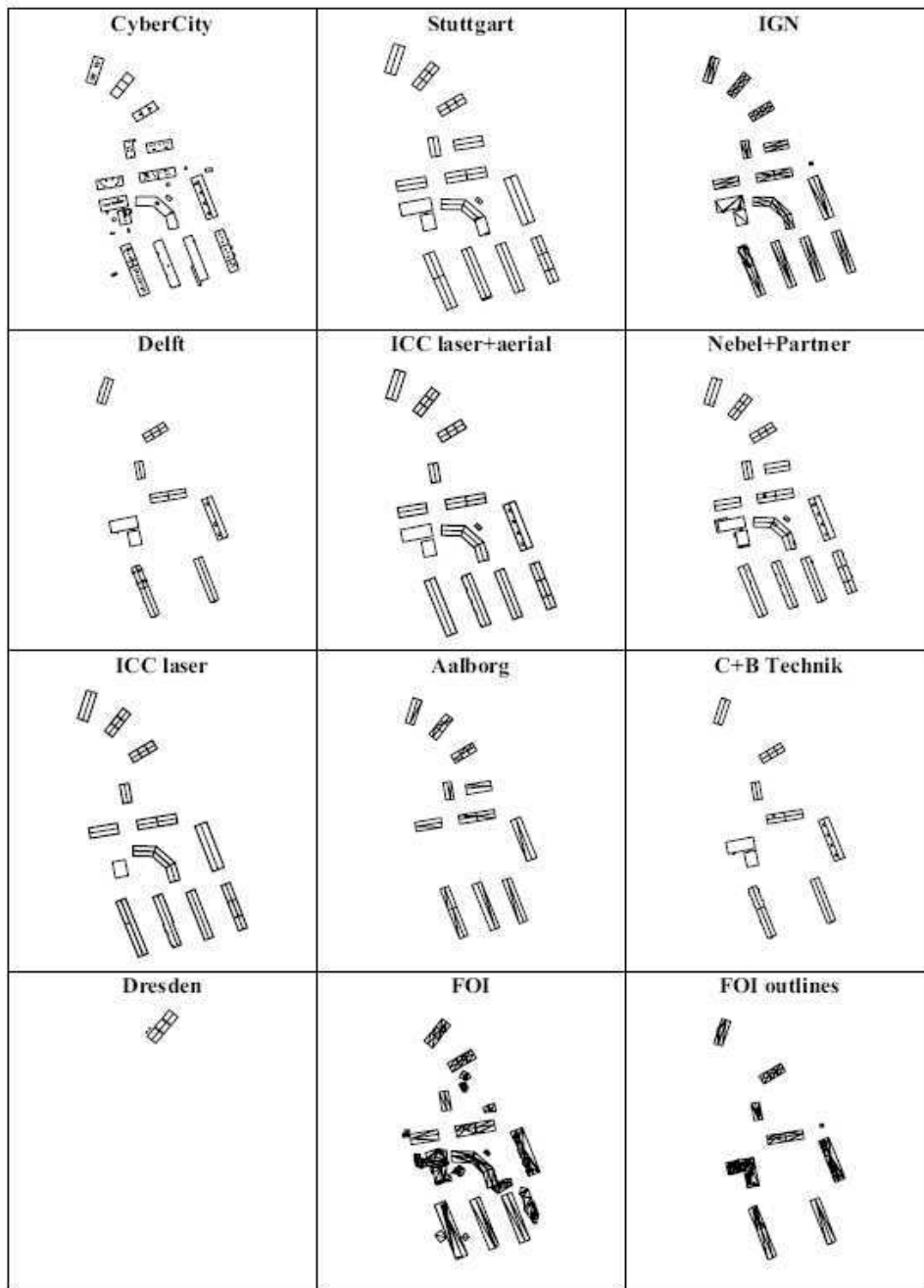


Figure IX.2. Résultats de modélisation obtenus dans le projet européen EuroSDR pour le site Hermanni (Kaartinen *et al.*, 2006)

Bibliographie

Ouvrages

Baltsavias, E., Gruen, A., Van Gool, L., 2001 (Editors). *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (III)*, A.A. Balkema Publishers, ISBN 9058092526, 415p.

Brown, R.G., Hwang P.Y.C., 1997. *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering* (Third Edition) (Hardback). John Wiley & Sons, Inc. ISBN 978-0471128397. 484p.

Caloz, R., Collet, C., 2001. *Précis de télédétection, volume 3, traitements numériques d'images de télédétection*, Presses de l'université du Québec, Agence universitaire de la Francophonie, ISBN 2-7605-1145-6(v-3). 386p.

Chassery, J-M., Montanvert, A., 1991. *Géométrie discrète en analyse d'images*. Hermès, Paris. ISBN 2-86601-271-2. 358p.

Conseil international de la langue Française, 1997. *Terminologie de télédétection et photogrammétrie. Manuel terminologique didactique de télédétection et photogrammétrie français-anglais*. Publié avec le concours de la Délégation générale à la langue française. ISBN : 2-85319-270-9. 455p.

Droesbeke, J-J., Fine, J., Saporta, G., 2002. *Méthodes bayésiennes en statistique*. Editions Technip, Paris, 2002. ISBN 2-7108-0813-7. 418p.

George, P-L. Borouchaki, H. 1997. *Triangulation de Delaunay et maillage, application aux éléments finis*. Edition HERMES, Paris. ISBN 2-86601-625-4. 432 p.

Girard, M.-C., Girard, C., 1999. *Traitements des données de télédétection*. Editions Dunod. ISBN 2100041851. 529p.

Godjevac, J., 1999. *Idées nettes sur la logique floue*. Editions Presses polytechniques et universitaires romandes, CH-Lausanne. ISBN 2-88074-378-8. 113p.

Gonzalez, RC., Woods, RE., Eddins, SL., 2004. *Digital Image processing using MATLAB*. Printed in USA, Pearson Prentice Hall. ISBN 0-13-008519-7. 609p.

Heuel, S., 2004. *Uncertain Projective Geometry. Statistical Reasoning for Polyhedral Object Reconstruction*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany.

Kaartinen et al., 2006. *EuroSDR Projects, Evaluation of Building Extraction*. Published by EuroSDR, Printed by Gopher, Utrecht, The Netherlands.

Kasser, M., Egels, Y., 2001. *Photogrammétrie numérique*. Lavoisier, Paris, 2001. ISBN 2-7462-0311-1. 379p.

Kraus, K., with contributions by Waldhäusl, P., 1993. *Photogrammetry, Vol. 1, Fundamentals and Standard Processes*, 4th edition, Dümmler/Bonn. Translated in French by Grussenmeyer, P. & Reis, O. : *Manuel de photogrammétrie - principes et procédés fondamentaux*, Paris, Editions HERMES, 1998. 407p.

McGlone, J. C., M. Mikhail, E., Bethel, J., 2004. *Manual of photogrammetry* (5th edition). Published by the ASPRS, ISBN 1-57083-071-1, 1151p.

Pérez, J-P., Anterrieu, E., 2000. *Optique : fondements et applications avec 250 exercices et problèmes résolus*. 6^e édition, Dunod, Paris 2000, Masson Paris 84, 87, 91, 94, 96, ISBN 2 10 0048902, 669p.

Pfeifer, N., 2007. *Overview of TLS systems, overall processing and applications, theory and application of Laser Scanning*. ISPRS Summer school 2007. Ljubljana, Slovenia.

Vosselman, G., Maas, H., 2004. *Airborne Laser Altimetry: DEM production and Automatic Feature Extraction*. Tutorial TU6, xxe Congeries de l'ISPRS à Istanbul.

Articles de périodiques

Ameri, B., Fritsch, D., 2000. Automatic 3D building reconstruction using plane-roof structures, *ASPRS*, Washington DC, www.ifp.uni-stuttgart.de/publications/2000/pub2000.html

Axelsson, P., 1999. Processing of laser scanner data-algorithms and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54 (2), pp.138-147.

Baltsavias, E.P., 1999. Airborne laser scanning: basic relations and formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 54_1999.199–214.

Brenner, C., 2005. Building reconstruction from images and laser scanning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6(3-4):187-198.

Brenner, C., Haala, N., 1998. Fast reality production of Virtual Reality City Models. *IAP*, Vol. 32, Part 4.

Dash, J., Steinle, E., Singh, R.P., Bähr, H.P., 2004. Automatic building extraction from laser scanning data: an input tool for disaster management. *Advances in Space Research*, 33 (2004): 317-322.

De Joinville, O., Saur, S., Bretar, F., 2002. Le levé laser aéroporté : technique, applications et recherche. *Bulletin d'information scientifique et technique de l'IGN*, n°74, Bilan de la recherche 2002, Actions marquantes -publications.

Douglas, D.H., Peucker, T.K., 1973. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature. *The Canadian Cartographer* 10 (2), 112 -122.

Filin, S., Pfeifer, N., 2006. Segmentation of airborne laser scanning data using a slope adaptive neighbourhood. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 60 (2006) 71-80.

Filin, S., 2004. Surface classification from airborne laser scanning data. *Computers & Geosciences*, v 30, no (9-10), pp. 1033-1041, Nov-Dec 2004.

Fischler, M. A., Bolles, R. C., 1981. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model fitting with application to Image Analysis and Automated Cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381-395.

Forlani, G., Nardinocchi, C., Scaioni, M., Zingaretti, P., 2006. Complete classification of raw Lidar data and 3D reconstruction of buildings. *Pattern Anal. Applic.* (2006) 8: 357–374. DOI 10.1007/s10044-005-0018-2.

Haala, N., Brenner, C., 1999. Extraction of buildings and trees in urban environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54, pp. 130-137.

- Henricsson, O., Baltsavias, E., 1997. 3-D building reconstruction with ARUBA: a qualitative and quantitative evaluation. In: *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (II)*, Ascona, pp. 65-76.
- Holmgren, J., Persson, Å., 2004. Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sensing of Environment*, 90(4), pp. 415-423.
- Hoover, A., Jean-Baptiste, G., Jiang, X., Flynn, P.J., Bunke, H., Goldof, D.B., Bowyer, K., Eggert, D.W., Fitzgibbon, A., Fisher, R.B., 1996. An Experimental comparison of range image segmentation algorithms. *IEEE Trans. PAMI* 18(7):673-689, July 1996.
- Hough, P.V.C., 1962. Method and Means for Recognizing Complex Patterns. *U.S. Patent* 3.069.654.
- Jiang, X., Bunke, H., 1994. Fast segmentation of range images into planar regions by scan line grouping. *Machine vision and application* 7(2), 115-122.
- Jutzi, B., Stilla, U., 2006. Range determination with waveform recording laser systems using a Wiener filter. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61, pp. 95-107.
- Kager, H., 1989. ORIENT: A Universal Photogrammetric Adjustment System. In: A. Grün and H. Kahmen (eds), *Optical 3-D Measurement*, pp. 447-455.
- Kraus, K., Pfeifer, N., 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 53, pp. 193-203.
- Lohmann, P., Jacobsen, K., 2004. Filterung segmentierter Oberflächenmodelle aus Laserscannerdaten. In: *PFG* (2004), Nr. 4, S. 279-287.
- Maas, H.-G., 2005. Akquisition von 3D-GIS Daten durch Flugzeuglaserscanning. *Kartographische Nachrichten*, Vol. 55, Heft 1, S. 3-11.
- Maas, H.-G., Vosselman, G., 1999. Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* Vol. 54, No. 2/3.
- Rottensteiner, F., 2003. Automatic generation of high-quality building models from Lidar data. *IEEE CG&A* 23(6), pp. 42-51.
- Skaloud, J., Lichti, D., 2006. Rigorous approach to bore-sight self-calibration in airborne laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 61 (2006) 47-59.
- Song, N-O., Kwak, B-J., E. Miller, L., 2003. On the stability of exponential backoff. *Journal of research of the national institute of standards and technology*. Gaithersburg, MD 20899-8920. Volume 108, Number 4, July-August 2003.
- Wang, Y. Weinacker, H. Koch, B., 2006. Automatic non-ground objects extraction based on multi-returned Lidar data. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation (PFG)*. Jahrgang 2006, heft 2. ISSN: 1432-8364.
- Wehr, A., Lohr, U., 1999. Airborne laser scanning – an introduction and Overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54. Pages 68-82. ISSN 0924 2716.
- Weidner, U., 1997. Gebäudeerfassung aus Digitalen Oberflächenmodellen. C, vol. 474, *Deutsche Geodätische Kommission*, München.

Weidner, U., Förstner, W., 1995. Towards automatic building extraction from high resolution digital elevation models. *ISPRS Journal*, 50(4):38-49.

Zhang, K., Chen, S.-C., Whitman, D., Shyu, M.-L., Yan, J., Zhang, C., 2003. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41(4), pp. 872–882.

Autres articles

Ahokas, E., Kaartinen, H., Hyypä, J., 2003. A quality assessment of airborne Laser scanner data. *Proceedings of the ISPRS: 3-D reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data*. Working Group III/3, Dresden, Germany ,8-10 October 2003.

Alharthy, A., Bethel, J., 2002. Heuristic filtering and 3D feature extraction from LIDAR data. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (IAPRS)*, Graz, Austria, Vol. XXXIV, Part 3A, ISSN 1682-1750, pp. 29-34.

Alharthy, A., Bethel, J., 2004. Detailed building reconstruction from airborne laser data using a moving surface method. In: *IAPRS*, Istanbul, Turkey, Vol. XXXV, Part B3.

Alshawa, M., Smigiel, E., Grussenmeyer, P., Landes, T., 2007. Integration of a terrestrial LIDAR on a mobile mapping platform: first experiences. *Workshop ISPRS. Mobile Mapping Technologies Symposium 2007*, Padua – Italy.

Brenner, C., 2000. Towards fully automatic generation of city models. In: *International Archives of Photogramm. Remote Sensing*, vol. 32, Part 3. Amsterdam, pp. 85–92.

Bretar, F., Roux, M., 2005. Hybrid image segmentation using LiDAR 3D planar primitives. *ISPRS Proceedings*. Workshop Laser scanning. Enschede, the Netherlands, September 12-14, 2005.

Bretar, F., Chesnier, M., Roux, M., Pierrot-Deseilligny, M., 2004. Terrain modelling and airborne laser data classification using multiple pass filtering. *XXth ISPRS workshop, Geo- Imagery bridging continents*, Istanbul, 12 - 23 July 2004, Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.

Brunn, A., Weidner, U., 1997. Extracting buildings from digital surface models. *IAPRS*, 32, Stuttgart. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*. ISSN 1682-1750.

Chauve, A., Mallet, C., Bretar, F., Durrieu, S., Deseilligny, M-P., Puech, W., 2007. Processing full-waveform lidar data: modelling rawsignals. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning 2007 and SilviLaser 2007*. Espoo, Finland 12-14 September. *IAPRS Volume XXXVI, Part 3 / W52*, 2007.

Cho, W., Jwa, Y-S., Chang, H-J., Lee, S-H., 2004. Pseudo-grid based building extraction using airborne lidar data. *XXth Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), Geo- Imagery Bridging Continents*, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.

Davies, E. R., 1988. Application of the generalized Hough transformation to corner detection. *IEEE proceedings*, Vol 135, Pt. E, No. 1.

Dorninger, P., Nothegger, C., 2007. 3D segmentation of unstructured point clouds for building modelling. *ISPRS Workshop, Photogrammetric Image*. Volume XXXVI Part 3 /W49APIA07 Analysis, Munich, Germany, September 19-21, 2007.

Elaksher, A. F., Bethel, J. S., 2002. Reconstructing 3D Buildings from LIDAR Data. *IAPRS*, Vol. XXXIV, part 3A/B, ISSN 1682-1750, pp102-107.

Elmqvist, M., 2001. Ground estimation of laser Radar data using active shape models. Presented at the *OEEPE workshop* on Airborne Laserscanning and Interferometric SAR for Detailed Digital Elevation Models, Stockholm, Sweden.

Elmqvist, M., Jungert, E., Lantz, F., Persson, A., Söderman, U., 2001. Terrain modelling and analysis using laser scanning data. *Int archives of photogrammetry and remote sensing*, Volume XXXIV-3/W4. *Proceedings of the ISPRS Workshop Land surface mapping and characterization using laser altimetry*. 22-24 October 2001 Annapolis, Maryland.

Forlani, G., Nardinocchi, C., Scaioni, M. and Zingaretti, P., 2004. Building reconstruction and visualization from Lidar data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXIV, Part 5/W12.

Gamba, P., Dell'Acqua, F., Lisini, G., 2007. Raster to vector in 2D urban data. *Urban Remote Sensing 4th IEEE GRSS / WG III/2+5, VIII/1, VII/4 Joint Workshop on Remote Sensing & Data Fusion over Urban Areas and 6th International Symposium on Remote Sensing of Urban Areas*. 11-13 April, Télécom Paris. 1-4244-0712-5/07/\$20.00 ©2007 IEEE, 7 pp.

Haala, N., Brenner, K., 1997. Generation of 3D city models from airborne laser scanning data. *Proceedings EARSEL Workshop on LIDAR remote sensing on land and sea*, Tallinn/Estonia.

Haala, N., Brenner, C., Anders, K.-H., 1998. 3D Urban GIS from laser Altimeter and 2D Map Data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 32, Part 3, pp. 339-346.

Hofmann, A. D., 2004. Analysis of tin-structure parameter spaces in airborne laser scanner data for 3D building model generation. XXth Congress of the *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, Geo-Imagery Bridging Continents, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.

Hofmann, A. D., Maas, H-G., Streilein, A., 2002. Knowledge-based building detection based on laser scanner data and topographic map information. *ISPRS workshop*. Photogrammetric computer vision, comm III, September 9 - 13, 2002, Graz, Austria.

Hyypä, H., Yu, X., Hyypä, J., Kaartinen, H., Kaasalainen, S., Honkavaara, E., Rönnholm, P., 2005. Factors affecting the quality of DTM generation in forested areas. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRSIS)*, Enschede, The Netherlands, Vol. XXXVI, Part 3/W19, ISSN 1682-1777.

Jacobsen, K., Lohmann, P., 2003. Segmentation filtering of laser scanner DSMS. *Proceedings of the ISPRS working group III/3 workshop: 3-D reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data*. Dresden, Germany 8-10 October 2003, ISSN 1682-1750 VOLUME XXXIV, part 3/W13.

Khoshelham, K., 2007. Extending generalized Hough transform to detect 3D objects in laser range data. *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, Espoo, September 12-14, 2007, Finland.

Kilian, J., Haala, N., English, M., 1996. Capture and evaluation of airborne laser scanner data. *ISPRS, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 31, B3.

Lee, I., Schenk, T., 2002. Perceptual organization of 3D surface points. *Photogrammetric computer vision. ISPRS comm. III*, Graz, Austria. Vol. XXXIV, part 3A/B, ISSN 1682-1750.

- Lohman, P., Koch, A., Schaeffer, M., 2000. Approaches to the filtering of laser scanner data. Vol. 33, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Amsterdam, pp. 540–547, part B3.
- Maas, H-G., 1999. Closed solutions for the determination of parametric building models from invariant moments of airborne laserscanner data. *ISPRS Conference 'Automatic Extraction of GIS Objects from Digital Imagery'*, Munich, 6.-10.9.99. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* Vol. 32, Part 3-2W5, pp. 193-199.
- Maas, H.-G., 1999a. The potential of height texture measures for the segmentation of airborne laserscanner data. *Fourth International airborne remote sensing conference and exhibition / 21st Canadian symposium on remote sensing*, Ottawa, Ontario, Canada.
- Marmol, U., Jachimski, J., 2004. A FFT based method of filtering airborne laser scanner data. *XXth ISPRS workshop, geo-imagery bridging continents*, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.
- McGlone, J., Shufelt, J., 1994. Projective and object space geometry for monocular building extraction. In: *Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 54 – 61.
- McKeown, D. M., Bulwinkle, T., Cochran, S., Harvey, W., McGlone, C., Shufelt, J. A., 2000. Performance evaluation for automatic feature extraction. In: *IAPRS*, Vol. 33, Part B2, pp. 379 – 394.
- Nardinocchi, C., Forlani, G., Zingaretti, P., 2003. Classification and filtering of laser data. *ISPRS workshop, 3-D reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data* Dresden, Germany 8-10 October 2003. ISSN1682-1750 Vol. XXXIV, Part 3/W13.
- Nguyen, V., Martinelli, A., Tomatis, N., Siegwart, R., 2005. A comparison of line extraction algorithms using 2D laser rangefinder for indoor mobile robotics. *IEEE/RSJ Proceedings. International conference on intelligent robots and systems, IROS*, Edmonton, Canada.
- Oda, K., Takano, T., Doihara, T., Shibasaki, R., 2004. Automatic building extraction and 3-D city modeling from lidar data based on hough transformation. *XXth Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), Geo- Imagery Bridging Continents*, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.
- Ørka, H. O., Næsset, E., Bollandsås O. M., 2007. Utilizing airborne laser intensity for tree species classification. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning 2007 and SilviLaser 2007*. Espoo, Finland 12-14 September. *IAPRS Volume XXXVI, Part 3 / W52*, 2007.
- Overby, J., Bodum, L., Kjemis, E., Ilsoe, P. M., 2004. Automatic 3d building reconstruction from airborne laser scanning and cadastral scanning and cadastral data using Hough transform. *XXth Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), Geo-Imagery Bridging Continents*, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.
- Park, J., Lee, I., Choi, Y., Lee, Y-J, 2006. Automatic extraction of large complex buildings using Lidar data and digital maps. *Workshop ISPRS. Com III, Photogrammetric Computer Vision PCV* Bonn, Germany 20 – 22 September 2006.
- Persson, A., Söderman, U., Töpel, J., Ahlberg, S., 2005. Visualization and analysis of full-waveform airborne laser scanner data. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 36, Part 3/W19, pp. 103-108.

- Pfeifer, N., Reiter, T., Briese, C., Rieger, W., 1999. Interpolation of high quality ground models from laser scanner data in forested areas. In: *IAPRS*, La Jolla, California, USA, Vol. XXXII, Part 3-W14, pp. 31-36.
- Pfeifer, N., Briese, C., 2007. Geometrical aspects of airborne laser scanning and terrestrial laser scanning. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning 2007 and SilviLaser 2007*. Espoo, Finland 12-14 September. IAPRS Volume XXXVI, Part 3 / W52, 2007.
- Rabbani, T., Van den Heuvel, F., 2005. Efficient Hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds. *ISPRS Proceedings*. Workshop Laser scanning. Enschede, the Netherlands, September 12-14, 2005.
- Ragia, L., 2000. A quality model for spatial objects. *Proceedings of the 19th ISPRS Congress*, Amsterdam, 16-23 July, 2000.
- Ragia, L., Winter, S., 1998. Contributions to a quality description of areal objects in spatial data bases. In: *IAPRS*, Vol 32., Part 4, pp. 479 – 486.
- Reitberger, J., Krzystek, P., Stilla, U., 2006. Analysis of full waveform lidar data for tree species classification. *Workshop of the ISPRS*. Com III, Photogrammetric computer vision PCV '06 Bonn, Germany 20 – 22 September 2006.
- Rottensteiner, F., Briese, Ch., 2002. A new method for building extraction urban areas from high-resolution lidar data. *ISPRS workshop*, comm. III. Graz; 09 - 13. Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume XXXIV / 3A (2002), ISSN 1682-1750; 295 - 301.
- Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S., Kubik, K., 2004. Fusing airborne laser scanner data and aerial imagery for the automatic extraction of buildings in densely built-up areas. *XXth Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, Geo-Imagery Bridging Continents, Istanbul, 12 - 23 July 2004, Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.
- Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S., Kubik, K., 2005. Automated delineation of roof planes from lidar data. *ISPRS WG III/3, III/4, V/3 Workshop "Laser scanning 2005"*, Enschede, the Netherlands, September 12-14, 2005. pp. 221-226.
- Schuster, H.-F., Weidner, U., 2003. A new approach towards quantitative quality evaluation of 3D building models. In: J. Schiewe, L. Hahn, M. Madden and M. Sester (eds), *ISPRS com IV, Workshop. Challenges in Geospatial Analysis, Integration and Visualization II.*, Stuttgart, Germany, pp156.163.
- Schwalbe, E., 2004. 3D building model generation from airborne laserscanner data by straight line detection in specific orthogonal projections. *XXth Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, Geo-Imagery Bridging Continents, Istanbul, 12 - 23 July 2004, Int. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.
- Schwalbe, E., Maas, H-G., Seidel, F., 2005. 3D building generation from airborne laser scanner data using 2D GIS data and orthogonal point cloud projections. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning*. Enschede, the Netherlands, September 12-14, 2005.
- Sithole, G., 2001. Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter. *International archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750.

Sithole, G., Vosselmann, G., 2003. Automatic structure detection in a point-cloud of an urban landscape. *2nd Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas* (Urban, 2003), May 22-23, Berlin, Germany.

Sugumaran, R., Voss, M., 2007. Object-Oriented classification of lidar-Fused hyperspectral Imagery for tree species Identification in an urban environment. *4th IEEE GRSS / WG III/2+5, VIII/1, VII/4 Joint Workshop on Remote Sensing & Data Fusion over Urban Areas and 6th International Symposium on Remote Sensing of Urban Areas*. 11-13 April, Télécom Paris. 1-4244-0712-5/07/\$20.00 ©2007 IEEE, 7 pp.

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from lidar data. *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, Espoo, Finland, Sept. 12-14th. *ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems*. Vol. XXXVI, Part 3 / W52, 2007, pp. 407-412.

Tóvári, D., Vögtle, T., 2004. Classification methods for 3D objects in laserscanning data. XXth ISPRS workshop, Geo-Imagery Bridging Continents, Istanbul, 12 - 23 July 2004, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.

Vosselman, G., 1999, Building reconstruction using planar faces in very highdensity heigh data. Delft University of Technology Faculty of Civil Engineering and Geosciences *Thijssesweg 11, 2629 JA Delft*, the Netherlands.

Vosselman, G., 2000. Slope based filtering of laser altimetry data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 33, part B3/2, pp. 935- 942, ISSN 1682-1750. Part B3, pages 935-942. Amsterdam, Netherlands.

Vosselman, G., Dijkman, S., 2001. 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, XXXIV-3/W4:37-43, 2001.

Wang, M., Tseng, Y.-H., 2004. Lidar data segmentation and classification based on octree structure. Int. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISSN 1682-1750, Vol. XXXV, part B3.

Wagner, W., Roncat, A., Melzer, T., Ullrich, A., 2007. Waveform analysis techniques in airborne laser scanning. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning 2007 and SilviLaser 2007*. Espoo, Finland 12-14 September. IAPRS Volume XXXVI, Part 3 / W52, 2007.

Weidner, U., 1996. An approach to building extraction from digital surface models. *Proceedings of the 18th ISPRS Congress*, Comm. III, WG 2, Vienna, Austria, 1996, pp. 924-929.

Weinacker, H., Koch, B., Heyder, U., Weinacker, R., 2004. Development of filtering, segmentation and modelling modules for lidar and multispectral data as a fundament of an automatic forest inventory system. *ISPRS workshop*, working group VIII/2. Freiburg, Germany 03-06 October 2004. Volume XXXVI, Part 8/W2. ISSN 1682-1750.

Wotruba, L., Morsdorf, F., Meier, E., Nüesch, N., 2005. Assessment of sensor characteristics of an airborne laser scanning using geometric reference targets. *Proceedings of the ISPRS Workshop Laser scanning 2005*. Enschede, Netherlands, ISSN 1682-1777.

Yu, X., Hyypä, H., Kaartinen, H., Hyypä, J., Ahokas, E., Kaasalainen, S., 2005. Applicability of first pulse derived digital terrain models for boreal forest studies. In: *Proceedings of the ISPRS Workshop*, Enschede, Netherlands, Vol. XXXVI, Part 3/W19, ISSN 1682-1777.

Thèses

Bretar, F., 2006. Couplage de données laser aéroporté et photogrammétriques pour l'analyse de scènes tridimensionnelles. École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris.

Hanbury, A., 2002, Morphologie mathématique sur le cercle unité avec applications aux teintes et aux textures orientées. Thèse présentée à l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris.

Lindenberger, J., 1993. Laser-Profilmessungen zur topographischen Geländeaufnahme. In: Deutsche Geodätische Kommission, München, Reihe C, Band 400.

Reshetyuk, Y., 2006. Investigation and calibration of pulsed time-of-flight terrestrial laser scanners. Royal institute of technology (KTH), department of transport and economics, division of geodesy, Stockholm.

Rochery, M., 2005. Contours actifs d'ordre supérieur et leur application à la détection de linéiques dans des Images de télédétection. Université de Nice-Sophia Antipolis-UFR Sciences. École doctorale sciences et technologies de l'information et de la communication.

Ruijin, M., 2004. Building model reconstruction from lidar data and aerial photographs. Thèse présentée à l'université d'Ohio. USA.

Winter, S., 1996. Unsichere topologische Beziehungen zwischen ungenauen Flächen. PhD thesis, Landwirtschaftliche Fakultät der Universität Bonn, DGK-C 465, München.

Mémoires de fin d'étude ou DEA

Boulaassal, H., 2004. Apport de l'analyse orientée-objet à la détection de bâtiments, sur la base d'une image à très haute résolution spatiale. Mémoire de Diplôme d'Etudes Approfondies de l'ULP. Travail réalisé au laboratoire MAP-PAGE de l'INSA de Strasbourg.

Ramirez, V., 2003. Levé par laser aéroporté sur la Loire Moyenne automatisation des processus de contrôle. Ecole supérieure des géométries topographes. Le Mans. Mémoire de fin d'études.

Supports de cours

Landes, T., 2006. Acquisition de données du visible à l'infrarouge – Cours de télédétection de 5^{ème} année ingénieur. INSA de Strasbourg, 65 p.

Landes, T., 2003. Cours de topométrie. INSA de Strasbourg,

Ronse, C., 2006. Morphologie mathématique. Master ISTI (Images, Sciences et Technologies de l'Information). LSIIT UMR 7005 CNRS-ULP, Département d'informatique de l'ULP, Strasbourg.

Sites internet

www.granddictionnaire.com (dernier accès le 17.08.2008).

www.ciberhabitat.gob.mx/gobierno/lidar/ (dernier accès le 17.08.2008).

www.toposys.com (dernier accès le 17.08.2008).

www.citevisions.rennes.fr/ (dernier accès le 17.08.2008).

<http://www.eurosdrr.org/2002/> (dernier accès le 21.10.2004).

<http://fr.encarta.msn.com> (dernier accès le 17.08.2008).

http://www.geostatcam.com/Adobe/G_Matheron.pdf (dernier accès le 17.08.2008).

Autres références

Guide de l'utilisateur (help) de MATLAB.

Liste de publications

Les principaux acquis de ce travail ont fait l'objet des publications suivantes :

Articles de périodiques

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2008. Extended RANSAC algorithm for automatic detection of building roof planes from Lidar data. *The Photogrammetric Journal of Finland*. Vol. 21, n°1, 2008, pp.97-109.

Rehor, M., Bähr H.-P., Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., (accepté au mois d'août 2008). Comparison of two plane detection algorithms concerning their suitability for recognising intact and damaged buildings in lidar data. *Photogrammetric Record*.

Autres articles

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., Smigiel, E., 2006. New approach for automatic detection of buildings in airborne laser scanner data using first echo only. ISPRS Comm. III Symposium, Photogrammetric Computer Vision, Bonn, Sept. 20-22, Germany. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, ISSN: 1682-1750, Vol. XXXVI, Part 3, pp. 25-30.

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. Joint combination of point cloud and DSM for 3D building reconstruction using airborne laser scanner data. *4th IEEE GRSS / WG III/2+5, VIII/1, VII/4 Joint Workshop on Remote Sensing & Data Fusion over Urban Areas and 6th International Symposium on Remote Sensing of Urban Areas*. 11-13 April, Télécom Paris. 1-4244-0712-5/07/\$20.00 ©2007 IEEE, 7 pp.

Tarsha-Kurdi, F., Rehor, M., Landes, T., Grussenmeyer, P., Bähr H.-P., 2007. Extension of an automatic building extraction technique to airborne laser scanner data containing damaged buildings. ISPRS Hannover Workshop 2007. High Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, 29 May-1 June 2007. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems*, ISSN 1682-1750 Vol. XXXVI-1/W51, 6 p.

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from Lidar data. ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007, Espoo, Finland, Sept. 12-14th. *ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems*. Vol. XXXVI, Part 3 / W52, 2007, pp. 407-412.

Boulaassal, H., Landes, T., Grussenmeyer, P., Tarsha-Kurdi, F., 2007. Automatic segmentation of building facades using terrestrial laser data. ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007, Espoo, Finland, Sept. 12-14th. *ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems*. ISSN 1682-1750 Vol. XXXVI, Part 3 / W52, 2007, pp. 65-70.

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., Koehl, M., 2007. Model-driven and data-driven approaches using Lidar data: analysis and comparison. *ISPRS Workshop, Photogrammetric Image Analysis (PIA07)*, September 19-21, 2007, Munich, Germany. *International Archives of*

Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems Vol. XXXVI Part3 W49A / ISSN 1682-1750, pp. 87-92.

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. Extraction automatique et modélisation tridimensionnelle de bâtiments à partir de données LIDAR. *Atelier PNTS - Très Haute Résolution Spatiale en Télédétection Urbaine*, École Centrale de Nantes –25 et 26 septembre 2007.

Cours

Tarsha kurdi, F., 2007. Balayage laser terrestre fixe (TLS). Cours de télédétection de 5^{ème} année ingénieur. INSA de Strasbourg, 36 p.

Mémoire de DEA

Tarsha kurdi, F., 2004. Extraction et modélisation de bâtiments à partir d'un nuage de points 3D obtenu par lasergrammétrie aérienne. DEA modélisation et simulation des espaces bâtis. INSA de Strasbourg et École d'Architecture de Nancy, Université Henri Poincaré Nancy I.