



Caractérisation probabiliste et synthèse de surfaces agricoles par objets structurants à partir d'images haute résolution

Olivier Chimi Chiadjeu

► To cite this version:

Olivier Chimi Chiadjeu. Caractérisation probabiliste et synthèse de surfaces agricoles par objets structurants à partir d'images haute résolution. Sciences de la Terre. Université de Versailles-Saint Quentin en Yvelines, 2012. Français. NNT: . tel-00795582

HAL Id: tel-00795582

<https://theses.hal.science/tel-00795582>

Submitted on 28 Feb 2013

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

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

UNIVERSITE DE VERSAILLES SAINT QUENTIN EN YVELINES

OVSQ

Mémoire en vue d'obtenir le titre de DOCTEUR de l'Université de Versailles

GENIE ELECTRIQUE, ELECTRONIQUE, PHOTONIQUE ET SYSTEMES

Présenté par

Olivier CHIMI CHIADJEU

Ecole doctorale Sciences et Technologies de Versailles

**CARACTERISATION PROBABILISTE ET SYNTHESE DE
SURFACES AGRICOLES PAR OBJETS STRUCTURANTS
A PARTIR D'IMAGES HAUTE RESOLUTION**

Soutenu publiquement le 27/11/2012

Membres du jury :

M Stéphane JACQUEMOUD

Rapporteur

M Amine NAÏT-ALI

Rapporteur

Mme Valérie CIARLETTI

Présidente du jury

Mme Sylvie LE HÉGARAT-MASCLE

Examinatrice

Mme Edwige VANNIER

Encadrante

M Richard DUSSÉAUX

Directeur de thèse

Laboratoire Atmosphères, Milieux, Observations Spatiales (LATMOS)

11 Boulevard d'Alembert 78280 Guyancourt

Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines (UVSQ)

45 avenue des Etats Unis - 78035 Versailles Cedex

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier chaleureusement mes encadrants, Richard Dusséaux et Edwige Vannier. Vous m'avez soutenu activement tout au long de ce travail de thèse. J'ai beaucoup apprécié le travail d'équipe que nous avons mené, votre sens pédagogique, votre rigueur scientifique, le sens et la manière d'apporter les critiques à mon travail. J'ai bien apprécié les échanges que nous avons eu aussi bien pour la recherche, l'enseignement, les actualités et autres. Malgré vos nombreuses occupations vous avez toujours été disponibles pour moi. Vous avez su me rassurer et me faire travailler sans pression tout en étant efficace. Je vous remercie de m'avoir fait comprendre l'importance des détails.

Je remercie Amine Naït-Ali professeur de l'Université Paris-Est Créteil et Stéphane Jacquemoud professeur de l'université Paris Diderot d'avoir accepté de rapporter sur ma thèse. Je remercie également Sylvie Le Hégarat-Masclé professeur de l'Université de Paris Sud et Valérie Ciarletti Professeur de l'Université de Versailles Saint Quentin-en-Yvelines d'avoir accepté d'être examinatrice.

Je remercie vivement Odile Taconet et Sylvie Le-Hégarat Masclé pour la mise à disposition et la prise en main de leurs programmes qui ont servi de base à mon travail de thèse. Odile au cours de ces trois années, nous avons beaucoup échangé et, ces échanges ont été très fructueux. J'ai aussi apprécié l'aide que tu m'as apporté dans la relecture de mes travaux. J'ai beaucoup appris de toi, Sylvie. Le peu de temps que j'ai passé à l'IEF m'a permis de compléter mes connaissances et de faire une bibliographie sur les méthodes de pointe en traitement d'image. Je remercie également Frédéric Darboux de l'INRIA d'Orléans pour son aide et sa disponibilité pendant les séances de mesure sur le terrain.

Je tiens à remercier tous les membres du LATMOS que j'ai eu à rencontrer au cours de ces trois dernières années. Je remercie particulièrement Valérie Ciarletti, Monique Dechambre, Marc Biancheri-Astier, Brigitte Moreau, Sébastien Verrier et toutes l'équipe de football du LATMOS avec lesquels j'ai passé de bons moments et eu des discussions plutôt enrichissante.

Enfin merci à toute ma famille et plus particulièrement mes frères et sœurs, pour leurs soutien. Merci maman et papa il suffisait que je vous appel pour retrouver le moral et le courage d'avancer. Merci à la famille Doufang (Janice) pour les weekends et moments de détente que nous avons passé ensemble. Quant à la famille Roby, je ne saurais quantifier l'aide que vous n'avez apporté depuis le début de ma thèse. Vous n'avez permis de passer ces années dans un grand confort. Merci particulier à Mlle Blandine Nguengang pour tout le soutien qu'elle m'a apporté cette dernière année. Je remercie également mes tantes, mes oncles et leurs différents époux et épouses pour leur présence et leurs conseils.

Résumé

Ce travail de thèse porte sur la caractérisation probabiliste et la synthèse de surfaces agricoles par objets structurants (agrégats, mottes et creux) à partir d'images de haute résolution. Nous proposons de caractériser les surfaces par deux niveaux de rugosité : le premier niveau correspondant aux mottes, aux agrégats et aux creux et le second niveau étant le substrat sur lequel sont posés ces objets.

Disposant d'un algorithme de segmentation par Hiérarchie de Contour (HC) pour l'identification des objets, nous avons mis en évidence l'influence de la méthode d'estimation du gradient sur cet algorithme. Nous avons aussi adapté une approche de morphologie mathématique - la Ligne de Partage des Eaux - pour identifier les différents objets. La méthode de HC sous-estime les dimensions des contours. Pour améliorer ces contours, nous avons développé un algorithme de déplacement de contours basé sur le principe du recuit simulé.

Nous montrons que le demi-ellipsoïde est une forme mathématique qui modélise très correctement les objets. Après avoir déterminé les lois de probabilité des paramètres des demi-ellipsoïdes (orientation, axes et hauteur) et étudié leurs dépendances, nous avons mis en place un procédé de génération d'objets posés sur un plan. Nous montrons que les objets générés ont les mêmes statistiques que les objets identifiés sur les images haute résolution. Nous montrons que l'isotropie des surfaces est liée à l'orientation des objets et que le substrat est corrélé à la surface comportant des objets.

Abstract

Our aim is to propose a probabilistic characterization and generation of agricultural surfaces by structuring objects (aggregates, clods and wholes) from high resolution images. We propose to describe agricultural surfaces by two levels of roughness: The first one corresponding to clods, aggregates and holes and, the second being the substrate on which are set down these objects.

Having a segmentation algorithm by Hierarchy of Contours (HC) for objects identification, we have highlighted the influence of the gradient estimation method on that algorithm. We have also adapted a mathematical morphology approach – Watershed – for objects identification. To improve the boundaries of the detected objects, we developed an algorithm based on simulated annealing algorithm to move the clod boundaries.

We show that semi-ellipsoid is the mathematical shape which model well objects. Having estimated the probability laws of the semi-ellipsoid parameters (orientation, major and minor axis, high), and studied their dependence, we developed a procedure to generate objects on a plane surface. We show that generated objects have the same statistics that identified objects on the high resolution images. We show that isotropy of the surface is related to orientation of the objects and that there exists a high correlation between substrate and objects placed on the plane.

Table des matières

Résumé	4
Abstract	5
Table des matières	7
Introduction	11
Chapitre 1 : Méthodes d'acquisition et de description statistique des surfaces agricoles ...	15
1.1 Méthodes d'acquisition des surfaces agricoles.....	15
1.1.1 Méthodes d'acquisition d'image 1D.....	16
1.1.2 Méthodes d'acquisition d'image 2D.....	17
1.2 Présentation des surfaces étudiées	19
1.3 Surfaces agricoles et processus aléatoires.....	22
1.3.1 Processus aléatoire spatial et variable aléatoire - Stationnarité	22
1.3.2 Processus aléatoire gaussien dans son ensemble	25
1.3.3 Moments spatiaux d'une réalisation - Ergodicité	26
1.3.4 Stationnarité et ergodicité	26
1.3.5 Processus aléatoire isotrope.....	27
1.4 Estimation des paramètres statistiques des surfaces.....	28
1.5 Description statistique des surfaces agricoles et télédétection	32
1.6 Conclusion	34
Chapitre 2 : Méthodes de segmentation appliquées à l'identification d'objets sur des surfaces agricoles	37
2.1 Méthodes de segmentation	38
2.1.1 Segmentation fondée sur les régions	39
2.1.2 Segmentation fondée sur les approches mixtes régions/contours	40
2.1.3 Segmentation utilisant une approche de morphologie mathématique.....	40
2.1.4 Choix des méthodes de segmentation.....	41
2.2 Outils d'évaluation.....	42
2.3 Méthodes d'estimation du gradient utilisées	46
2.4 Segmentation par Hiérarchie de Contour (HC)	48
2.4.1 Principe de la méthode.....	48
2.4.2 Estimation des dérivées partielles et segmentation par HC	50
2.5 Segmentation avec la méthode de ligne de partage des eaux (LPE).....	62
2.5.1 Présentation de la méthode	62
2.5.2 Adaptation de la méthode LPE	65
2.6 Application des méthodes HC et LPE à des surfaces de plus grandes dimensions.....	70
2.6.1 Application sur l'ensemble du semis.....	70

2.6.2	Etude de la surface artificielle surf3	73
2.6.3	Etude d'une surface générée par filtrage	75
2.7	Conclusion	77
Chapitre 3 : Algorithme de déplacement des contours		79
3.1	Définition de la fonction coût	79
3.2	Algorithme de déplacement de contours	82
3.2.1	Description des étapes de l'algorithme.	83
3.2.2	Application de l'algorithme de déplacement des contours	85
3.2.3	Etude de la pertinence des critères de la fonction coût	87
3.2.4	Etude de l'influence des paramètres de la fonction coût	91
3.2.5	Influence de l'initialisation des contours sur l'algorithme.....	93
3.3	Déplacement des contours détectés sur le semis	96
3.4	Conclusion	99
Chapitre 4 : Génération de surfaces par objets structurants		101
4.1	Procédure de génération de surfaces par objets structurants	102
4.2	Représentation des objets par demi-ellipsoïdes	103
4.2.1	Principe.....	103
4.2.2	Validation statistique du modèle des objets.....	106
4.2.3	Analyse des objets sur la surface expertisée	109
4.3	Lois des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustés aux objets	110
4.3.1	Test d'indépendance sur les paramètres des demi-ellipsoïdes	111
4.3.2	Estimation des lois de probabilité des paramètres de la demi-ellipsoïde	115
4.4	Procédure de génération des objets posés sur une surface plane	124
4.4.1	Validation des surfaces générées	125
4.4.2	Influence de l'orientation des mottes et creux sur l'isotropie de la surface	129
4.4.3	Analyse des objets détectés sur une surface Gaussienne et isotrope simulée	130
4.6	Caractérisation du substrat	132
4.7	Conclusion	136
Conclusion et perspectives		139
Conclusion		139
Perspectives		143
Annexe A : Méthode des petites perturbations (SPM) et méthode des faibles pentes (SSA) en 3D.		145
A.1	Validation des modèles SPM 3D et SSA 3D.....	145
Annexe B : Procédés de génération de surfaces par filtrage.....		149
B.1	Formule de filtrage	149

B.2	Cas particulier d'une fonction d'autocorrélation gaussienne	151
B.3	Discretisation des formules	151
B.4	Résultats numériques	151
<i>Annexe C : Méthodes d'estimation de gradient</i>		155
C.1	Différence centrée d'ordre 1	155
C.2	Différence centrée d'ordre 2	156
<i>Annexe D : Estimation des paramètres de la fonction coût du déplacement de contours.</i>		159
<i>Bibliographie.....</i>		163

Introduction

Le département ESTER (Etude des Surfaces, Télédétection, Expérimentation, Représentation) du LATMOS (Laboratoire Atmosphères, Milieux, Observations Spatiales) effectue des travaux de recherche en télédétection. Un des objectifs de la télédétection hyperfréquence active est l'analyse de l'écho radar recueilli après son interaction avec la surface de la terre. A partir de cette signature radar, nous cherchons à obtenir des renseignements sur les paramètres physiques et géométriques de la scène observée. On peut classer la surface terrestre en deux parties : les surfaces océaniques et les surfaces continentales. Dans le cadre de la surface océanique, nous voulons estimer la salinité de la mer ou bien la répartition de la hauteur des vagues en fonction de leur direction de propagation et de leur fréquence spatiale. Ces informations contribuent à l'amélioration des modèles de prévision de l'état de mer. Dans le cas des surfaces continentales, nous cherchons à déterminer la rugosité et l'humidité de surface d'un sol, par exemple d'une parcelle agricole. Ces paramètres jouent un rôle notamment dans le processus du cycle de l'eau, l'infiltration de l'eau, son écoulement sur la surface et l'érosion de la surface. La télédétection est donc un problème inverse. Pour bien appréhender le problème inverse, une bonne maîtrise du problème direct est indispensable. Cette maîtrise est basée sur trois objectifs complémentaires :

- la définition de modèles permettant de représenter les milieux naturels (sur la base des mesures des profils de rugosité et d'humidité dans le cas des surfaces agricoles, par exemple),
- la définition de modèles théoriques analysant l'interaction de l'onde radar avec le milieu naturel,
- la mesure sur sites ou en laboratoire du signal électromagnétique renvoyé par des cibles naturelles ou artificielles.

J'ai effectué ma thèse dans l'équipe ESTER sous la direction de Madame Edwige Vannier et de Monsieur Richard Dusséaux. Bien qu'ayant implémenté deux modèles

électromagnétiques (la méthode des petites perturbations, Tsang et al 2000 et la méthode des faibles pentes, Voronovith , 2000), j'ai essentiellement travaillé sur le premier objectif et j'ai cherché en mettre œuvre une nouvelle méthode de description des sols agricoles.

La rugosité d'un sol dépend du travail agricole qu'il a subi. On distingue : les labours, les déchaumages et les semis. Le labour est un travail agricole qui consiste à découper la terre et à la retourner à l'aide d'une charrue. Les sillons de labour sont de l'ordre de 40 cm. Le déchaumage est assez proche du labour, à la seule différence qu'ici le travail du sol est moins profond. Il consiste à tourner la terre et à enterrer les matières organiques dans le sol. Le semis est un travail fin (sillons de 10 cm) qui consiste en la pulvérisation de la terre en très petites mottes afin de permettre une croissance optimale. J'ai travaillé plus précisément sur la caractérisation d'un semis agricole.

Les sols agricoles sont qualifiés de rugueux et sont souvent décrits par des fonctions aléatoires. Ils peuvent être décrite comme une fractale. Une fractale peut être définie comme des objets dont la structure, répétitive, est liée à l'échelle (Mandelbrot 1984). Le principe de la dimension fractale est appliqué à la surface du sol. Francheschetti et al (2000) présentent une nouvelle méthode basée sur la géométrie fractale pour décrire la surface, pour retrouver les paramètres diélectriques et géométriques de surface, à partir de données électromagnétiques. Zribi et Dechambre (2002) ont défini un nouveau paramètre Z_s . Ce paramètre est le rapport entre la variance des hauteurs et longueurs de corrélation. Elle a pour objectif de mélanger les effets de l'écart-type de hauteur et la longueur de corrélation sur les valeurs du coefficient de rétrodiffusion. Taconet et al. (2007) caractérisent la surface du sol par l'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et la tortuosité et proposent une classification des sols en fonction des valeurs de ces paramètres. Blaes et Defourny (2008) ont proposé de caractériser la rugosité par la fonction d'autocorrélation en deux dimensions de l'image des hauteurs. Cette approche globale qui consiste à représenter la rugosité d'un sol par sa fonction d'autocorrélation (1D ou 2D) est très répandue dans la communauté de la télédétection. Dans le cadre de sa thèse au LATMOS, Aït Braham (2007) a développé un algorithme pour générer des surfaces rugueuses dont la distribution des hauteurs est une gaussienne. La méthode est basée sur le filtrage d'un bruit blanc gaussien. La fonction de transfert du filtre est adaptée pour obtenir la fonction d'autocorrélation souhaitée suivant la nature du sol (entre une forme exponentielle et une gaussienne). Aït Braham montre que seuls les semis (étudiés) obéissent à une distribution gaussienne.

Mais les sols agricoles présentent des mottes et des trous et leurs distributions ne sont pas directement prises en compte dans la fonction d'autocorrélation et par cette approche globale. Darboux et al. (2001) montrent à partir de variogrammes que les paramètres précédemment cités ne sont pas suffisants pour étudier l'infiltration de l'eau dans les sols. Ils recommandent de prendre en compte des détails liés à la morphologie de la surface, en particulier, les mottes, les creux ou les agrégats. Borselli et Torri (2010) ont étudié la relation

entre la rugosité de la surface, l'inclinaison locale de la pente et le volume maximum qu'un sol peut stocker en eau. Ils ont aussi développé un modèle basé sur l'approximation de la géométrie de la surface par des calottes sphériques et ont montré que l'effet de pente sur le volume de stockage est lié à la taille des calottes.

Dans plusieurs travaux, des surfaces artificielles ont été obtenues par tamisages successifs et le microrelief de la surface est analysé en fonction de la distribution des tailles de mottes (Ambassa-Kiki et Lal, 1992; Arvidson et Bölenius 2006; et Hemmat et al. 2007). D'autres auteurs (Sandri et al. 1998; Bogrekci et Godwin 2007; Garcia Moreno et al. 2008) ont développé des méthodes alternatives pour la caractérisation de la rugosité et de la composition en mottes.

Au LATMOS, Vannier et al. (2009) et Taconet et al. (2010) ont développé deux méthodes d'identification des mottes. Vannier et al. (2009) utilisent une méthode basée sur la décomposition de la surface par transformée en ondelettes. Cette méthode permet d'identifier les mottes par leur sommet et deux diamètres. Elle ne donne pas les contours des mottes. Dans le but d'identifier les mottes par leurs contours, une méthode basée sur l'image des gradients a été introduite par Taconet et al. (2010).

Mon travail de thèse porte sur l'amélioration qualitative et quantitative de la méthode de détection de contours développée au LATMOS, et la mise en place d'un générateur numérique de surfaces par objets structurants. Nous proposons de caractériser les surfaces par deux niveaux de rugosité : le premier niveau correspondant aux mottes, aux agrégats et aux creux qu'on trouve sur la surface du sol et le second niveau étant le substrat sur lequel sont posés (ou enlevés) ces objets. Au cours de ces trois années passées au LATMOS, nos principaux objectifs ont été :

- L'amélioration de la méthode de détection développée par Taconet et al. (2010) et le développement d'une méthode concurrente,
- L'analyse statistique des objets (mottes et creux) sur une surface agricole et la synthèse des surfaces par objets structurants,

Ce manuscrit est composé de quatre chapitres. Dans le chapitre 1, nous faisons un rappel sur les techniques d'acquisition en 1D et 2D des hauteurs de surfaces agricoles et présentons la base de données utilisée. Les surfaces agricoles présentent un caractère aléatoire. Nous faisons donc des rappels sur les processus aléatoires et définissons les grandeurs qui sont couramment avancées pour caractériser les surfaces agricoles dans le cadre d'une approche globale. A l'aide de ces grandeurs, nous caractérisons les surfaces étudiées.

Le chapitre 2 est consacré à la présentation de la méthode de segmentation utilisée pour l'identification des mottes et des trous sur une surface agricole. Dans ce chapitre, nous faisons un rappel sur les méthodes de segmentation utilisées dans différents domaines et définissons des outils d'évaluations qualitative et quantitative des résultats de segmentation.

Après avoir présenté la méthode de détection d'objets basée sur la Hiérarchie de Contours (Taconet et al. 2010), nous avons mené une étude sur l'influence de la méthode d'estimation du gradient et du lissage de la surface sur les détections. Au vue de la topographie de la surface, nous avons utilisé également une approche de morphologie mathématique pour la détection des contours : la Ligne de Partage de Eaux (LPE). Les résultats de l'algorithme de LPE brut sur nos surfaces ne sont pas satisfaisants. Nous proposons donc une modification de la surface d'entrée. Nous proposons une étude comparative des deux méthodes de détection (HC et LPE).

Le chapitre 3 est consacré au développement d'un algorithme de déplacement de contours dont le but est d'améliorer la qualité des contours détectés. Nous introduisons une fonction coût caractéristique des mottes présentes sur la surface. Nous menons des études sur la pertinence des critères de la fonction coût et sur l'influence des contours initiaux de l'algorithme sur les résultats finaux.

Le chapitre 4 est consacré à la modélisation des objets caractéristiques de la surface par des demi-ellipsoïdes. Ceci passe par la validation du modèle proposé, par la définition des lois de probabilité des paramètres caractéristiques des demi-ellipsoïdes et la mise en place d'un procédé de génération de surfaces agricoles par objets structurants.

Chapitre 1 : Méthodes d'acquisition et de description statistique des surfaces agricoles

Traditionnellement, en science du sol, la description des surfaces de sols agricoles se fait essentiellement par une caractérisation de sa composition en agrégats ou mottes. Ils sont évalués par notation visuelle ou par tamisage d'un échantillon de la surface ainsi que par une cotation indiquant la formation de croûtes de battance (Adam 1992, Hemmat 2007). En télédétection, la description des surfaces de sol agricole se fait à l'aide de l'écart-type des hauteurs, la longueur de corrélation et le paramètre de Hurst ou l'exposant de rugosité (Bertuzzi 1990, Taconet 2007, Blaes 2008). La mise en œuvre des méthodes d'acquisition et de description des surfaces, de plus en plus performantes, permet d'améliorer la connaissance et la description des surfaces agricoles. Elle apparaît comme un enjeu important pour la simulation et la compréhension des phénomènes régissant l'évolution de la surface, en particulier l'érosion, le ruissellement et la formation des croûtes. C'est également un élément important pour l'inversion des données de télédétection (Aït Braham 2007, Marzahn 2009).

Ce chapitre est consacré à la présentation de la base de données des surfaces utilisées dans le cadre de cette thèse et la définition des paramètres caractéristiques de la rugosité. Dans la première partie, nous allons présenter les différentes méthodes d'acquisition des surfaces et de description de la rugosité. Nous présentons également quelques notions générales sur les processus aléatoires permettant de les représenter. Le département ESTER du LATMOS dispose d'une base de données contenant des surfaces numériques (naturelles et de laboratoire) obtenues par stéréovision, pour différents types de sols nus. Cette base a été élaborée d'une part, en collaboration avec l'INRA Grignon, lors d'une campagne de mesure en 1999 dans le bassin d'Orgeval, et d'autre part en collaboration avec l'INRA d'Orléans, lors de campagnes de mesure en 2002 et 2010. A partir de cette base de données et moyennant quelques hypothèses, nous présenterons des paramètres statistiques caractérisant ces sols.

1.1 Méthodes d'acquisition des surfaces agricoles

Au fil du temps, plusieurs techniques d'acquisition ont vu le jour. Des techniques d'acquisition à une dimension (1D) utilisées il y a quelques années, ont été remplacées par des

techniques d'acquisition à deux dimensions (2D) utilisées aujourd'hui. Nous les avons classées en deux groupes : les méthodes permettant d'acquérir les images de hauteur en 1D (Warmer et al. 1995, Zribi et al. 2000) et les méthodes permettant d'acquérir les images de hauteur en 2D (Huang et al 1988).

1.1.1 Méthodes d'acquisition d'image 1D

Deux principaux outils permettent de reproduire les images de surface en 1D :

- les rugosimètres à aiguille,
- les rugosimètres à laser.

Les mesures faites avec les rugosimètres à aiguilles et les chaînes à rouleaux (Wermer et al. 2005) entrent dans la catégorie des méthodes avec contact. Sur une ligne de mesure, ils restituent des profils 1D de la surface. Des aiguilles mobiles coulissent verticalement sur un socle fixe, et épousent la surface du sol de manière à recréer sa forme devant une référence millimétrée (figure 1.1). Pour la plupart des campagnes de mesure, la longueur du profil mesurée est comprise entre un et trois mètres. L'espacement entre les aiguilles varie également entre 0.5 cm et 2 cm, suivant le système utilisé. Une fois les aiguilles posées, les altitudes relatives des aiguilles sont photographiées et numérisées. Le principal avantage réside sur la facilité de la mise en œuvre du matériel de mesure.



Figure 1.1 : Photo d'un rugosimètres à aiguilles (Source : thèse Le Morvan 2010)

Plusieurs études ont été faites avec les profils de surface obtenus avec des rugosimètres. L'estimation des paramètres de rugosité tels que l'écart type des hauteurs ou la longueur de corrélation dépend de la longueur du profil et de l'espacement entre les aiguilles. Oh et Kay en 1998 ont montré que pour une précision de 10% sur l'écart type des hauteurs, la longueur du profil doit être supérieure à quarante fois la longueur de corrélation. Pour une précision de 10% sur la longueur de corrélation, il faut avoir une longueur supérieure à 200 fois la longueur de corrélation. Zribi et al. 2006A ont montré que dix profils de deux mètres

de longueur avec un pas de un centimètre permettent la convergence des estimations avec une précision suffisante ($\pm 10\%$). Mais pour certains types de sols, l'espacement entre les aiguilles est trop grand et des erreurs de sous échantillonnage sont commises.

Bien que cet outil de mesure soit facile à mettre en œuvre, il fournit des mesures sensibles à l'espacement et la longueur du profil, d'où la nécessité de faire plusieurs mesures sur la parcelle étudiée. Cet outil entraîne aussi la dégradation de la surface due au contact des aiguilles avec la surface, donc dans le cas d'une surface agricole, il est impossible d'obtenir les mêmes résultats pour deux mesures consécutives faites sur une même parcelle.

Quant aux rugosimètres à laser, en projetant un rayon laser verticalement sur une surface, une caméra détecte la ligne tracée par la lumière du rayon laser et la convertit par triangulation (Römkens et al. 1987 et Huang et al. 1988) en profil 1D de surface. Les hauteurs de la surface sont estimées par simple calibration. Plusieurs valeurs de pixels de hauteur ne sont pas mesurées car, une partie de la surface crée des zones d'ombre où les points de mesure sont manquants. Pour minimiser le nombre de points manquants, deux caméras sont positionnées de façon opposée l'une de l'autre pour mesurer le rayon émis par le laser. Malgré l'utilisation de deux caméras, il reste quelques points d'ombre (Huang et al, 1988). Pour résoudre l'effet d'ombre indésirable, les scanners avec émetteur et récepteur placés sur le même axe optique ont été conçus. Ces systèmes utilisent la méthode de défaut de mise au point (Bertuzzi et al. 1990).

Quelle que soit la technique utilisée, tous ces laser-scanners mesurent les hauteurs de la surface pixel par pixel, ce qui rend la technique coûteuse en temps d'acquisition. Contrairement au rugosimètres à aiguilles, bien que cette technique donne des profils avec une résolution à l'ordre du millimètre et n'entraîne pas une destruction de la surface, elle nécessite de post-traitement fastidieux.

1.1.2 Méthodes d'acquisition d'image 2D

Le laser-scanner et la photogrammétrie sont les techniques sans contact les plus couramment utilisées. Elles permettent une restitution d'image des hauteurs en 2D.

Le premier laser scanner mesurant plusieurs points en même temps a été mis en œuvre par Wilson et al. en 2001. En effet, il mesure un profil (2.4 m de long) de surface de façon instantanée. Par ailleurs, il est plus lent et moins précis que celui de Flanagan et al. 1995 qui est, une version modifiée du système développé par Huang and Bradford en 1990. Le système de Flanagan et al. 1995 permet de numériser un profil 2D de 2,5 mètres avec une précision de 0.5 mm en 20 secondes.

Le système d'acquisition développé à l'Institut National de la Recherche Agronomique (INRA) d'Orléans par Darboux et al. 2003 numérise six profils de surface par seconde. Pour une surface de section de quatre mètres de long avec un profil tous les 1,5 mm, 450 secondes environ sont nécessaires pour la numérisation. Le laser-scanner est composé de

deux diodes et un appareil photo numérique monté sur un rail unique (figure 1.2). Les diodes projettent une ligne lumineuse sur la surface du sol. La forme de cette ligne est numérisée par la caméra faisant un angle oblique avec la surface du sol. La variation des lignes dépend de la microtopographie de la surface. Le principe de triangulation est utilisé pour convertir les lignes en image des hauteurs de la surface. Pour construire un modèle numérique de terrain (MNT) en 3D, le système laser/caméra balaie la surface dans une direction donnée puis une rotation de 180° du banc de mesure est effectuée et le système laser/caméra effectue un second balayage et une seconde acquisition. Les points aberrants sont réduits par superposition des deux surfaces scannées et par interpolation.

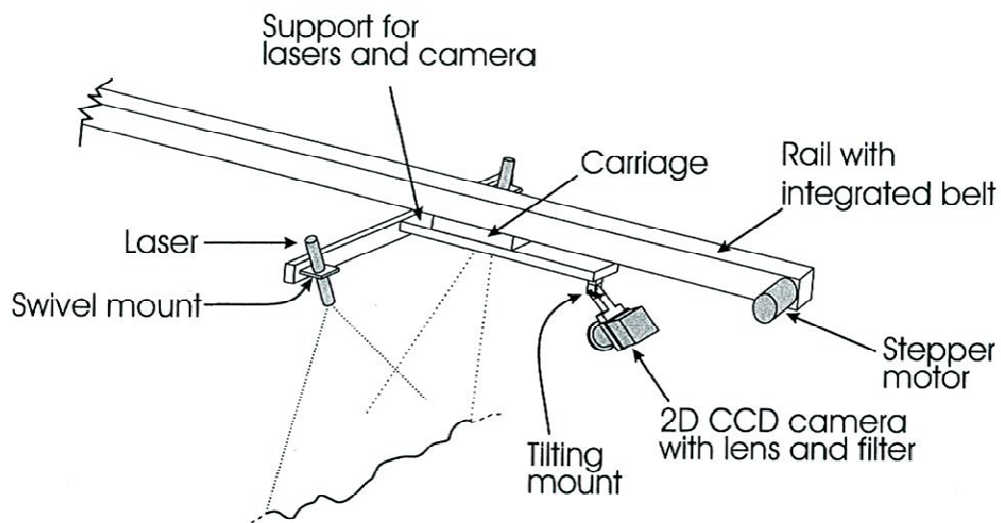


Figure 1.2 : Scanner laser le profil instantané (source INRA Orléans, Darboux et al. 2003)

Un ordinateur est relié à l'assemble laser/caméra. Il traite les images de la caméra et enregistre les données de profil de surface pendant le balayage. En juxtaposant les profils successifs, cela garantit la reconstruction de la morphologie de la surface.

Quant à la photogrammétrie/stéréovision, elle se sert de deux caméras numériques de niveau de gris utilisant les capteurs CDD. Pour avoir une vue de l'image en 3D, on combine les images prises par les deux caméras montées sur un banc et placées à environ 40 centimètres l'une de l'autre. Les deux caméras situées sur un plan horizontal et parallèle à la surface sont montées à une hauteur raisonnable de la surface du sol (autour de 3 mètres, figure 1.3). Elles sont ensuite calibrées pour obtenir l'image d'une région commune avec une résolution horizontale de l'ordre du millimètre pour chaque couple de photographies. Pour chaque image, il y a deux étapes successives de traitement. La première étape est l'étalonnage. L'équipement d'étalonnage est constitué de deux réseaux de grilles superposés et posés sur le sol. Les coordonnées des points de croisement sont connues avec une grande précision et, fournissent un grand nombre de points d'étalonnage répartis dans l'espace de travail. Ces points permettent la recherche des paramètres qui déterminent la relation entre

l'image en 2D de chaque caméra et l'information en 3D de la scène filmée. A la deuxième étape, les deux images prises sont fusionnées pour supprimer les points aberrants.

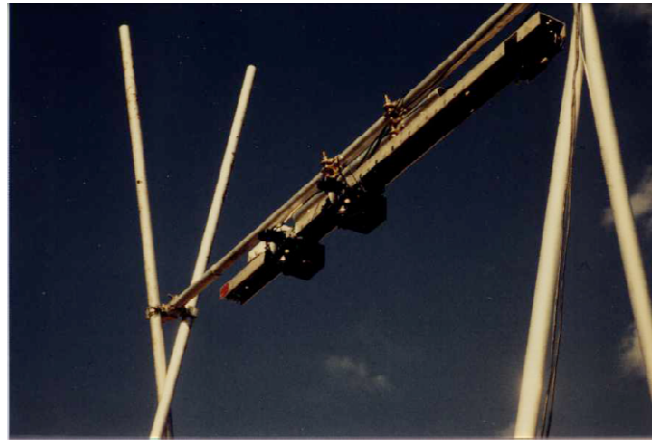


Figure 1.3 : Caméra sur une plate forme pour la stéréovision (Source :thèse Le Morvan)

Cette technique d'acquisition permet d'obtenir des images de un mètre carré environ avec une résolution d'un millimètre mais, le dispositif est lourd à mettre en place.

L'étude faite par Werner et al. en 2005 montre qu'avec les méthodes de photogrammétrie et laser-scanner, on parvient à distinguer les microrugosités de la surface et les agrégats de taille inférieure à 20 mm. Ces techniques sont moins sujettes aux erreurs de sous-échantillonnage.

L'évolution des outils d'acquisition des surfaces (photogrammétrie et laser scanner) permet une reconstruction fine de la topographie du sol en 3D. Ces images conservent la complexité de la surface qui peut être appréhendée par un profil bidimensionnel. Au LATMOS, Zribi et Taconet ont été les premiers à travailler sur des fichiers de stéréovision. En 1998, ils développent une nouvelle approche (Méthode des facettes) de la description de la rugosité basée sur la modélisation de la surface par juxtaposition de petites facettes planes. Deux nouveaux critères, taille et inclinaison des facettes, définissent la rugosité du sol et permettent de discriminer différentes parcelles agricoles.

1.2 Présentation des surfaces étudiées

Au cours de mon travail, j'ai utilisé une base de données de trois surfaces qui sont présentés dans le

tableau 1.1. Les détails liés à la spécificité de ces surfaces seront présentés dans la suite.

	Type de surface	Méthode d'acquisition	Résolutions (mm)	Densité (motte/m ²)
Surface 1(surf 1)	Artificielle	Laser-scanner	0.5	1015
Surface 2 (surf 2)	Naturelle	Photogrammétrie	1	725
Surface 3 (Surf 3)	Artificielle	Laser-scanner	0.5	292

Tableau 1.1: Base de données des surfaces utilisées.

Les surfaces étudiées ont été acquises au cours de deux campagnes de mesure : la première à l'Institut National de la Recherche Agronomique de Grignon (INRA-Grignon) et la deuxième à l'INRA-Orléans.

A l'INRA-Grignon, la technique d'acquisition est la photogrammétrie. A l'INRA-Orléans, le laser-scanner développé par Darboux F. a été utilisé. Les deux surfaces acquises par le laser-scanner sont des surfaces artificielles créées en laboratoire (surf1 et surf3). La surface d'un sol réel (surf2) a été acquise par photogrammétrie à l'INRA-Grignon. J'ai récupéré les fichiers des surfaces 1 et 2 dans la base de données du LATMOS et, j'ai participé à l'acquisition de la surface 3 dans le cadre d'une campagne de mesure faite à Orléans en mars 2010.

Les surfaces artificielles ont été simplement obtenues en posant des objets – des mottes de terres - sur un plan. Dans le cas de la surface 1, sur un sol de 5% de pente, nous avons posé des mottes de périmètre inférieur à treize centimètres. Le sol a été préparé avec des sillons centimétriques. La zone correspondante à la surface 1 a été extraite dans l'inter sillon après filtrage pour atténuer l'effet des sillons. Dans le cas de la surface 3, le plan présente une inclinaison de 10%. La première surface (surf1) a une forte densité de mottes (1015 mottes par m²). La deuxième (surf3) a une faible densité (292 mottes par m²).

Ici, on appelle surface réelle, une surface acquise en plein champ immédiatement après le travail du sol. Ce sol peut correspondre, en général, à différentes pratiques agricoles : labour, déchaumage et semis. Le labour est un travail agricole qui consiste à découper la terre et à la retourner à l'aide d'une charrue. Les sillons de labour sont de l'ordre de quarante centimètres. Le déchaumage est assez proche du labour, à la seule différence qu'ici le travail du sol est moins profond. Le semis est un travail fin (sillons de 10 cm) qui consiste à la pulvérisation de la terre en très petites mottes afin de permettre une croissance optimale. La surface réelle que nous avons choisie pour notre étude est un semis (surf2).

La figure 1.4 représente la surface surf1. Elle a une aire de 80×80 mm². La résolution est de 0.5 mm suivant (Ox), (Oy) et (Oz).

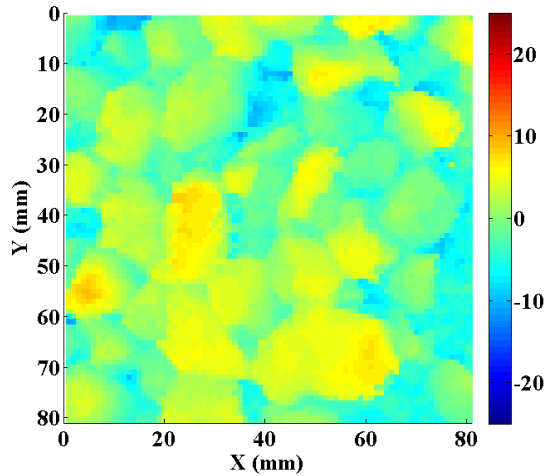


Figure 1.4 : Image de la surface de laboratoire (surf1). La barre de couleur verticale représente les hauteurs de la surface en millimètre.

La figure 1.5 représente une portion de la surface 2 de taille $600 \times 600 \text{ mm}^2$. L'aire totale de surf2 est $600 \times 800 \text{ mm}^2$. La résolution est de 1 mm suivant les axes (Ox) et (Oy) et 1.1 mm sur l'axe vertical (Oz).

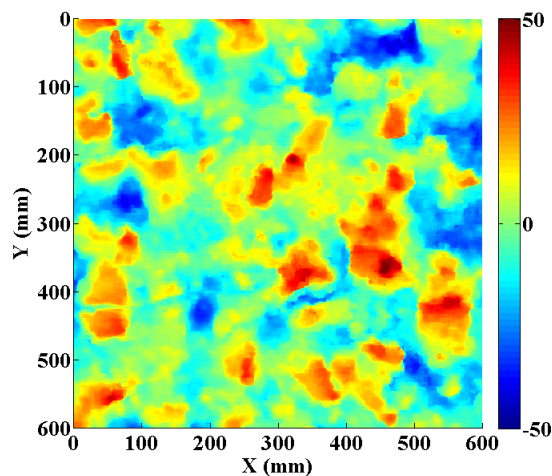


Figure 1.5 : Image d'une portion de la surface naturelle (surf2). La barre de couleur verticale représente les hauteurs de la surface en millimètre.

La figure 1.6 représente une partie de l'image de la surface surf3 de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$. L'ensemble de la surface a une aire de $1000 \times 1000 \text{ mm}^2$ avec une résolution de 0.5 mm suivant les axes (Ox), (Oy) et (Oz).

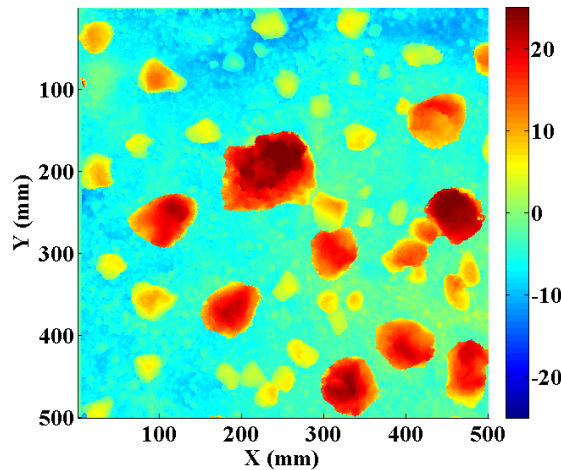


Figure 1.6 : Image d'une portion de la surface de laboratoire surf3. La barre de couleur verticale représente les hauteurs de la surface.

1.3 Surfaces agricoles et processus aléatoires

Plusieurs auteurs ont représenté les surfaces agricoles par des processus (ou des fonctions) aléatoires (Yang Taiqian et Shira Broschat 1992, Aït Braham et al 2007). A titre d'exemple, la surface du semis surf2 peut être considérée comme une réalisation $a(x, y)$ de dimensions $L \times L$ d'un champ aléatoire $A(x, y)$. Par la suite, on notera par une lettre majuscule le processus aléatoire et par une lettre minuscule une réalisation de ce processus. A partir d'une réalisation ou de plusieurs réalisations de dimensions finies, l'objectif est de caractériser le processus en estimant certains paramètres statistiques comme la distribution des hauteurs mais aussi la longueur de corrélation qui permet d'apprécier l'étendue spatiale de la fonction d'autocorrélation. Ce paragraphe permet de faire quelques rappels sur les processus aléatoires et de définir les grandeurs qui sont couramment avancées pour caractériser les surfaces agricoles.

1.3.1 Processus aléatoire spatial et variable aléatoire - Stationnarité

En théorie du signal, un processus aléatoire représente l'évolution dans le temps ou dans l'espace d'une variable aléatoire. Il est symbolisé par une fonction aléatoire dépendant du temps et/ou de l'espace et d'un paramètre traduisant le caractère aléatoire.

Plaçons-nous dans un espace défini par le repère cartésien (Oxyz). La nature aléatoire d'une surface rugueuse est décrite par sa hauteur suivant l'axe Oz par rapport au plan de référence (Oxy). Une surface rugueuse est souvent assimilée à un processus ou une fonction aléatoire $A(x, y)$ des coordonnées d'espace x et y . Le processus est représenté par un ensemble de réalisations possibles d'équation $z = a(x, y)$.

Pour une position donnée (x_0, y_0) , $A_0 = A(x_0, y_0)$ est une variable aléatoire scalaire qui prend ses valeurs dans l'ensemble des valeurs possibles $a(x_0, y_0)$. Cette variable aléatoire est caractérisée par sa fonction de répartition définie par :

$$F_A(h) = \text{prob}[A \leq h] \quad 1.1$$

Si la dérivée de la fonction de répartition existe, alors elle est égale à la densité de probabilité $P_A(h)$. La densité de probabilité vérifie les propriétés suivantes :

$$\text{prob}[A \in [a, b]] = \int_a^b P_A(h) dh \quad 1.2$$

$$\forall h, P_A(h) \geq 0 \text{ et } \int_{-\infty}^{+\infty} P_A(h) dh = 1 \quad 1.3$$

Les lettres « *prob* » désignent la probabilité de l'événement qui est entre crochets « $[]$ ». D'une manière générale, la fonction de répartition et la loi de probabilité dépendent du point d'observation (x_0, y_0) .

Pour caractériser les variables aléatoires $A(x_0, y_0)$, on introduit, lorsqu'ils existent, les moments statistiques. Pour une variable aléatoire continue, le moment statistique d'ordre n est défini, lorsqu'il existe, par :

$$m_{A^n}(x_0, y_0) = \langle A^n \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} h^n P_A(h) dh \quad 1.4$$

Les crochets $\langle \rangle$ désignent l'opérateur espérance mathématique. La moyenne statistique représente le moment d'ordre 1 :

$$m_A(x_0, y_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} h P_A(h) dh \quad 1.5$$

Le processus est centré au point (x_0, y_0) si $m_A(x_0, y_0) = 0$. L'écart type (ou la hauteur quadratique moyenne) σ_A est la racine carrée du moment d'ordre 2 de la variable aléatoire centrée $A - \langle A \rangle$. Il mesure la dispersion des valeurs de la variable aléatoire autour de sa valeur moyenne m_A . La variance σ_A^2 est aussi égale à :

$$\sigma_A^2(x_0, y_0) = \langle A^2 \rangle - \langle A \rangle^2 \quad 1.6$$

Notons que dans le cas général, les moments statistiques et en particulier ceux d'ordre 1 et 2 dépendent de la position (x_0, y_0) .

Soient (x_1, y_1) et (x_2, y_2) deux points dans le plan (Oxy). $A_1 = A(x_1, y_1)$ et $A_2 = A(x_2, y_2)$ sont deux variables aléatoires caractérisées par leurs fonctions de répartition marginales (1.1) et par une fonction de répartition conjointe définie par :

$$F_{A_1, A_2}(h_1, h_2) = \text{prob}[A_1 \leq h_1, A_2 \leq h_2] \quad 1.7$$

Pour des variables aléatoires continues A_1 et A_2 , on peut définir la densité de probabilité conjointe par dérivation de la fonction de répartition conjointe :

$$p_{A_1, A_2}(h_1, h_2) = \frac{\partial^2 F_{A_1, A_2}}{\partial h_1 \partial h_2} \quad 1.8$$

La fonction d'autocorrélation statistique permet d'étudier la corrélation statistique qui peut exister entre les valeurs prises par la fonction aléatoire $A(x, y)$ en deux points différents (x_1, y_1) et (x_2, y_2) du plan. Pour des variables aléatoires continues, elle est définie par :

$$\begin{aligned} R_{AA}(x_1, x_2, y_1, y_2) &= \langle A(x_1, y_1) A(x_2, y_2) \rangle \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h_1 h_2 p_{A_1, A_2}(h_1, h_2) dh_1 dh_2 \end{aligned} \quad 1.9$$

Si les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) sont confondus, la fonction d'autocorrélation donne le moment statistique d'ordre 2. D'une manière générale, la loi de probabilité et la fonction d'autocorrélation conjointe dépendent des coordonnées des deux points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) .

Le processus aléatoire est dit stationnaire au sens large à l'ordre 2

- si la moyenne m_A et la variance σ_A^2 ne dépendent pas des coordonnées d'espace, soit :

$$m_A(x_0, y_0) = Cte_1 \text{ et } \sigma_A^2(x_0, y_0) = Cte_2, \quad \forall (x_0, y_0) \quad 1.10$$

- et si la fonction d'autocorrélation R_{AA} aux points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) ne dépend que des distances $x_2 - x_1$ et $y_2 - y_1$, soit en posant $x = x_2 - x_1$ et $y = y_2 - y_1$:

$$R_{AA}(x, y) = \langle A(x_1, y_1) A(x_1 + x, y_1 + y) \rangle, \quad \forall (x_1, y_1) \text{ et } \forall (x, y) \quad 1.11$$

Dans le cas d'un processus aléatoire stationnaire au sens large à l'ordre 2, la valeur de la fonction d'autocorrélation à l'origine correspond au moment d'ordre 2 et on peut écrire :

$$\begin{aligned} R_{AA}(0,0) &= \langle A^2(x_1, y_1) \rangle \\ &= \sigma_A^2 + m_A^2 \end{aligned} \quad 1.12$$

1.3.2 Processus aléatoire gaussien dans son ensemble

On suppose souvent que les surfaces agricoles peuvent être représentées par des processus aléatoires gaussiens. Un processus aléatoire est gaussien dans son ensemble à l'ordre deux :

- si pour tout point (x_0, y_0) , la variable aléatoire $A(x_0, y_0)$ suit une loi Gaussienne dont la densité de probabilité est déterminée par la moyenne m_A et l'écart-type σ_A :

$$p_A(h) = \frac{1}{\sigma_A \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{h - m_A}{\sigma_A} \right)^2 \right] \quad 1.13$$

- si pour tout couple de points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) du plan, les variables aléatoires $A_1 = A(x_1, y_1)$ et $A_2 = A(x_2, y_2)$ ont une densité de probabilité conjointe gaussienne de la forme :

$$\begin{aligned} p_{A_1, A_2}(h_1, h_2) &= \frac{1}{2\pi \sigma_{A_1} \sigma_{A_2} \sqrt{1 - \rho_c^2}} \\ &\times \exp \left[-\frac{1}{2(1 - \rho_c^2)} \left(\frac{(h_1 - m_{A_1})^2}{\sigma_{A_1}^2} + \frac{2\rho_c (h_1 - m_{A_1})(h_2 - m_{A_2})}{\sigma_{A_1} \sigma_{A_2}} + \frac{(h_2 - m_{A_2})^2}{\sigma_{A_2}^2} \right) \right] \end{aligned} \quad 1.14$$

m_{A_1} et m_{A_2} sont les moyennes statistiques des deux variables aléatoires A_1 et A_2 , σ_{A_1} et σ_{A_2} , les écart-types. ρ_c est le coefficient de corrélation défini par :

$$\rho_c = \frac{\langle A_1 A_2 \rangle - m_{A_1} m_{A_2}}{\sigma_{A_1} \sigma_{A_2}} \quad 1.15$$

où $\langle A_1 A_2 \rangle = R_{AA}(x_1, x_2, y_1, y_2)$.

D'une manière générale, la densité de probabilité conjointe et le coefficient de corrélation dépendent des coordonnées des deux points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) . Si le processus gaussien est stationnaire au sens large à l'ordre deux, les moyennes et les variances sont des

constantes et le coefficient de corrélation ρ_c ne dépend que des distances $x = x_2 - x_1$ et $y = y_2 - y_1$. On en déduit que la densité de probabilité d'ordre 1 est indépendante du point d'observation et que la densité de probabilité conjointe (ou d'ordre 2) ne dépend que des différences $x = x_2 - x_1$ et $y = y_2 - y_1$. Un processus aléatoire gaussien stationnaire au sens large à l'ordre 2 est stationnaire au sens strict (car la propriété de stationnarité porte aussi sur les densités de probabilité marginales et conjointe).

Tous les sols agricoles n'obéissent pas à une distribution des hauteurs gaussienne. A partir de plusieurs fichiers de stéréovision, Aït Braham K. 2007 montre que les labours et les déchaumages ne suivent pas une loi Gaussienne à l'inverse des semis.

1.3.3 Moments spatiaux d'une réalisation - Ergodicité

Soit $a(x, y)$ une réalisation du processus aléatoire $A(x, y)$. Pour cette réalisation, nous pouvons calculer les moments spatiaux. Soit L l'étendue de la réalisation $a(x, y)$, alors le moment spatial d'ordre n est défini, lorsque elle existe, par :

$$\overline{a^n(x, y)} = \lim_{L \rightarrow +\infty} \frac{1}{L^2} \int_{-L/2}^{L/2} \int_{-L/2}^{L/2} a^n(x, y) dx dy \quad 1.16$$

La moyenne spatiale correspond au moment d'ordre 1. La réalisation est dite centrée si sa moyenne spatiale est nulle. La variance spatiale est égale à la somme du moment d'ordre 2 et de la moyenne spatiale au carrée. La fonction d'autocorrélation spatiale de la réalisation $a(x, y)$ est définie, lorsqu'elle existe, par :

$$C_{aa}(x, y) = \lim_{L \rightarrow +\infty} \frac{1}{L^2} \int_{-L/2}^{L/2} \int_{-L/2}^{L/2} a(x', y') a(x + x', y + y') dx' dy' \quad 1.17$$

D'une manière générale, les moments spatiaux et la fonction d'autocorrélation spatiale changent d'une réalisation à une autre. En ce sens, la moyenne spatiale et la variance spatiale sont des variables aléatoires et la fonction d'autocorrélation spatiale est une fonction aléatoire des coordonnées spatiales x et y . Le processus aléatoire $A(x, y)$ est ergodique à l'ordre 2 si la moyenne, la variance et la fonction d'autocorrélation spatiales ne changent pas d'une réalisation à une autre.

1.3.4 Stationnarité et ergodicité

Au paragraphe 1.3.2, la notion de stationnarité au sens large à l'ordre 2 a été introduite. Au paragraphe précédent, nous avons défini la propriété d'ergodicité à l'ordre 2. Si ces deux propriétés sont satisfaites simultanément, alors le théorème de Birkhoff (Charbit M., 1990) établit que les moments statistiques sont égaux aux moments spatiaux jusqu'à l'ordre 2,

$$m = \langle A \rangle = \bar{a} = Cst \quad 1.18$$

et que la fonction d'autocorrélation statistique s'identifie à la fonction d'autocorrélation spatiale,

$$R_{AA}(x, y) = C_{aa}(x, y) \quad 1.19$$

Ces deux propriétés sont importantes car à partir d'une réalisation, il est possible d'étudier et de déterminer les propriétés statistiques. En particulier, on peut identifier la densité de probabilité des hauteurs en déterminant l'histogramme normalisé des hauteurs d'une réalisation. Ces deux propriétés supposent que les scènes sont de dimensions infinies ($L \rightarrow \infty$). En pratique, l'acquisition d'un sol par laser-scanner ou par stéréovision se fait sur des dimensions finies. Dans ce cas, la fonction d'autocorrélation spatiale change d'une réalisation à une autre. $C_{aa}(x, y, L)$ est une estimation de $R_{AA}(x, y)$ sur une surface d'aire $L \times L$. De plus, l'acquisition se fait avec une résolution $\Delta x = L/N_x$ et $\Delta y = L/N_y$ suivant Ox et Oy . Avec les systèmes d'acquisitions utilisés, $h = \Delta x = \Delta y$. L'estimation $C_{aa}(k\Delta x, l\Delta x, N_x)$ dépend donc des dimensions de la scène et de la résolution. L'estimation est d'autant meilleure que L est élevée et que Δx est petite.

1.3.5 Processus aléatoire isotrope

Un processus aléatoire $A(x, y)$, stationnaire et ergodique, est isotrope si sa fonction d'autocorrélation est fonction des coordonnées spatiales sous la forme $d = \sqrt{x^2 + y^2}$. Une des approches développées pour décrire les sols isotropes fait intervenir trois paramètres : l'écart type des hauteurs σ_A , la longueur de corrélation l_c et l'exposant de rugosité, H :

$$R(x, y) = \sigma_A^2 \exp\left(-\left[\frac{d}{l_c}\right]^{2H}\right) \quad 1.20$$

Si $H = 1$ alors l'autocorrélation est gaussienne, et si $H = 1/2$, c'est une exponentielle. La longueur de corrélation est déterminée par la relation :

$$R(\sqrt{x^2 + y^2} = l_c) = \sigma_A^2 / \exp(1) \quad 1.21$$

L'expression (1.21) suggère l'hypothèse de l'isotropie de la surface. Ceci implique que la longueur de corrélation est la même suivant (Ox) et (Oy) :

$$l_c = l_{c,x} = l_{c,y} \quad 1.22$$

Plusieurs travaux ont montré que pour de fortes rugosités, la fonction d'autocorrélation s'approche d'une gaussienne et pour les faibles ou moyennes rugosités, celle-ci se rapproche de la forme exponentielle (Fung et al. 1995, Baghdali et al. 2004). Il est à noter que ces travaux ont été menés sur des relevés de hauteurs par rugosimètres à aiguilles.

Pour étudier l'anisotropie des surfaces avec un rugosimètres à aiguilles, on effectue des relevés dans deux directions orthogonales. De telles mesures ont été effectuées au LATMOS par Zribi Ces travaux montrent que pour des sols aux sillons marqués, les écarts-types des hauteurs et les longueurs de corrélations changent suivant la direction.

A partir d'acquisition de hauteurs de rugosité par laser-scanner ou stéréovision, il est possible d'étudier l'anisotropie des sols. Au LATMOS, Taconet et Ciarletti 2007 déterminent les écarts-types des hauteurs et les longueurs de corrélation pour plusieurs types de sols à partir de fichiers de stéréovision. Mais elles déterminent ces grandeurs en travaillant sur des autocorrélations spatiales effectuées ligne par ligne et colonne par colonne. Elles ne travaillent pas directement sur l'autocorrélation à deux dimensions $C_{aa}(x, y, L)$. Elles montrent néanmoins que les longueurs de corrélation obtenues dans deux directions orthogonales sont proches dans le cas des semis et sont différents dans le cas des labours et des déchaumages.

En 2007, Aït Braham , doctorant au LATMOS, montre en travaillant directement sur l'autocorrélation $C_{aa}(x, y, L)$ que les semis sont gaussiens et isotropes et que leurs fonctions de corrélation sont données par l'équation (1.20). Il montre aussi que les labours et les déchaumages ne sont ni gaussiens et ni isotropes. En 2012, Dusséaux et al confirment que les semis étudiés sont gaussiens et isotropes et que ces propriétés ne sont pas affectées par l'effet de la pluie.

1.4 Estimation des paramètres statistiques des surfaces

Dans les paragraphes précédents, nous avons présenté les surfaces que nous allons étudier au cours de ce travail, ainsi que des notions liées à la description d'un processus aléatoire. Parmi les surfaces sélectionnées, nous avons une surface réelle (naturelle) et deux surfaces de laboratoire. Nous cherchons à vérifier si les sols artificiels sont gaussiens et isotropes ou non.

La variance σ_A^2 , la longueur de corrélation l_c et l'exposant de rugosité H sont estimés à partir d'une réalisation $a(x, y)$ de dimension finie $L \times L$ et sous l'hypothèse de stationnarité et d'ergodicité à l'ordre 2. Nous nous baserons sur le principe de minimisation de l'écart entre la fonction d'autocorrélation expérimentale $C_{aa}(x, y, L)$ et l'autocorrélation théorique $R_{AA}(x, y)$. La fonction mesurant cet écart est définie par :

$$\varepsilon(l_c, \sigma_A, H) = \sqrt{\sum_i \sum_j \left(\frac{(R_{AA}(x_i; y_j) - C_{aa}(x_i; y_j, L))}{R(0,0).L_p} \right)^2} \quad 1.23$$

où L_p est l'étendue du lobe principal de l'autocorrélation expérimentale.

Pour les surfaces sélectionnées, nous estimons la loi de distribution des hauteurs et, vérifierons l'isotropie des surfaces, mais également si la fonction d'autocorrélation est de la forme donnée par l'équation (1.20).

Afin d'avoir une idée sur le caractère gaussien ou pas de la distribution des hauteurs nous avons estimé le Kurtosis. C'est le rapport entre le moment d'ordre 4 et le carré du moment d'ordre 2 des hauteurs de la surface.

$$Kurtosis = \frac{m_{A^4}}{(m_{A^2})^2} \quad 1.24$$

Si ce rapport est sensiblement égal à 3 alors on peut dire que la distribution des hauteurs de la surface est gaussienne dans le cas contraire, on ne peut rien conclure.

La figure 1.7 représente les histogrammes normalisés des hauteurs de la surface et la densité de probabilité (DDP) gaussienne théorique, pour les trois surfaces.

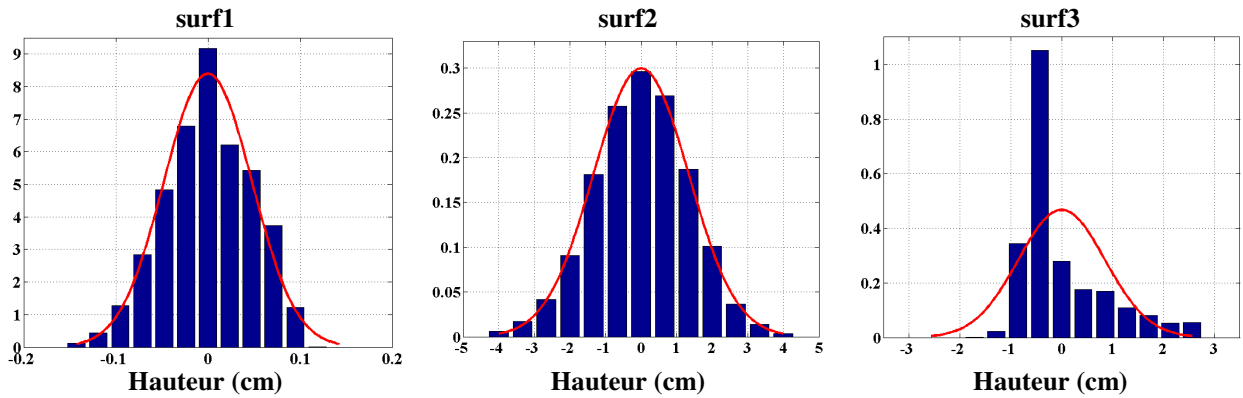


Figure 1.7 : Estimation des densités de probabilité des hauteurs obtenues à partir des fichiers numériques des sols nus

Le tableau 1.2 donne les valeurs du Kurtosis obtenues pour les trois surfaces. Comme nous pouvons le voir, le caractère gaussien est confirmé pour les semis (surf2). Par contre, pour les surfaces surf1 et surf3, la DDP des hauteurs n'est pas gaussienne. Ce résultat est confirmé par le calcul du Kurtosis (tableau 1.2). Cette grandeur est le rapport entre le moment d'ordre 4 et le moment d'ordre 2 élevé au carré d'une variable aléatoire. Lorsqu'il vaut 3, on peut dire que la surface a un caractère gaussien. On note ici que la valeur du Kurtosis pour la surface surf2 est très proche de 3 (2.93). Ceci confirme le caractère gaussien de la surface surf2. Ce n'est pas le cas pour les autres surfaces. En plus du fait que leurs DDPs ne se superposent pas aux

DDPs théoriques, leurs Kurtosis sont différents de 3. L'estimation de la loi de distribution des hauteurs pour les surfaces de laboratoire nécessiterait des études plus approfondies.

Sol	surf1	surf2	surf3
Kurtosis	2.65	2.93	4.09

Tableau 1.2 : Tableau du Kurtosis pour les trois surfaces

Afin de vérifier le caractère isotrope des surfaces, nous avons défini une grandeur permettant d'évaluer le facteur d'isotropie I_i d'une surface. Elle est définie par :

$$I_i = \frac{\min(l_x, l_y)}{\max(l_x, l_y)} \quad 1.25$$

où l_x est la longueur de corrélation parallèle à l'axe (Ox) passant par le centre et l_y la longueur de corrélation parallèle à l'axe (Oy). La surface est dite isotrope si la valeur du facteur d'isotropie est égale à 1.

Le tableau 1.3 donne les différents paramètres statistiques estimés sur les surfaces. L'écart-type σ_A , la longueur de corrélation l_c et l'exposant de rugosité H sont estimés à partir de la minimisation de (1.23). L'indice d'isotropie est déterminé à partir de l'autocorrélation expérimentale $C_{aa}(x, y, L)$.

Surfaces	σ_A (en cm)	l_c (en cm)	H	I_i	$\varepsilon(l_c, \sigma_A, H)$
surf1	0.4	1.62	0.51	0.44	24%
surf2	1.38	3.13	0.82	1	8%
surf3	0.83	3.20	0.75	0.91	2%

Tableau 1.3 : Paramètres statistiques et facteurs d'isotropie estimés sur les trois surfaces

On note que le caractère isotrope est observé sur les surfaces surf2 et surf3. Au vu des valeurs des erreurs entre les autocorrélations théoriques et expérimentales, on peut conclure que : Le modèle (1.20) de la fonction d'autocorrélation ne peut pas être retenu pour la surface artificielle surf1. Mais il peut être retenu pour le semis (ce que l'on savait déjà) mais aussi pour la surface de laboratoire surf3. Pour les surfaces surf2 et surf3, au vu des paramètres obtenus, la fonction d'autocorrélation est à mi-chemin entre une gaussienne et une exponentielle.

La comparaison entre les fonctions d'autocorrélation se fera par superposition des autocorrélations expérimentales et des autocorrélations théoriques. L'obtention de l'autocorrélation théorique s'effectue en intégrant les paramètres estimés du tableau 1.3 dans l'équation 1.21. Les résultats obtenus sont représentés verticalement dans les plans (Oxz) et

(Oyz) et horizontalement dans le plan (Oxy). La figure 1.8 et la figure 1.9 représentent les coupes verticales des fonctions d'autocorrélation dans les plans (Oxz) et (Oyz).

Pour la surface surf2, on note une légère différence du maximum des fonctions d'autocorrélation mais, une superposition des lobes principaux des deux courbes dans les deux plans et ce jusqu'à la base. On note aussi des oscillations en dehors du lobe principal. Elles peuvent s'expliquer par la dimension finie de la surface, mais aussi par la présence d'une composante quasi déterministe et périodique liée aux sillons.

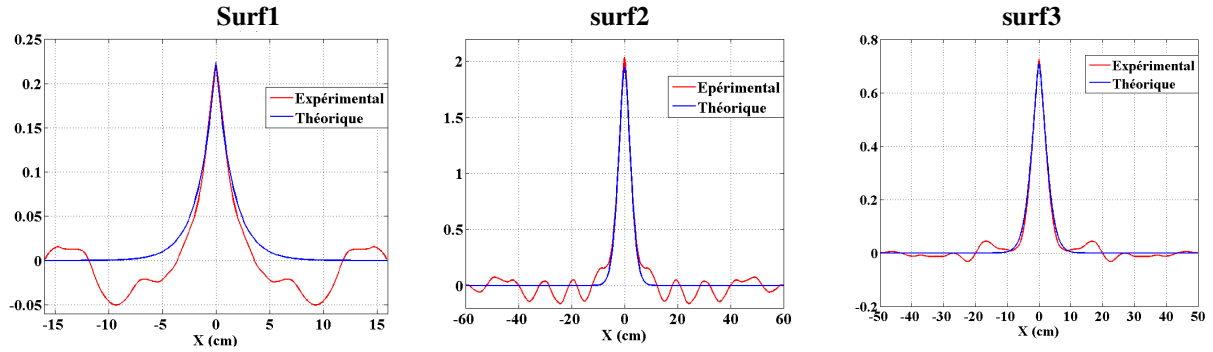


Figure 1.8 : Fonctions d'autocorrélation estimées à partir des données expérimentales pour les surfaces surf1, surf2 et surf3 dans le plan (Oxz)

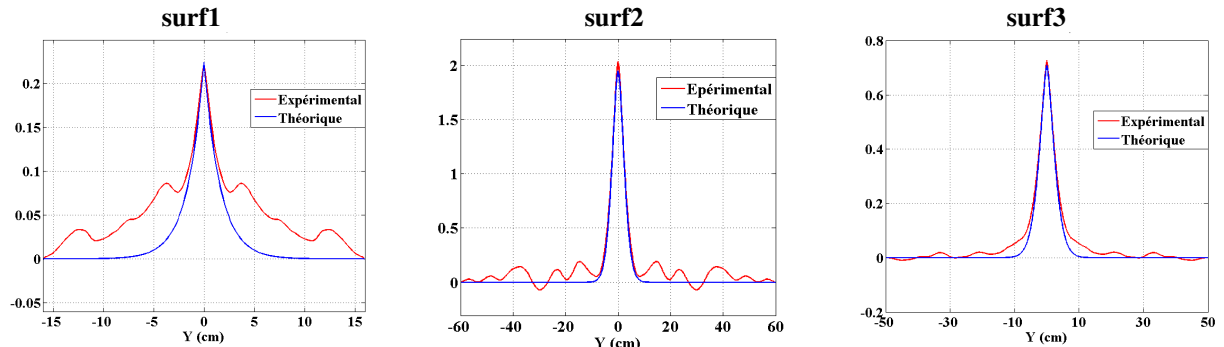


Figure 1.9 : Fonctions d'autocorrélation estimées à partir des données expérimentales pour les surfaces surf1, surf2 et surf3 dans le plan (Oyz)

Les oscillations observées sur l'autocorrélation expérimentale de la surface surf2 semblent être périodiques par rapport aux courbes de la surface surf1 qui est une surface de laboratoire. La périodicité est plus marquée dans le plan (Oxz) que dans le plan (Oyz). Cette différence renforce l'hypothèse d'une composante déterministe due au sens du travail.

Quant à la surface surf1, les deux fonctions d'autocorrélation ont le même maximum mais, la superposition des lobes principaux n'est pas correcte. On observe une différence à mi-hauteur très marquée. On note aussi des oscillations en dehors du lobe principal pour la fonction expérimentale qui peuvent être liées aux faibles dimensions ($L = 80\text{mm}$). Le modèle théorique ne peut pas être retenu et ce sol artificiel n'est clairement pas isotrope.

Quant à la surface de laboratoire surf3, les deux fonctions d'autocorrélation ont le même maximum et la superposition des lobes principaux est correcte. Cette comparaison confirme le caractère isotrope de ce sol artificiel. Lors de la création de cette surface, nous avons cherché à répartir de manière uniforme les mottes sur une surface plane. Les mottes présentent un axe principal (axe le plus grand). Pour la surface surf3, nous avons cherché à positionner les mottes avec une orientation de l'axe principal par rapport à Ox uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$. Nous émettons l'hypothèse que c'est cette orientation aléatoire et uniforme qui explique l'isotropie de cette surface. Dans le chapitre 4, nous chercherons à confirmer cette hypothèse.

La figure 1.10 présente les coupes horizontales des fonctions d'autocorrélation théoriques et expérimentales pour les surfaces surf1, surf2 et surf3. Les coupes sont faites dans le plan (Oxy) à 90%, 70% et 50% de la valeur maximale de l'autocorrélation théorique. Pour les surfaces surf2 et surf3, les courbes théoriques sont très proches des courbes expérimentales pour chaque hauteur. La différence entre ces deux courbes s'accroît au fur et à mesure que le périmètre de la courbe augmente. Les différences sont plus marquées pour la surface surf1. Ceci confirme les observations faites sur les figure 1.8 et figure 1.9.

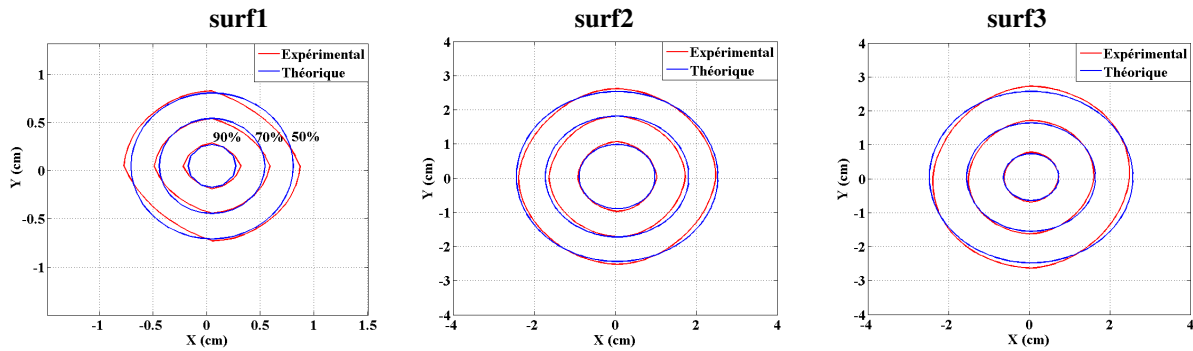


Figure 1.10 : Coupe horizontale des fonctions d'autocorrélation théoriques et expérimentales pour les surfaces surf1, surf2 et surf3. Les coupes sont faites dans le plan (Oxy) à 90%, 70% et 50% de la valeur maximale de l'autocorrélation théorique.

1.5 Description statistique des surfaces agricoles et télédétection

Le LATMOS travaille depuis plusieurs années sur la description statistique des surfaces agricoles dans le cadre de la télédétection radar. Lorsqu'un radar éclaire un sol agricole, il se produit un phénomène de diffusion. La surface renvoie dans toutes les directions de l'espace une partie de la puissance électromagnétique incidente, l'autre partie est dissipée par la surface. Le coefficient de diffusion est défini comme la répartition par unité d'angle solide de la puissance totale diffusée sur la puissance incidente. Le coefficient de rétrodiffusion correspond au coefficient de diffusion dans la direction de l'onde incidente. Un radar mesure ce coefficient de rétrodiffusion. L'objectif de la télédétection est de remonter aux paramètres géométriques du sol et à sa teneur volumique en eau à partir du coefficient de rétrodiffusion mesuré sous différentes configurations (différents angles d'incidence,

fréquences et polarisations). La télédétection est donc un problème inverse. Mais avant d'inverser, il faut développer des modèles électromagnétiques directs capables de donner le coefficient de rétrodiffusion en fonction des paramètres de l'onde radar, des paramètres géométriques de la surface et de sa teneur volumique en eau.

Le LATMOS a implémenté et développé plusieurs modèles électromagnétiques pour résoudre le problème direct. Il faut distinguer les modèles analytiques des modèles exacts. Ces modèles ont été validés par comparaison avec des données expérimentales.

Les modèles analytiques sont basés sur des approximations physiques qui limitent leurs domaines d'application. Ces modèles donnent le champ électromagnétique diffusé, le coefficient de diffusion bistatique et le coefficient de rétrodiffusion sous la forme de formules analytiques. Ces modèles sont faciles de programmation et sont peu coûteux en temps de calcul. Ils nécessitent des calculs analytiques longs et difficiles. Parmi ces modèles analytiques, le LATMOS a mis en œuvre :

- la méthode des petites perturbations pour des surfaces 1D et 2D (Small Perturbation Method, Tsang 2001, Ogilvy 1991, Baudier et al, 2004),
- la méthode de Kirchhoff et de l'optique géométrique pour des surfaces 1D (Beckman et al 1963, Baudier 2004),
- la méthode IEM pour des surfaces 1D (Integral Equation Method, Fung 1992 et Zribi et al, 1997),
- la méthode des faibles pentes en 1D et en 2D (Small Slope Approximation, Voronovich 1994).

J'ai pour ma part développé et implémenté la méthode des petites perturbations pour des surfaces 2D et la méthode des faibles pentes pour des surfaces 1D et 2D. Ces modèles ont été validés par comparaison avec des données expérimentales. L'annexe A présente quelques uns de ces résultats.

Ces modèles analytiques pour être utilisés imposent la connaissance de certaines propriétés statistiques des sols. Ces différents modèles supposent que les sols sont des processus aléatoires stationnaires et ergodiques. La méthode des petites perturbations ne nécessite de connaître que la fonction d'autocorrélation. La méthode de Kirchhoff, la méthode IEM et la méthode des faibles pentes imposent de connaître la fonction d'autocorrélation et les densités de probabilités des hauteurs aux ordres 1 et 2. Pour ces trois méthodes, les formules analytiques n'ont été établies que dans l'hypothèse où les processus sont gaussiens dans leur ensemble à l'ordre 2. Or, nous savons que plusieurs types de sols agricoles, en particulier certains labours et déchaumages, ne présentent pas le caractère gaussien. Il est donc imprudent d'utiliser ces modèles pour analyser ce type de sols.

Les modèles exacts sont basés sur la résolution sans approximations des équations de Maxwell et des conditions aux limites sur la surface. Ces modèles présentent l'avantage de pouvoir théoriquement être appliqués pour analyser toutes les configurations mais ils sont coûteux en temps de calcul numérique et sont donc parfois limités dans leur application par ce temps de calcul élevé. Le LATMOS a :

- mis en œuvre la méthode intégrale de frontières pour analyser des surfaces 1D (Maystre 1984, Zribi 1998) et
- développé la méthode dite des équations de Maxwell en coordonnées curvilignes pour analyser des surfaces 1D (Baudier et al. 2004, Aït Braham 2008a) et des surfaces 2D (Aït Braham 2008b, Dusséaux et al, 2008, 2009 et 2012).

Pour estimer le coefficient de rétrodiffusion, ces modèles exacts utilisent la méthode de Monte-Carlo. Il faut générer N_r surfaces. Pour chaque surface, le code électromagnétique calcule un champ diffusé. Le coefficient de diffusion bistatique est estimé sur les résultats associés aux N_r surfaces. Ces modèles exacts nécessitent donc de disposer d'un générateur de surfaces. A ce jour, le LATMOS dispose d'un générateur de surface mais qui ne permet que de générer des surfaces à deux dimensions de densité de probabilité gaussienne et de fonction d'autocorrélation comprise entre une gaussienne et une exponentielle. L'annexe B présente ce générateur de surfaces. Les méthodes exactes associées au générateur de surface permettent à ce jour d'analyser seulement des sols agricoles ayant le caractère gaussien (tels que certains semis).

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes méthodes de mesure de la rugosité d'une surface agricole et présenté un modèle statistique global pour caractériser une surface. Ce modèle permet de décrire les surfaces comme des processus aléatoires spatiaux, stationnaires et ergodiques et obéissant à une distribution des hauteurs gaussienne et caractérisés par une fonction d'autocorrélation. Nous rappelons que ce modèle ne permet pas de décrire correctement tous les sols agricoles mais il est compatible avec les codes électromagnétiques développés au LATMOS et dans la littérature qui supposent le caractère gaussien des surfaces.

Nous avons aussi étudié trois surfaces agricoles acquises par stéréovision ou laser-scanner. Deux de ces surfaces sont artificielles et l'une est un semis naturel. La première surface de laboratoire (surf1) présente une concentration de mottes élevée. Cette surface n'est pas isotrope et il est difficile de conclure sur le caractère gaussien de la distribution des hauteurs. La deuxième surface de laboratoire (surf3) n'est pas de distribution gaussienne mais est isotrope. Les mottes présentent un axe principal (axe le plus grand). Nous émettons l'hypothèse que c'est l'orientation aléatoire et uniforme de l'axe des mottes qui explique l'isotropie de cette surface. Nous chercherons dans ce mémoire à confirmer cette hypothèse.

Nous avons aussi vérifié et confirmé que le semis étudié (surf2) est gaussien et isotrope et peut être étudié par cette approche globale conventionnelle.

Bien qu'étant un processus aléatoire, une surface agricole est constituée de mottes et d'agrégats mais aussi possède des trous. Est-il possible de détecter ces objets sur un fichier de stéréovision et de les caractériser d'un point de vue statistique? Avant de répondre à cette question, nous présentons au chapitre 2, les méthodes d'identification des objets (à partir d'un modèle numérique de terrain) que nous avons implémentées et nous présentons les résultats obtenus pour les trois surfaces considérées.

Chapitre 2 : Méthodes de segmentation appliquées à l'identification d'objets sur des surfaces agricoles

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté les méthodes d'acquisition de la rugosité d'une surface agricole. Nous avons aussi présenté une méthode de caractérisation globale de la rugosité en introduisant la fonction d'autocorrélation et la distribution des hauteurs. Pour le semis analysé, nous avons montré que cette fonction d'autocorrélation dépend de trois paramètres : la hauteur quadratique moyenne ou l'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et l'exposant de rugosité. Nous avons montré que le semis est isotrope (les longueurs de corrélation dans les deux directions perpendiculaires sont égales) et la distribution des hauteurs est une Gaussienne.

Une surface agricole présente des objets tels que des mottes et des agrégats (assemblage élémentaire entre les particules minérales du sol qui caractérise à l'échelle macroscopique la structure du sol). Il est donc nécessaire de caractériser ces objets. Nous proposons de mettre en place une nouvelle méthode de caractérisation des surfaces agricoles par objets structurants. Avant de modéliser ces objets, il est nécessaire de les détecter et de les caractériser. Récemment, trois méthodes de traitement d'image (la détection de contrastes, la détection de contours et la classification d'agrégats) ont été testées pour la réalisation d'un tamis virtuel. Les meilleurs résultats ont été obtenus par détection de contraste ligne par ligne (Bogrekci et al. 2007). La description d'une surface par objets structurants est une approche prometteuse en cours de développement (Vannier et al. 2009, Taconet et al. 2010, Borselli et al. 2011 et 2012).

Formellement le problème de la détection de sous-domaines de l'image peut être vu de deux façons différentes : soit les sous-domaines sont décrits par des régions (i.e. calculés sur l'ensemble des pixels d'un sous-domaine) et c'est plutôt un problème de segmentation, soit les sous-domaines sont caractérisés par des frontières (i.e. calculés à partir des pixels des bords d'un sous-domaine) et c'est plutôt un problème de détection de contours. Dans l'approche contour, on considère que la courbe à extraire est située sur la ligne de contraste séparant deux régions de niveaux de gris homogènes mais différentes ou bien des régions de texture différentes classiquement. Cette approche utilise les modèles dérivatifs pour

l'extraction des contours sur les images homogènes par région. Dans notre cas, les objets sont d'abord caractérisés par des régions ayant des altitudes plus élevées ou affaissées que l'altitude locale de la surface et inhomogènes. Les caractéristiques des frontières servent alors à positionner finement le contour des objets. Nous proposons des algorithmes automatisés de traitement d'image pour la détection des contours des mottes, gros agrégats et trous sur une surface agricole nue.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques méthodes de segmentation utilisées en traitement d'image pour l'identification d'objets sur une surface. Nous sélectionnons et mettons en œuvre deux méthodes pour l'identification d'objets structurants sur les surfaces agricoles. La première est une méthode de segmentation par Hiérarchie de Contour (HC) qui a été développée au LATMOS en 2009 par Odile Taconet. Dans le cadre de ma thèse, j'ai modifié les algorithmes en vue de tester plusieurs méthodes d'estimation des gradients et j'ai défini de nouveaux outils pour évaluer cette méthode HC. La seconde est une approche issue du cadre de la morphologie mathématique, appliquée ici pour la segmentation des régions sur les surfaces. J'ai mis en œuvre cette méthode en collaboration avec Sylvie Le-Hégarat, professeur à l'Institut d'Electronique Fondamental (IEF) de l'université de Paris-Sud.

A partir des MNT des surfaces agricoles, un expert de science du sol, Frédéric Darboux de l'INRA d'Orleans, a défini les contours des mottes. Ce travail a été fait sur les mottes de la surface artificielle (surf1) et sur les mottes d'une parcelle du semis (surf2). Etant donné que l'expert s'est basé sur la variation des couleurs autour des maxima locaux pour le tracer des contours, on peut émettre des réserves sur la qualité de ces derniers. Néanmoins, ils seront utilisés comme contours de référence au cours de cette étude. Les contours des mottes obtenus par les deux algorithmes vont être comparés aux contours de référence des surfaces surf1 et surf2. Une intercomparaison des contours segmentés par les deux méthodes sera aussi faite.

2.1 Méthodes de segmentation

La segmentation a pour but de créer des groupes de pixels connexes. Les deux termes « région » et « segment » sont synonymes de même que les termes « connexes » et « voisin » (dans ce chapitre). La segmentation est une opération qui consiste à regrouper les pixels connexes entre eux et à séparer ces groupes de pixels entre eux.

Soit X une image constituée de N régions R_i formant une partition de l'image, alors :

- $\bigcup_{i=1}^N R_i = X$, hypothèse 1 (H_1).
- $\forall (i, j) \in \{1, N\}^2, i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset$, hypothèse 2 (H_2).
- $\forall i \in \{1, N\}, R_i$ est connexe, hypothèse 3 (H_3).

On dit qu'une partition R_i est 'maximale' si on ne peut fusionner deux régions et les hypothèses H_1 , H_2 et H_3 sont vérifiées.

En traitement d'images, la segmentation permet de passer d'un niveau 'pixel' à un niveau légèrement plus structuré qui est le 'groupe de pixels'. Généralement, ce niveau est considéré comme un niveau intermédiaire si on veut identifier les objets. Dans notre cas, deux aspects nous écartent légèrement du cadre d'une segmentation classique. Le résultat recherché n'est pas une partition de l'image sauf si l'on veut également identifier des régions non mottes, non agrégats et non creux. Notre but est donc d'avoir une détection de région de nos images et de s'assurer que les régions identifiées correspondent aux objets recherchés. Nous décomposons alors notre problème en deux sous-problèmes :

- un problème de segmentation de l'image où les régions coïncident plus ou moins avec les objets,
- un problème d'étiquetage où l'on sépare les régions qui représentent des mottes, des agrégats ou des creux des régions du reste de la surface.

À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, nous les avons regroupées en trois principales classes :

- les segmentations fondées sur des critères 'régions',
- les segmentations fondées sur des critères mixtes 'régions / contours',
- l'approche basée sur la morphologie mathématique.

2.1.1 Segmentation fondée sur les régions

Les plus connus des algorithmes basés sur le critère des régions sont les algorithmes de croissance de régions ou les algorithmes de "split and merge" (Chen et al., 1979). Selon ces derniers et à partir d'une partition de l'image en régions, on modifie l'image en fusionnant ou en divisant ces régions. On parle de division/fusion (en anglais "split/merge"). Les critères de décision pour la décomposition ou la fusion des régions exploitent les caractéristiques propres de chaque région telles que l'homogénéité, le contraste, la variance, les distances interquartiles et l'entropie.

Les algorithmes « split/merge » de segmentation ne sont pas robustes car, le résultat dépend de l'ordre dans lequel on effectue les fusions/divisions. Généralement, on cherche les régions candidates à une fusion (respectivement division) et on évalue le coût de cette fusion (respectivement division) sur la segmentation courante. La fusion et la division des régions se traduisent en termes de coût. Elles sont réitérées jusqu'à ce qu'aucune fusion ni division ne diminue la fonction de coût de la segmentation courante. Des techniques à base de modèles de segmentation selon un graphe des régions permettent d'optimiser l'implantation algorithmique de ces méthodes (Kolmogorov et Zabini 2004).

Les algorithmes fondés sur une modélisation statistique conjointe des régions et des niveaux de gris, notamment ceux s'appuyant sur les Champs de Markov Cachés, reposent sur la minimisation d'une fonction de vraisemblance (ou énergie) (Tan C. et al. 2003). Cette fonction prend simultanément en compte la vraisemblance de l'appartenance du pixel à une

région en considérant son niveau de gris et les régions auxquelles appartiennent les pixels voisins. Cette fonction effectue un compromis entre la fidélité à l'image initiale et la régularité des régions segmentées. Ainsi, à partir des régions prédéfinies, on peut procéder soit par ajout de pixel (croissance de région), soit par suppression des pixels (décroissance de région) ou soit par ajout et suppression des pixels. Cette opération est effectuée jusqu'à obtention de la partition désirée.

Notons que dans la mesure où les classifications se fondent également sur des critères statistiques des classes (généralement supposées homogènes), on peut extraire un résultat de segmentation à partir de l'étiquetage en composantes connexes d'un résultat de classification. Les méthodes de classification sont très variées (e.g Hult 2003, Vennuri et al. 1995, Bezdek et al 1995, Li et al 2001, Duda et al. 2000) et une bibliographie à ce sujet n'entre pas dans le cadre de ce manuscrit.

2.1.2 Segmentation fondée sur les approches mixtes régions/contours

Cette classe de méthodes utilise les critères d'homogénéité des régions ou tout autre critère sur les régions mais aussi, les critères sur les contours des régions. Il s'agit alors de trouver des régions qui vérifient à la fois le critère de région et soient bien définies en termes de contours. Soulignons qu'il existe toute une littérature sur la détection des contours (Maître 2003, Sobel et al 1990, Haralick et al 1987, Canny 1986, Deriche 1987, Shen 1986) indépendamment du problème de la segmentation.

Les méthodes prenant en compte des critères de région et de contours utilisent généralement des approches variationnelles : par exemple la méthode de Mumford & Sha (Mumford 1989) et la méthode des contours actifs ("snake" en anglais, Cootes et al. 2001). L'idée sous-jacente est de déterminer la déformation d'un contour en minimisant une fonction coût d'énergie qui traduit les forces appliquées aux points de contrôle du contour.

2.1.3 Segmentation utilisant une approche de morphologie mathématique

Le principe de l'algorithme de Ligne de Partage de Eaux (LPE) est le suivant: on crée (simule) une surface topographique ou interprétant les niveaux de gris comme des altitudes. A partir des minima locaux, on simule une immersion de la surface topographique. Au fur et à mesure que la surface est immergée, on effectue une fusion entre les régions correspondant aux minima précédents et aux nouveaux minima. Les lignes de partage des eaux sont alors tracées aux points où les eaux des différents bassins versants se rencontrent (Digabel et Lantujoul 1978). Si l'on cherche des régions homogènes, la LPE doit être appliquée sur l'image de gradient (Beucher 1990). En effet, sur l'image des gradients, les minima locaux se trouvent dans les zones homogènes et les maxima sur les zones de variations rapides des niveaux de gris. Cette méthode permet d'avoir une segmentation de l'image mais qui représente généralement un défaut de sur-segmentation. Pour permettre limiter cette sur-segmentation, certains auteurs initialisent l'algorithme de LPE avec des marqueurs (Beucher,

1995). En labélisant les objets à identifier sur la surface, à l'aide de l'image des gradients, on est capable d'extraire les contours de ces objets sans le sur-segmenter.

2.1.4 Choix des méthodes de segmentation

Les objets recherchés sur les surfaces agricoles sont essentiellement les mottes (ou agrégats de grandes taille) et les creux. Nous définissons une motte comme un objet posé sur un substrat. La base de l'objet est définie par un contour fermé à forts gradients. Un creux sera interprété comme le complément d'une motte, c'est à dire que ces objets sont caractérisés en réalité par des zones hétérogènes, d'altitudes localement élevées ou affaissées, ayant un maximum ou minimum local et des variations plus ou moins élevées sur les bords. Contrairement aux objets qui ont un niveau de gris uniforme et dont le contour se définit généralement par des points de faible variation du niveau de gris, le contour d'une motte est difficile à déterminer avec les algorithmes de segmentation. La principale difficulté est la recherche des points de passage du contour de l'objet. Prenons le cas d'une surface plane sur laquelle on dépose un demi-ellipsoïde (figure 2.1-a). Le demi-ellipsoïde est assimilé à un objet de type motte. Il est clair que le contour de l'objet correspond aux les points de rencontre entre l'objet et le plan. Si la surface n'est plus plane (figure 2.1-b), la détermination du point de rencontre de la surface et de l'objet devient plus délicate. Dans ce cas, il n'y a pas d'unicité de solution.

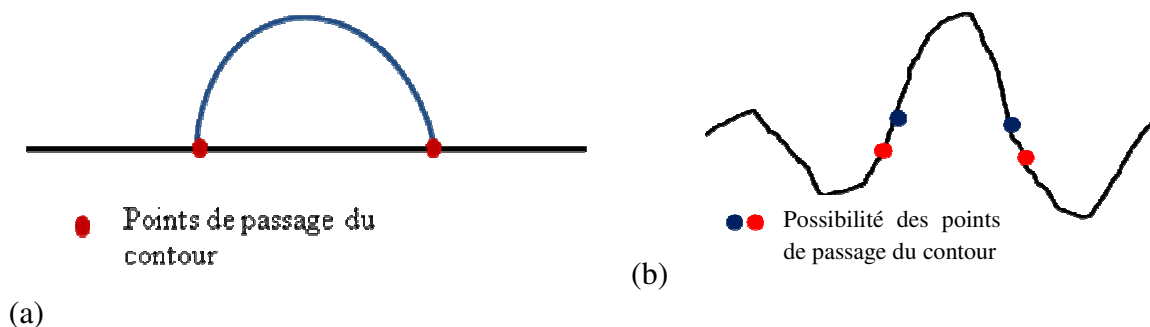


Figure 2.1 : Illustration des points de passage des contours pour deux substrats : un objet en forme de demi ellipsoïde posé sur une surface plane et sur une surface topographique (b).

La figure 2.2 présente l'image en 3D des hauteurs des surfaces sur lesquelles nous allons identifier les mottes. La figure 2a représente la surface artificielle (surf1), et la figure (2b) une parcelle de la surface naturelle semis (surf2) qui a été expertisée. Sur ces deux surfaces, on est capable d'identifier les mottes à l'œil. Par contre, le tracé des contours est délicat. On note que la hauteur des pixels sur le contour d'une motte n'est pas identique et qu'à l'intérieur de la motte, les hauteurs ne sont pas homogènes. D'une motte à l'autre, les hauteurs du contour changent car on a des mottes qui sont situées dans des zones élevées et d'autres dans des zones affaissées.

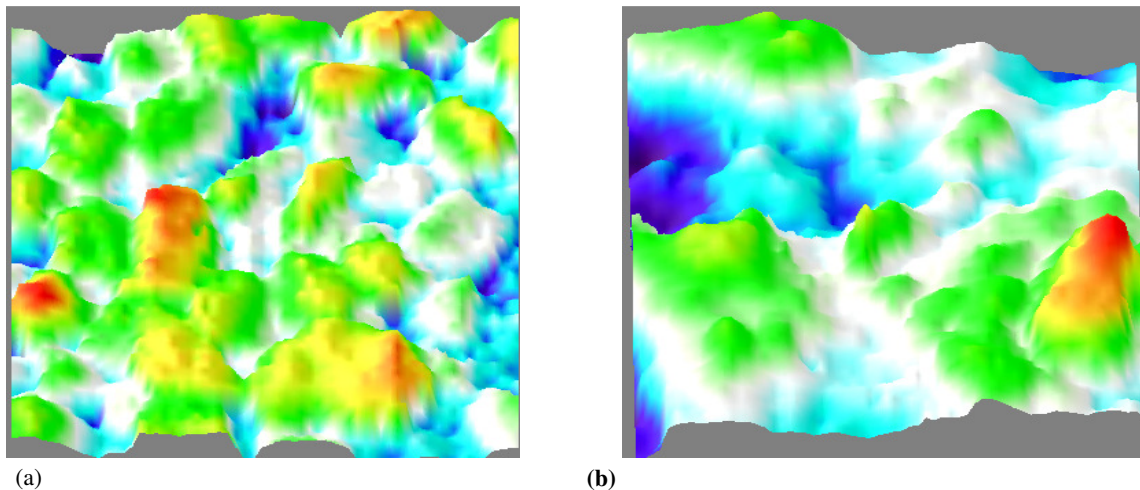


Figure 2.2 : Image des hauteurs des surfaces - (a) Surface artificielle et (b) surface naturelle.

Les algorithmes de segmentation classiques (croissance, fusion/division de régions, approches variationnelles, ligne de partage des eaux) sur l'image de la norme des gradient représente une hypothèse d'homogénéité des régions et, éventuellement, sur un critère d'hétérogénéité aux frontières des régions. Ils sont donc adaptés à la recherche de régions homogènes. Dans notre application, les régions, correspondantes aux mottes et aux creux, ne sont pas, homogènes et, les frontières des régions ne sont pas nécessairement caractérisées par une variation rapide des niveaux de gris/altitudes sur l'ensemble du contour. Les méthodes classiques sont donc mal adaptées à nos surfaces. Au LATMOS, nous avons développé une méthode de segmentation ad hoc par hiérarchie de contours (Taconet et al. 2010). Nous montrerons ici qu'en revenant à la définitions initial, la LPE est un outil efficace pour la segmentation des régions hétérogènes sur les surfaces topographiques. Nous allons utiliser ces deux algorithmes pour la détection des objets structurants sur les surfaces agricoles.

2.2 Outils d'évaluation

Pour évaluer l'efficacité de nos algorithmes et qualifier les objets identifiés et les contours détectés, nous avons besoin d'une référence. A partir des MNT des surfaces agricoles, un expert de science du sol a défini les contours des mottes. Bien que la définition de ces contours soit objective et par suite éventuellement discutable dans la mesure où ils sont définis par la main de l'homme à partir d'une image 3D, ils seront utilisés comme contours de référence au cours de l'étude. Ce travail a été fait sur une parcelle de taille $80 \times 80 \text{ mm}^2$ de la surface artificielle (surf1) et sur une parcelle de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$ de la surface naturelle (surf2). La figure 2.3 représente la sous-image des hauteurs sélectionnée sur laquelle nous avons superposé les contours de référence tracés par l'expert de science du sol.

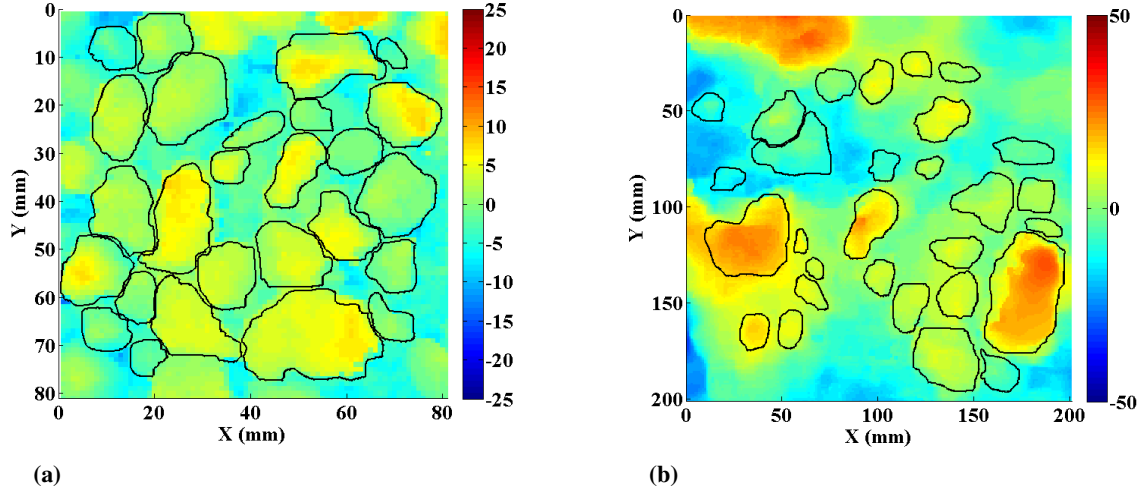


Figure 2.3 : Contours de référence des mottes (en trait noir). (a) Surface artificielle, (b) surface naturelle.

L'expert détecte 26 mottes sur la surface artificielle et 29 mottes sur le semis. La détection des objets peut être évaluée par la sensibilité (S_e) et la spécificité (S_p). La sensibilité représente le pourcentage de vraies détections et la spécificité qualifie les détections en termes de vrais objets. Soit N_{vo} le nombre de vrais objets (pour notre étude, ce nombre correspond aux mottes repérées par l'expert sur la surface), N_{vod} le nombre de vrais objets détectés par l'algorithme (HC ou LPE) et N_{od} le nombre d'objets détectés (dont une partie ne sont pas réellement des mottes, donc faux). La sensibilité et la spécificité sont définies par :

$$S_e = \frac{N_{vod}}{N_{vo}} \quad 2.1$$

$$S_p = \frac{N_{vod}}{N_{od}} \quad 2.2$$

Pour chaque objet détecté délimité par un contour, nous déterminons un taux de recouvrement entre la surface de l'objet détecté et la surface de l'objet de référence. On définit également un taux de recouvrement entre le volume de l'objet détecté et le volume de l'objet de référence. Ce taux de recouvrement en volume sera utilisé dans les chapitres suivants. Soient I l'ensemble des pixels dans un contour, I_{di} est l'ensemble des pixels dans le contour détecté i et I_{ri} l'ensemble de pixels dans le contour de référence i . $A(I)$ et $V(I)$ désignent respectivement la surface et le volume de la région délimitée par un contour détecté. Pour l'objet i , les taux de recouvrement surfacique T_{Si} et volumique T_{Vi} sont définis par :

$$T_{Si} = \frac{A(I_{di} \cap I_{ri})}{A(I_{di} \cup I_{ri})} \quad 2.3$$

$$T_{Vi} = \frac{V(I_{di} \cap I_{ri})}{V(I_{di} \cup I_{ri})} \quad 2.4$$

où le symbole ' $\cap$ ' désigne l'intersection et le symbole ' $\cup$ ' l'union entre les surfaces (respectivement les volumes) délimité(e)s par les deux régions. Si, pour l'objet i , le contour détecté et le contour de référence se superposent, le taux de recouvrement est égal à 1. Si les deux contours sont à intersection vide, le taux de recouvrement est égal à 0. Donc si l'objet est une fausse détection, $T_{Si} = T_{Vi} = 0$. Pour un objet réel qui n'est pas détecté, le taux de recouvrement est aussi égal à zéro. Le nombre total N_t d'objets que nous considérons dans cette approche est donc la somme des vrais objets N_{vo} sur la surface et des faux objets détectés, c'est-à-dire $N_{od} - N_{vod}$. On a donc : $N_t = N_{vo} + N_{od} - N_{vod}$.

Pour quantifier la détection dans son ensemble, on peut définir un taux de recouvrement surfacique global T_{sg} sous la forme :

$$T_{sg} = \frac{\sum_{i=1}^{N_t} A(I_{di} \cap I_{ri})}{\sum_{i=1}^{N_t} A(I_{di} \cup I_{ri})} \quad 2.5$$

Ce rapport donne une idée du taux de recouvrement global des surfaces des contours des objets détectés par rapport aux surfaces des contours qui décrivent les objets de référence. Si $N_t = N_{od}$ et que les contours détectés se recouvrent parfaitement aux contours de référence alors $T_{sg} = 1$ et, si tous les contours détectés sont des fausses détections ou si on ne détecte aucun objet $T_{sg} = 0$, sinon T_{sg} varie entre 0 et 1.

L'ensemble des taux de recouvrement de N_t objets peut être représenté par une variable aléatoire $T_{(s,v)}$ qui est caractérisée par sa fonction de répartition $F_{T_{(s,v)}}(\tau)$:

$$F_{T_{(s,v)}}(\tau) = \text{Prob}[T_{(s,v)} \leq \tau] \quad 2.6$$

ce qui désigne la probabilité pour que le taux de recouvrement soit inférieur à τ . La fonction de répartition prend ses valeurs dans $[0,1]$. Nous estimons la valeur $F_{T_{(s,v)}}(\tau)$ pour le pourcentage d'objets ayant un taux de recouvrement inférieur ou égal à τ . La valeur de la fonction de répartition à l'origine correspond au pourcentage des fausses et non détections.

$$F_{T_{(s,v)}}(0^+) = \frac{N_{od} + N_{vo} - 2N_{vod}}{N_{vo} + N_{od} - N_{vod}} \quad 2.7$$

D'après la définition de la sensibilité et la spécificité, on établit que :

$$F_{T(s,v)}(0^+) = \frac{S_e + S_p - 2S_e S_p}{S_e + S_p - S_e S_p} \quad 2.8$$

La méthode de détection peut aussi être évaluée par la moyenne et l'écart type de la variable aléatoire $T_{(s,v)}$.

Dans le cas idéal, tous les objets réels sont détectés et il n'y a aucune fausse détection. De plus, tous les taux de recouvrement des $N_t = N_{vo}$ objets sont égaux à 1. La fonction de répartition est une marche d'escalier avec $F_{T(s,v)}(\tau) = 0$ pour $\tau < 1$ et $F_{T(s,v)}(\tau) = 1$ pour $\tau \geq 1$.

Le cas totalement négatif se produit quand aucun vrai objet n'est détecté. Tous les taux de recouvrement sont égaux à 0. La fonction de répartition est aussi une marche d'escalier mais avec $F_{T(s,v)}(\tau) = 0$ pour $\tau < 0$ et $F_{T(s,v)}(\tau) = 1$ pour $\tau \geq 0$.

On qualifie le recouvrement en définissant l'indicateur de performance suivant :

$$S_{inf} = \int_0^1 F_{T(s,v)}(\tau) d\tau \quad 2.9$$

Dans le cas idéal, $S_{inf} = 0$. Pour le cas totalement négatif, $S_{inf} = 1$. La figure 2.4 représente la fonction de répartition dans le cas idéal, dans le pire des cas et dans un cas réel rencontré.

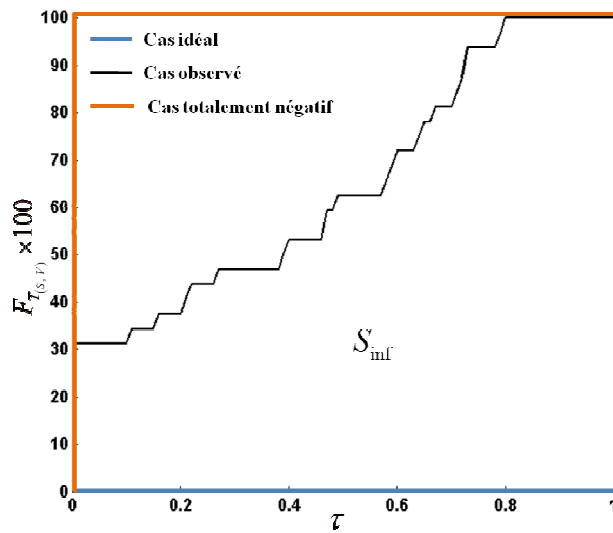


Figure 2.4 : Exemple des courbes de fonction de répartition

La méthode de détection est d'autant plus performante que la valeur de S_{inf} est proche de 0.

2.3 Méthodes d'estimation du gradient utilisées

Les méthodes de hiérarchie de contours et de ligne de partage des eaux sont basées sur l'image des gradients qui dépendent des dérivées partielles a_x et a_y de la fonction des hauteurs $a(x, y)$ par rapport aux dimensions x et y . Ici nous nous limitons à l'étude de quelques méthodes d'estimation linéaire en raison de leur simplicité. Plusieurs méthodes d'estimation des dérivées partielles ont été mises en œuvre. L'estimation par différence centrée d'ordre un (Grad-D1) produit une erreur d'ordre deux, l'estimation de gradient par différence centrée d'ordre deux (Grad-D2) avec une erreur d'ordre quatre, l'estimation de gradient décrite par Sobel (Sobel et Feldman 1968) à l'ordre un (Grad-S1) et à l'ordre deux (Grad-S2) avec des erreurs respectives à l'ordre deux et quatre. L'erreur est proportionnelle à l'exposant du pas ou de la résolution de la surface.

Les dérivées partielles a_x et a_y sont estimées par convolution (filtrage linéaire) des masques H_x et H_y sur l'image des hauteurs $a(x, y)$ avec $H_y = H_x^T$ où la lettre T en exposant désigne l'opérateur de transposition. Les calculs menés pour la détermination des masques pour les différentes méthodes d'estimation des dérivées partielles sont présentés dans l'annexe C. Je présente juste dans ce paragraphe les résultats obtenus pour chacune des méthodes.

Différence centrée d'ordre 1 : Cette méthode permet l'estimation du gradient avec une erreur à l'ordre deux. Soit $a(x_m, y_n)$ un point de la surface avec $x_m = mh$ et $y_n = nh$. La différence centrée à l'ordre un suivant l'axe (Ox) au point de coordonnée (x_m, y_n) est définie comme suit :

$$a_x^{(2)}(m, n) = \frac{a(m+1, n) - a(m-1, n)}{2h} + O(h^2) \quad 2.10$$

h est le pas et $O(h^2)$ est l'erreur. L'exposant '2' fait référence à l'ordre de l'erreur produite qui est ici proportionnelle au carré du pas h (Bres et al., 2003). De l'équation 2.9, on déduit le masque H_x comme suit :

$$H_x = \frac{1}{2h} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad 2.11$$

Dans la suite, nous désignons cette méthode par les lettres 'Grad-D1'.

Différence centrée d'ordre 2 : Ici, le gradient est estimé par différence centrée d'ordre 2 mais, avec une erreur proportionnelle à la puissance 4 du pas h .

$$a_x^{(4)}(m, n) = \frac{-a(m+2, n) + 8a(m+1, n) - 8a(m-1, n) + a(m-2, n)}{12h} + O(h^4). \quad 2.12$$

Le masque déduit de l'équation (2.12) est :

$$H_x = \frac{1}{12h} \begin{bmatrix} 1 & -8 & 0 & 8 & -1 \end{bmatrix}, \quad 2.13$$

Cette méthode produit une erreur d'ordre 4. Dans la suite, nous désignons cette méthode par les lettres 'Grad-D2'.

Méthode de Sobel d'ordre deux : L'estimation du gradient de Sobel d'ordre 2 peut être dérivée de la différence centrée d'ordre 1, comme suit :

$$a_x^{(s_2)}(m, n) = \frac{a_x^{(2)}(m, n) + \tilde{a}_x^{(2)}(m, n)}{2} + O(h^2), \quad 2.14$$

$\tilde{a}_x^{(2)}(m, n)$ est obtenue à partir de $a_x^{(2)}(m, n)$ en remplaçant $a(m \pm l, n)$ par la demi somme de $a(m \pm l, n+1)$ et $a(m \pm l, n-1)$ d'où :

$$\tilde{a}_x^{(2)}(m, n) = \frac{a(m+1, n+1) + a(m+1, n-1) - a(m-1, n+1) - a(m-1, n-1)}{4h}, \quad 2.15$$

De cette l'équation, on déduit le masque H_x défini par Sobel (Sobel, 1990) :

$$H_x = \frac{1}{8h} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad 2.16$$

Le calcul de gradient de chaque pixel de la surface nécessite les informations sur six pixels situés de part et d'autre du point. En effet le filtre de Sobel est une combinaison de deux filtres linéaires : un filtre passe-haut dans la direction du gradient recherché et un filtre passe-bas dans la direction perpendiculaire. Ainsi par rapport aux filtres 1D précédents, il 'rafait' un filtrage de du bruit (filtre passe-bas). Nous désignons cette méthode par les lettres 'Grad-S1'.

Méthode de Sobel d'ordre 4 : De la même façon qu'on a déduit Grad-S1 de la différence centrée d'ordre 1, nous avons déduit de la différence centrée d'ordre 2 la méthode de Sobel d'ordre 2. Elle est obtenue comme suit :

$$a_x^{(s_4)}(m,n) = \frac{a_x^{(4)}(m,n) + \tilde{a}_x^{(4)}(m,n)}{2} + O(h^4), \quad 2.17$$

$\tilde{a}_x^{(4)}(m,n)$ est obtenue à partir de $a_x^{(4)}(m,n)$ en remplaçant $a(m \pm 1, n)$ par la demi somme de $a(m \pm 1, n+1)$ et $a(m \pm 1, n-1)$ et $a(m \pm 2, n)$ par la demi somme de $a(m \pm 2, n+1)$ et $a(m \pm 2, n-1)$. De ce fait, comme pour la méthode de Sobel d'ordre 2, en plus de l'information dans la direction (Ox), on prend aussi en compte des informations dans la direction (Oy) :

$$\tilde{a}_x^{(2)}(m,n) = \frac{-\left(a(m+2, n+1) + a(m+2, n-1)\right) + 8\left(a(m+1, n+1) + a(m+1, n-1)\right)}{24h} - \frac{8\left(a(m-1, n+1) + a(m-1, n-1)\right) + a(m-2, n+1) + a(m-2, n-1)}{24h}. \quad 2.18$$

On en déduit le masque à partir des équations 2.16 et 2.17 :

$$H_x = \frac{1}{48h} \begin{bmatrix} 1 & -8 & 0 & 8 & -1 \\ 2 & -16 & 0 & 16 & -2 \\ 1 & -8 & 0 & 8 & -1 \end{bmatrix}, \quad 2.19$$

Cette version de la méthode de Sobel produit une erreur d'ordre 4 et utilise 12 valeurs de pixels dans une région de 3 x 5 pour chaque point. Nous désignons cette méthode par les lettres 'Grad-S2'.

Nous cherchons à mettre en évidence d'une part l'influence de l'erreur dans la méthode d'estimation de gradient sur la détection et d'autre part, l'influence de la taille du masque sur les contours détectés.

2. 4 Segmentation par Hiérarchie de Contour (HC)

2.4.1 Principe de la méthode

La méthode de segmentation par hiérarchie de contour que nous allons utiliser a été introduite par Taconet et al en 2010. Elle donne une segmentation partielle de l'image et permet l'identification des régions par leur contour. Ces régions sont identifiables à des mottes, à des agrégats et à des creux que l'on rencontre sur une surface agricole. Cette méthode comprend quatre étapes.

La première étape consiste en la sélection du nombre N de pixels ayant les plus fortes valeurs de gradient sur une image gradients normalisées $G_N(x, y)$ définies par :

$$G_N(x, y) = \frac{G(x, y) - \text{Min}[G(x, y)]}{\text{Max}[G(x, y)] - \text{Min}[G(x, y)]} \quad 2.20$$

où

$$G(x, y) = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + 1} \quad 2.21$$

représente la norme du vecteur gradient. $\text{Min}[G(x, y)]$ est la valeur minimale de $G(x, y)$, et $\text{Max}[G(x, y)]$ est la valeur maximale de $G(x, y)$ sur la surface. Pour chaque surface, le gradient normalisé $G_N(x, y)$ varie dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette définition nous permettra de facilement comparer la fonction de répartition des valeurs de gradient pour différentes surfaces.

Pour une méthode donnée d'estimation des dérivées partielles, nous déterminons la fonction de répartition $F_{G_N}(g)$ de la norme du 'gradient normalisée'. Souhaitant ne garder que les pixels de l'image ayant un 'gradient normalisé' supérieur à un seuil (en pratique 10%), à partir de la fonction de répartition des gradients normalisés, on déduit le nombre N de pixels correspondant. La valeur de N varie d'une méthode d'estimation des dérivées partielles à une autre. Inversement, si on fixe la valeur de N , à partir de la fonction de répartition, on détermine le seuil sur les valeurs normalisées des normes du gradient.

La seconde étape est l'extraction des contours sur une image des hauteurs réduite aux N pixels sélectionnés. Ce sont des isocontours fermés dont la longueur est supérieure à une longueur minimale l_m . De ce fait, les objets situés au bord de l'image ne peuvent pas être traités. Seuls les objets entièrement situés dans l'image seront identifiés.

La troisième phase consiste à ordonner les contours sélectionnés. Ceci sera fait par le calcul d'une matrice d'inter-contours M . Soit ϕ l'ensemble des contours sélectionnés et soit $A(I_i)$ l'aire délimitée par le contour fermé i . Alors, $M(i, j)$ est le taux de recouvrement du contour j par rapport au contour i . Il est défini par :

$$M(i, j) = \left(A(I_i) \cap A(I_j) \right) / A(I_j) \quad 2.22$$

Afin de réduire le temps de calcul, une propriété de transitivité sur l'inclusion est utilisée :

$$\text{Si } M(j, i) = 1 \text{ alors } \forall k \in \phi : M(i, k) = 1 \Rightarrow M(j, k) = 1. \quad 2.23$$

$i, j \in \phi$

Les coefficients de la matrice M sont calculés par ordre croissant des longueurs des contours. Un contour est considéré comme le centre de l'objet s'il ne contient aucun autre contour. Le dernier contour fermé autour d'un centre unique est la limite extérieure de l'objet recherché.

La quatrième étape consiste à classer les protubérances et les creux parmi les régions détectées. Une région est une protubérance (motte ou agrégat) si la hauteur moyenne sur le contour est inférieure à la hauteur moyenne à l'intérieur du contour et un creux dans le cas inverse. Dans la suite de ce chapitre, on ne cherche qu'à détecter les protubérances (les mottes).

Pour plus d'informations sur cette méthode, nous renvoyons le lecteur à l'article de Taconet et al. (2010). Dans cet article, les auteurs étudient l'influence du nombre N de pixels et l'influence de la longueur l_m des contours sélectionnés sur les contours détectés. Sur la

surface artificielle (surf1), l'augmentation du nombre de pixels entraîne une augmentation du nombre de contours détectés. Il varie de 13 à 17 pour N compris entre 1000 et 3000 pixels et devient constant à partir de 1600 pixels. Par contre, le nombre de fausses détections reste constant et égal à un. La valeur de $N=1600$ correspond à un seuil de 10% sur la valeur du gradient normalisé. En fixant le nombre de pixel à 1600, la variation de la longueur minimale du contour entraîne une variation du nombre de détections. Quand l_m augmente, le nombre de vraies détections augmente et le nombre de fausses détections. Pour $l_m=20$ mm, on a 20 vraies détections sur 26 et aucune fausse détection. On a alors des sensibilités et spécificités égales à 77% et 100%, respectivement.

Pour le semis (surf2), en fixant l_m à 30 mm, l'augmentation de nombre N de pixels entraîne l'augmentation du nombre de vraies et fausses détections. Pour $N=6500$, on a 20 vraies détections sur 29 et 1 fausse détection ce qui nous donne une sensibilité de 69% et une spécificité de 95.2%. Cette valeur de $N=6500$ correspond à un seuil de 10% sur la valeur du gradient normalisé. En fixant N à 6500 et en faisant varier l_m , on montre que quand l_m augmente le nombre de détections diminue légèrement. Ce nombre passe de 21 à 20 pour les valeurs de l_m variant de 10 mm à 30 mm. En variant l_m de 0 mm et 20 mm le nombre de fausses détections diminue et passe de 29 à 1. L'étude faite par Taconet et al. montre aussi une augmentation du temps de calcul en fonction du nombre N de pixels sélectionnés.

2.4.2 Estimation des dérivées partielles et segmentation par HC

Le nombre N de pixels sélectionnés étant estimé sur la fonction de répartition des 'gradients normalisés', la méthode d'estimation des dérivées partielles influe sur le résultat de détection. D'où le sens de l'étude présentée dans ce paragraphe. Connaissant les contours de référence des mottes des surfaces surf1 et surf2, nous allons présenter les résultats obtenus sur ces surfaces.

La figure 2.5 présente l'image de la norme du gradient des hauteurs des surfaces surf1 et surf2. Ces deux images ont été obtenues par la méthode des différences centrées d'ordre 1. La normalisation a été faite en utilisant l'équation (2.20).

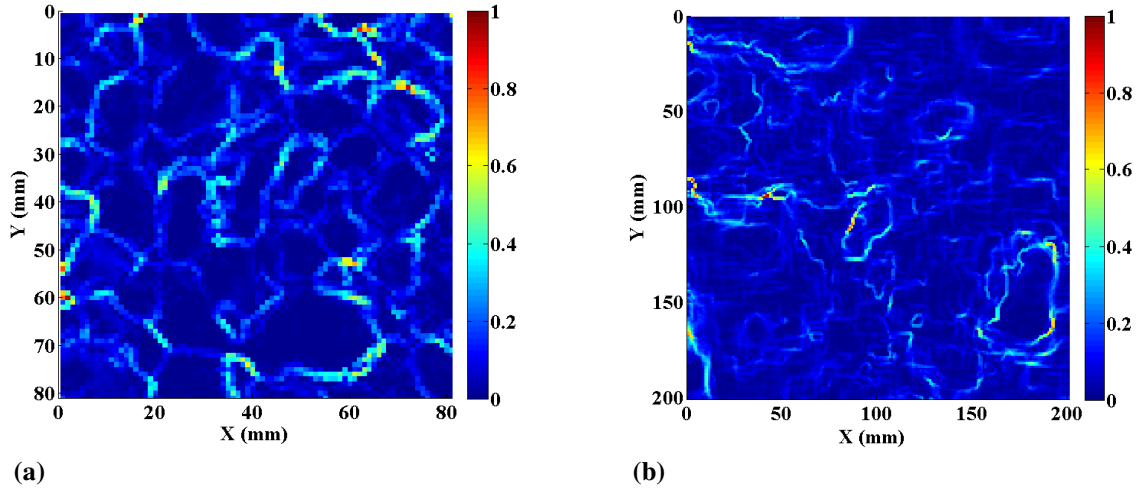


Figure 2.5 : Image de la norme du gradient normalisée sur (a) la surface artificielle et sur(b) la surface naturelle.

La figure 2.6 présente la fonction de répartition des différentes normes de gradients normalisées (Grad-D1, Grad-D2, Grad-S1 et Grad-S2) sur les deux parcelles de surfaces sélectionnées.

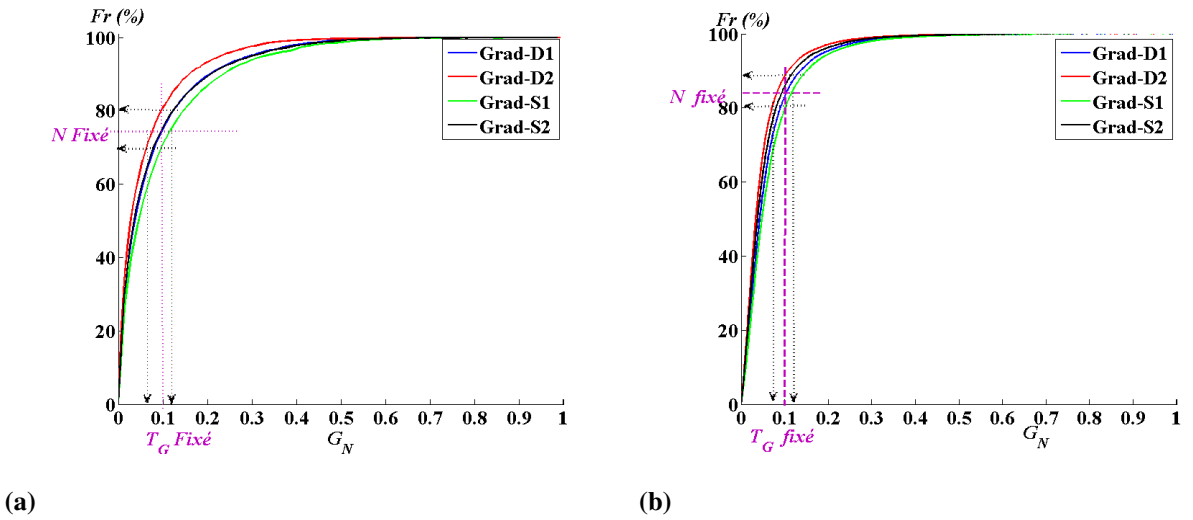


Figure 2.6: Fonctions de répartition des gradients normalisés sur (a) surf1 et (b) surf2.

En se fixant le seuil à $T_G = 10\%$, on déduit le nombre N de pixels sélectionner. Le tableau 2.1 présente les valeurs de N en fonction de la méthode d'estimation de gradient pour $T_G = 10\%$ sur la surface artificielle (surf1) et la surface naturelle (surf2). On note que le nombre de points varie en fonction de la méthode d'estimation de gradient. Pour les deux surfaces, avec ce seuil, la plus faible valeur de N est obtenue avec Grad-D2 et la plus forte valeur de N avec Grad-S1.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Nombre N de pixels (surf1)	1600	1280	1920	1600
Nombre N de pixels (surf2)	6500	4 560	8 400	5 760

Tableau 2.1: Nombre de pixels en fonction de la méthode d'estimation de gradient sur 6400 pixels de la surface artificielle (surf1) et 40000 pixels de la surface réelle (surf2) pour un seuil de 10%. Par exemple, pour surf1 et la méthode Grad-S1, 30% (100-70) des valeurs de norme de gradient sont supérieures au seuil de 10%. 30% de 6400 donne 1920 pixels.

Inversement, si on fixe le pourcentage de pixels à sélectionner, on détermine le seuil du gradient. Le Tableau 2.2 présente les valeurs de T_G sur la surface surf1 pour un nombre de pixels $N=1600$ et celles du seuil sur la surface surf2 pour un nombre de pixels $N=6500$. On note que les valeurs de T_G varient en fonction de la méthode d'estimation de gradient. Pour les deux surfaces, la plus faible valeur de T_G est obtenue avec Grad-D2 et la plus forte valeur avec Grad-S1. De Grad-D1 à Grad-D2 et de Grad-S1 à Grad-S2, on passe d'une erreur d'ordre 2 à une erreur d'ordre 4 et on augmente la taille du masque utilisé pour le calcul du gradient. Ces deux effets permettent d'affiner l'estimation des gradients et semblent rehausser les valeurs de gradient au point de variation des surfaces. Ceci entraîne pour les gradients produisant moins d'erreur le rehaussement des valeurs des gradients nécessaires pour le tracé des contours, d'où une diminution du nombre de pixels et du seuil.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Valeurs du seuil T_G en %(surface 1)	10	7	11	9
Valeurs du seuil T_G en % (surface 2)	10	8	11	9

Tableau 2.2 : Variation du seuil de gradient en fonction de la méthode d'estimation de gradient sur la surface artificielle (surf1) pour $N=1600$ de pixels et la surface réelle (surf2) pour $N=6500$ de pixels.

2.4.2.1 Estimations du gradient et segmentation par HC sur la surface artificielle surf1

Pour la surface artificielle (surf1) à une résolution de 1 mm, la longueur minimale du contour est fixée à 20 pixels ($l_m=20$ mm). Ici, on raisonne à N constant et égal à 1600 pixels. Les résultats obtenus à seuil constant seront présentés par la suite. La figure 2.7 présente les contours des mottes obtenues avec l'algorithme HC pour les 4 méthodes d'estimation du gradient. En pointillés, on a les contours détectés par l'algorithme et en trait plein les contours de référence.

Bien que les valeurs du seuil T_G ne soient pas identiques, sur les 26 mottes identifiées par l'expert de science du sol, l'algorithme de hiérarchie de contour a pu identifier 19 vrais objets ($N_{\text{vot}}=19$) avec les gradients Grad-D1, Grad-D2 et Grad-S2. Les contours des deux mottes 20 et 24 détectées par l'algorithme utilisant Grad-S1 ne sont pas séparés (figure 2.7-c).

Une seule détection est donc comptée ($N_{\text{vod}}=18$). On note une fausse détection (F1) pour les gradients Grad-D1, Grad-S1 et une sur-segmentation de la motte 14 avec Grad-S2.

De Grad-D1 à Grad-D2 ou de Grad-S1 à Grad-S2, l'erreur passe de l'ordre 2 à l'ordre 4 et on assiste à la suppression de la fausse détection (F1). Rappelons que le calcul des dérivées partielles avec Grad-S2 se fait avec un masque 3×5 (équation 2.18). Sur chaque pixel de la surface, on prend en compte les 12 pixels situés autour du pixel pour évaluer les dérivées partielles. Une erreur d'ordre 4 est produite. Ici, la précision du gradient permet de déceler les faibles variations entre les maxima locaux de la région décrite par la motte 14. Les 4 images de la figure 2.7 montrent que les contours obtenus avec les 4 méthodes d'estimation des gradients sont confondus sur une bonne majorité des mottes et présentent de légères différences sur quelques mottes (3 et 17, par exemple).

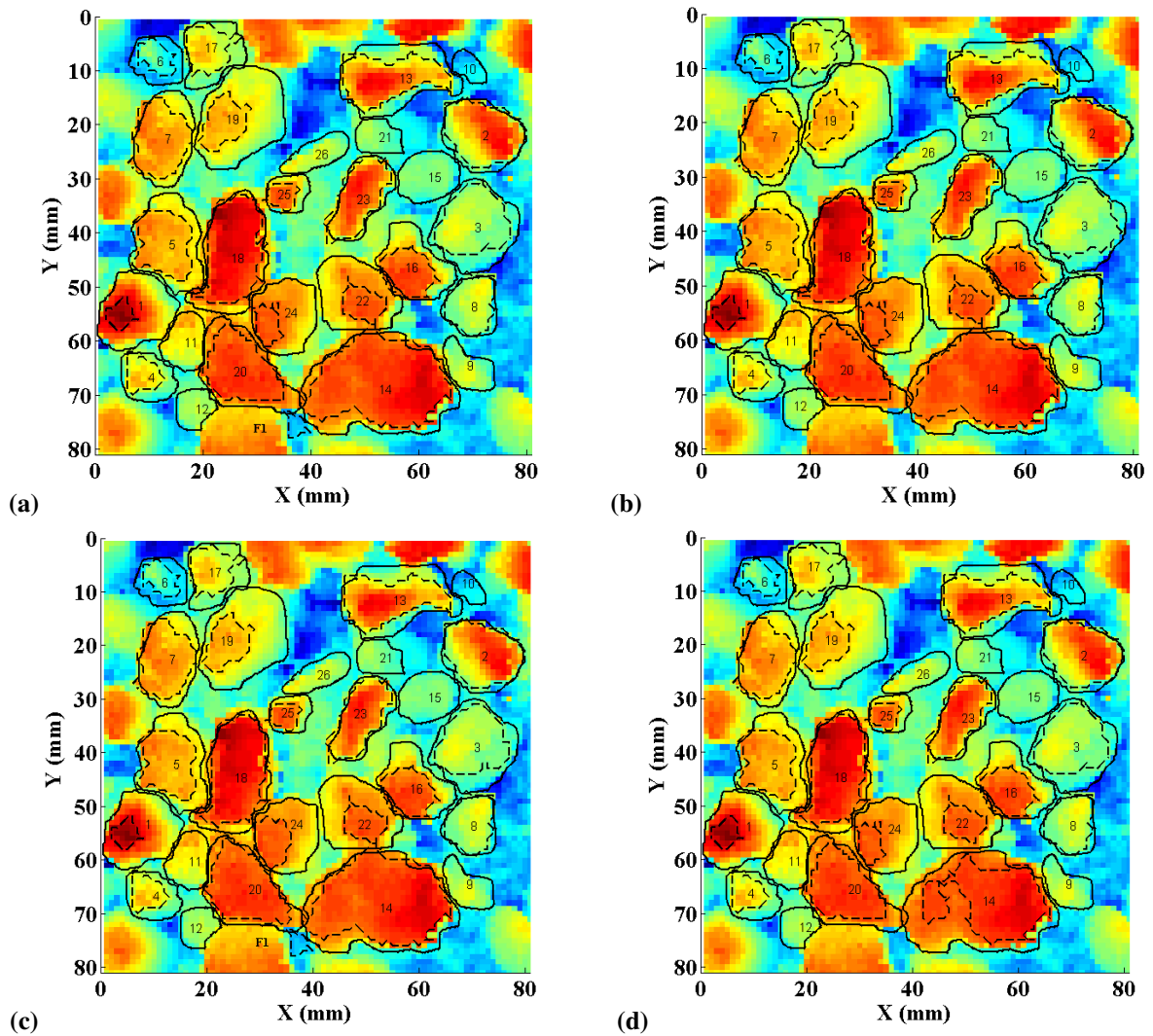


Figure 2.7 : Contours détectés par l'algorithme HC sur surf1 pour les différentes méthodes de calcul du gradient pour $N=1600$ pixels - (a) Grad-D1, (b) Grad-D2, (c) Grad-S1 et (d) Grad-S2. Les contours en pointillés sont les contours détectés et les contours traits plein sont les contours de références.

La figure 2.8 présente un zoom sur la motte sur-segmentée par l'algorithme utilisant la méthode Grad-S2.

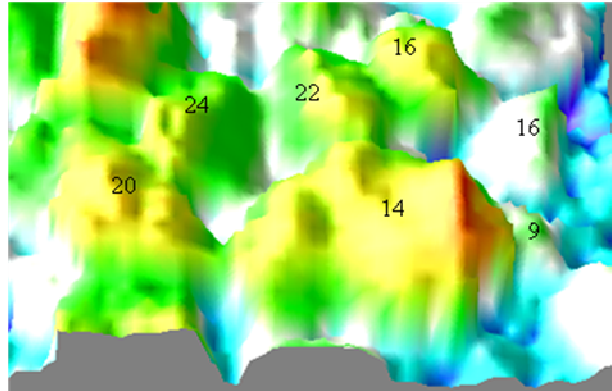


Figure 2.8: Zoom sur la surface 1 (motte 14)

On note la présence de deux maxima locaux, ce qui a entraîné une sur-segmentation.

On peut se poser la question de savoir si l'erreur produite par la méthode d'estimation de gradient a une influence d'une part sur le nombre de détections et d'autre part sur les fausses détections. Le tableau 2.3 présente les valeurs de sensibilité (S_e) et de spécificité (S_p) en fonction de la méthode d'estimation du gradient sur la surface 1. Lorsqu'on a une sur-segmentation, on considère comme vraie détection le contour qui a le meilleur taux de recouvrement par rapport au contour de référence et l'autre partie est considérée comme une fausse détection.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Nombre de vrais objets détectés	19	19	18	19
Nombre de fausses détections	1	0	1	1
Sensibilité % (S_e)	73.1	73.1	69.2	73.1
Spécificité % (S_p)	95.0	100	94.7	95.0
$F_{Ts}(0^+) \%$	29.6	26.9	33.4	29.6

Tableau 2.3 : Influence de la méthode d'estimation du gradient sur la sensibilité (S_e) et la spécificité (S_p). Résultats de l'algorithme HC sur la surface 1 pour $N=1600$ pixels.

Les valeurs de la sensibilité sont égales à 73.1% sauf avec Grad-S1 et celles de la spécificité sont égales à 95% sauf pour Grad-D2. La différence de sensibilité observée pour Grad-S1 est due à la fusion des contours détectés correspondant aux mottes 20 et 24 sur les contours de référence. La différence observée pour la spécificité pour Grad-D2 est due au fait qu'il n'y a pas de fausse détection.

Une manière de comparer les méthodes en termes de compromis Sensibilité / Spécificité est de comparer les valeurs de la fonction de répartition à l'origine (équation 2.8). Le tableau 2.3 montre qu'il est préférable de choisir une méthode où les erreurs sont proportionnelles à l'ordre 2. On a :

$$F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D1}) \text{ et } F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S1})$$

Pour l'ensemble des vraies détections, les non détections et les fausses détections, nous définissons les taux de recouvrement par rapport aux contours de référence (équation 2.3). Ceci est fait pour toutes les méthodes d'estimation de gradient. Ensuite, nous traçons les fonctions de répartition $F_{T_s}(\tau)$ des taux de recouvrement et en déduisons les valeurs de l'indicateur de performance S_{inf} . La figure 2.9 présente la fonction de répartition des taux de recouvrement des contours détectés par rapport aux contours de référence. A l'origine, on a le pourcentage des fausses et des non détections. Pour les quatre méthodes d'estimation des dérivées partielles, la fonction de répartition est constante jusqu'à $\tau=0.16$ et atteint son maximum à $\tau=0.84$. Le tableau 2.4 présente les valeurs des aires S_{inf} et du taux de recouvrement global T_{sg} .

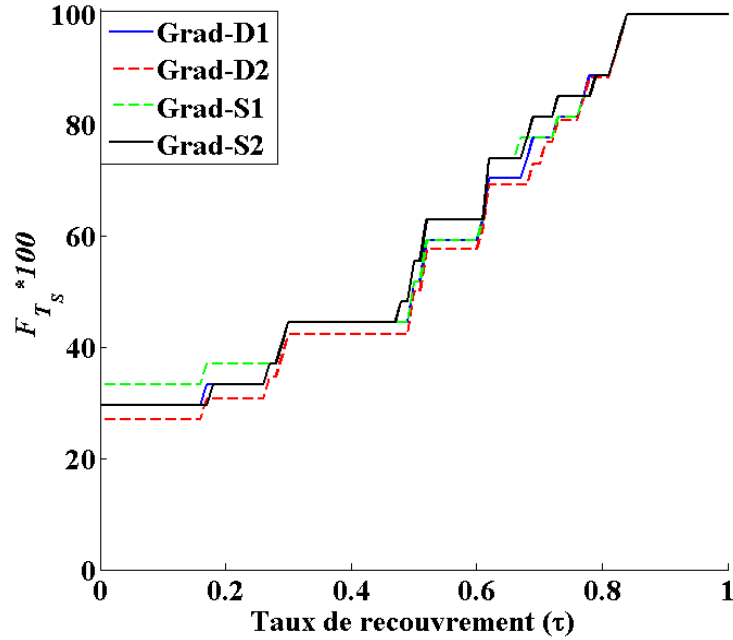


Figure 2.9 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement pour l'ensemble des mottes (vraies mottes et fausses détections) pour les quatre méthodes d'estimation du gradient - Résultats avec l'algorithme d'hierarchie de contour sur la surface 1 pour $N=1600$ pixels.

Par rapport à la méthode Grad-D1, on note une faible amélioration du taux de recouvrement global en utilisant le Grad-D2 et le Grad-S1 mais on dégrade le taux de recouvrement global Grad-S2. Cette dégradation est due à la sur-segmentation de la motte 14 (figure 2.7-d). Le taux de recouvrement global est peu sensible aux méthodes d'estimation de gradient utilisées.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
T_{sg} en %	55.4	56.3	56.2	53.4
S_{inf} en %	60.0	58.3	61.3	61.0

Tableau 2.4 : Valeurs de l'indicateur de performance S_{inf} et le taux de recouvrement global (T_{sg}) pour les 4 méthodes d'estimation - Résultats avec l'algorithme d'hierarchie de contour sur la surface 1 pour $N=1600$ pixels.

Inversement, fixons la valeur du seuil à 10 % ($T_{sg} = 10\%$) et déterminons le nombre N de pixels nécessaire pour la segmentation. Suivant ce procédé, nous avons détecté les contours des mottes sur la surface surf1 avec une résolution de 1mm et $l_m=20$ mm et sur la même surface avec une résolution de 2 mm et $l_m=20$ mm. Les résultats sont rassemblés dans le tableau 2.5.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Résolution 1 mm, $l_m=20$ mm				
Nombre de vrais objets détectés	19	18	19	19
Nombre de fausses détections	1	0	1	1
Sensibilité % (S_e)	73.1	69.2	73.1	73.1
Spécificité % (S_p)	95.0	100	95.0	95.0
$F_{T_s}(0^+) \%$	29.6	30.8	29.6	32.1
Résolution 2 mm, $l_m=20$ mm				
Nombre de vrais objets détectés	12	11	13	13
Nombre de fausses détections	4	2	4	4
Sensibilité % (S_e)	46.2	42.3	50.0	50.0
Spécificité % (S_p)	75.0	84.6	76.5	76.5
$F_{T_s}(0^+) \%$	59.9	60.7	56.6	56.8

Tableau 2.5 : Influence de la méthode d'estimation du gradient sur la sensibilité (S_e) et la spécificité (S_p) - Résultats de l'algorithme HC sur la surface 1 pour $T_G = 10\%$.

Pour une résolution de 1 mm, les 4 valeurs de $F_{T_s}(0^+)$ sont très proches (30.8% pour Grad-D2 et 29.6% pour les 3 autres méthodes). Notons qu'en raisonnant à seuil fixe, comme l'indique le tableau 2.1, le nombre de pixels sélectionnés par les méthodes produisant des erreurs d'ordre deux (Grad-D1 et Grad-S1) est supérieur au nombre de pixels retenus par les méthodes d'ordre 4 (Grad-D2 et Grad-S2). Malgré cela, les résultats en terme de compromis "spécificité et sensibilité" sont équivalents. Mais en termes de temps de calcul, il est préférable d'utiliser les méthodes Grad-D2 et Grad-S2 car le nombre de pixels est plus faible.

Avec un seuil fixé à $T_G = 10\%$, les résultats se dégradent de manière très significative quand la résolution passe de 1 à 2 mm. Pour une résolution de 2 mm, les méthodes Grad-S1 et

Grad-S2 en terme de compromis "spécificité et sensibilité" sont les plus intéressantes. Mais la méthode Grad-S2 impose un nombre de pixels moins élevé.

2.4.2.2 Estimations du gradient et segmentation par HC sur le semis surf2

Pour le semis (surf2) à une résolution de 1 mm, la longueur minimale du contour est de 30 pixels ($l_m=30$ mm). On raisonne ici à N constant et égal à 6500 pixels. Les résultats obtenus à seuil constant seront présentés par la suite. La figure 2.10 présente les contours des mottes obtenues avec l'algorithme de hiérarchie de contour pour les 4 méthodes d'estimation du gradient. Les contours détectés sont en pointillés et en trait plein les contours de référence.

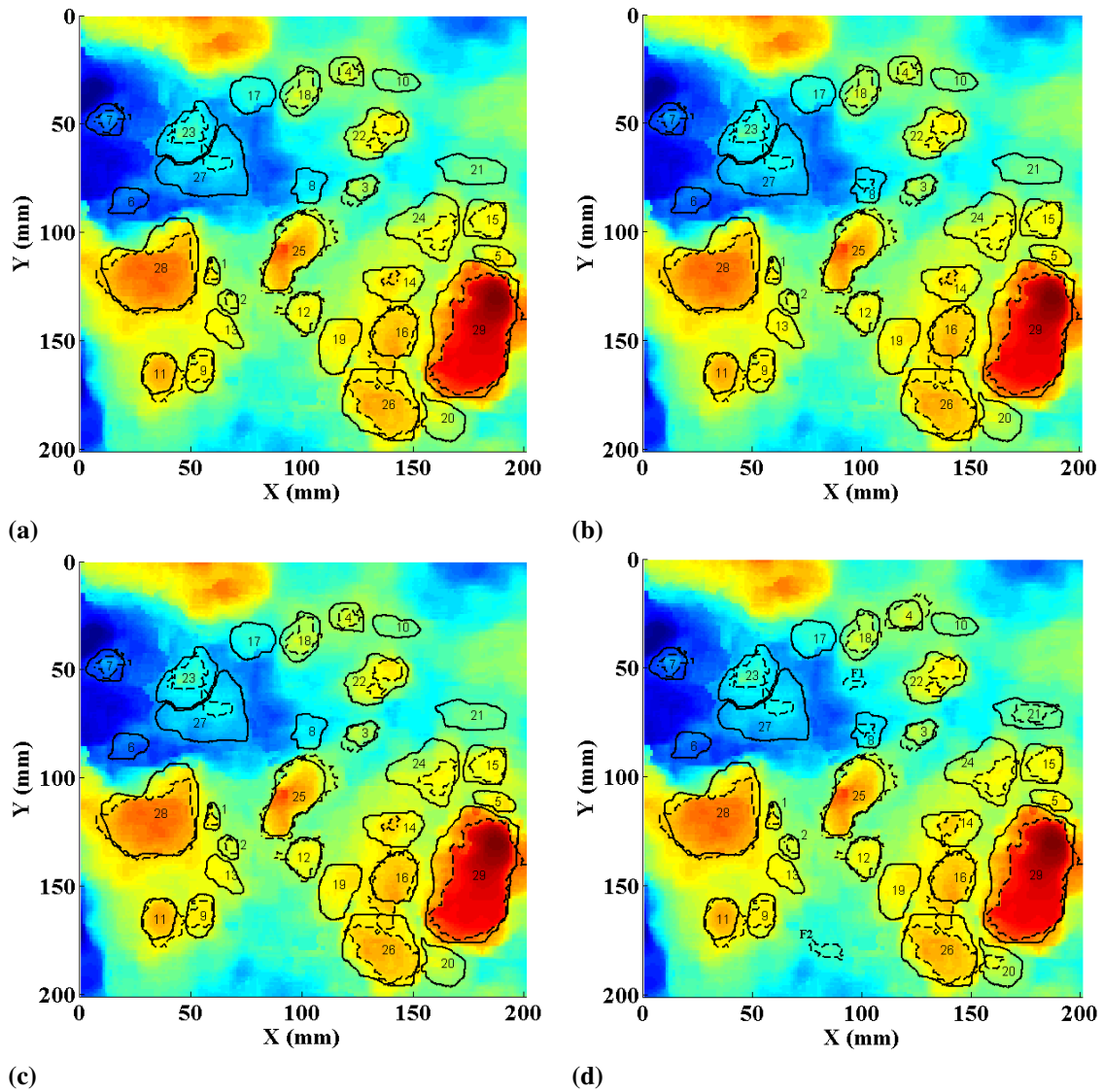


Figure 2.10 : Contours des mottes détectées par l'algorithme de hiérarchie de contour sur la surface 2 pour les 4 méthodes d'estimation de gradient pour $N=6500$ pixels - Grad-D1 (a), Grad-D2 (b), Grad-S1 (c) et Grad-S2 (d). Les contours en pointillés sont les contours détectés et les contours traits plein sont les contours de références.

Avec Grad-D1 et Grad-S1, 20 mottes sont détectées, avec Grad-D2, 21 mottes et 23 mottes avec Grad-S2. La réduction de l'erreur faite sur le calcul du gradient augmente le nombre de détections. Ceci est observé quand on passe de Grad-D1 à Grad-D2 et de Grad-S1 à Grad-S2. Parmi les détections obtenues, on note la sur-segmentation de la motte 22 par toutes les méthodes d'estimation du gradient et deux fausses détections avec Grad-S2 (F1 et F2). Les 4 images de la figure 2.10 montrent que les contours obtenus avec les 4 méthodes d'estimation des gradients sont identiques sur une bonne majorité des mottes et présentent de légères différences sur quelques mottes (par exemple, les contours des mottes 4, 14 et 24 obtenus avec la méthode Grad-S2 sont légèrement différents de ceux obtenus par les autres méthodes). La figure 2.11 présente un zoom sur la motte 22. Sur la motte 22, on note la présence de deux maxima locaux. Contrairement à la motte 14 de la surface 1, tous les différents types de méthode d'estimation de gradient présentent une sur-segmentation.

Le tableau 2.6 présente les valeurs de sensibilité (S_e) et de spécificité (S_p) en fonction du type de gradient. Comme précédemment, pour une sur-segmentation, on ne considère que le contour qui a le plus grand taux de recouvrement comme une vraie détection et l'autre comme une fausse détection. La sensibilité est égale à 69.0% pour Grad-D1 et Grad-S1. La réduction de l'erreur sur la méthode d'estimation de gradient augmente donc la sensibilité. Lorsqu'on passe de Grad-D1 à Grad-D2, la sensibilité augmente de 10%, cette augmentation est de 15% lorsqu'on passe de Grad-S1 à Grad-S2. La spécificité quant à elle est égale à 95.2% lorsqu'on utilise les Grad-D1 et Grad-S1. Elle est de 95.5% pour Grad-D2 et passe à 88.5% pour Grad-S2. La différence entre Grad-S2 et les autres gradients est due au fait que l'utilisation de Grad-S2 augmente le nombre de vraies détections mais aussi le nombre de fausses détections. On peut dire dans ce cas que, la diminution de l'erreur faite sur la méthode d'estimation de gradient augmente le nombre de détections.

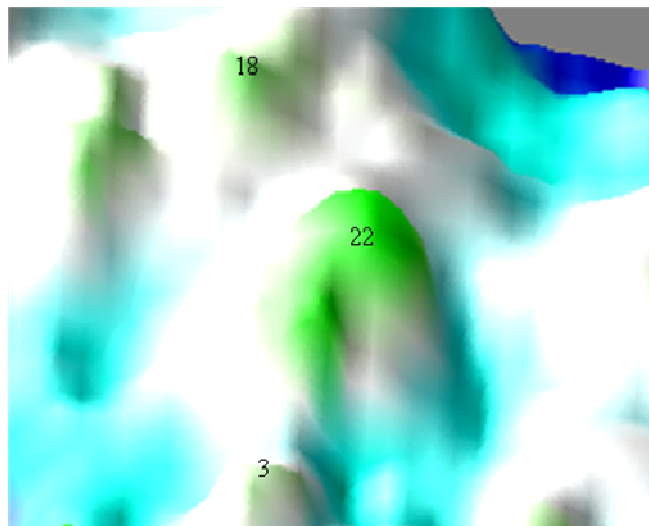


Figure 2.11: Zoom sur la surface 2 (motte 22)

Comme pour la surface artificielle, le tableau 2.6 indique qu'en terme de compromis "Sensibilité - Spécificité, il est préférable de choisir une méthode où les erreurs sont proportionnelles à l'ordre 2 et on a :

$$F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D1}) \text{ et } F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S1})$$

Méthodes d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Nombre de vrais objets détectés	20	21	20	23
Nombre de fausses détections	1	1	1	3
Sensibilité (S_e)	69.0	72.4	69.0	79.3
Spécificité (S_p)	95.2	95.5	95.2	88.5
$F_{T_s}(0^+) \%$	33.3	30.0	33.2	28.1

Tableau 2.6 : Influence de la méthode d'estimation de gradient sur la sensibilité (S_e) et la spécificité (S_p) -Résultats de l'algorithme de hiérarchie de contour sur la surface 2 pour $N=6500$ pixels.

La figure 2.12 montre la fonction de répartition des taux de recouvrement pour l'ensemble des vraies détections, les non détections et les fausses détections. A l'origine, on a le pourcentage des fausses et des non détections. Pour les 4 méthodes d'estimation des dérivées partielles, la fonction de répartition est constante jusqu'à $\tau=0.1$ et atteint son maximum à $\tau=0.8$.

Le tableau 2.7 présente les valeurs de l'indicateur de performance S_{inf} et des taux de recouvrement globaux T_{sg} . Parmi les 4 méthodes d'estimation du gradient, le meilleur taux de recouvrement global et le meilleur indicateur de performance sont obtenus avec Grad-S2.

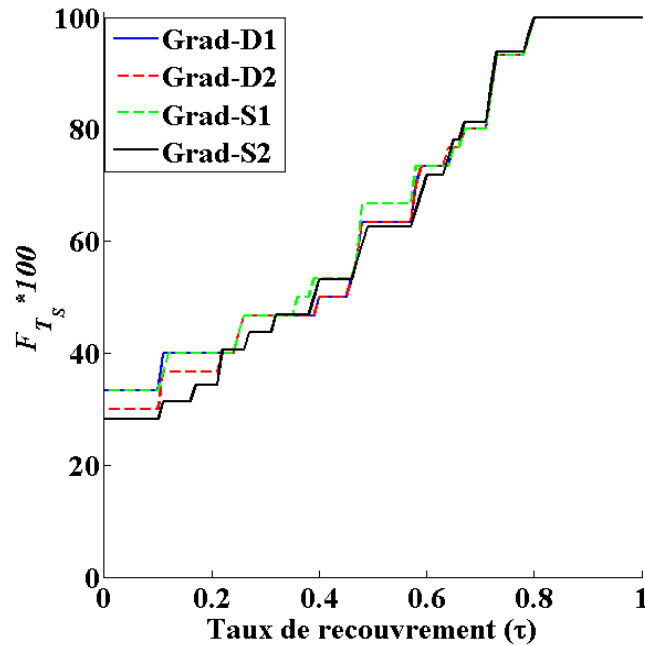


Figure 2.12 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement pour l'ensemble des mottes (vraies mottes et fausses détections) pour les quatre méthodes d'estimation du gradient - Résultats avec l'algorithme d'hiérarchie de contour sur la surface 2 pour $N=6500$ pixels.

Méthodes d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
T_{sg} en %	47.0	47.4	47.3	49.2
S_{inf} en %	65.7	65.0	66.4	64.3

Tableau 2.7: Influence de la méthode d'estimation de gradient sur l'indicateur de performance et le taux de recouvrement global - Résultats de l'algorithme de hiérarchie de contour sur la surface 2 pour $N=6500$ pixels.

Inversement, fixons la valeur du seuil de gradient ($T_{sg} = 10\%$) et déterminons le nombre N de pixels nécessaires pour la segmentation. Suivant ce procédé, nous avons détecté les contours de mottes sur la surface surf2 ayant une résolution de 1 mm ($l_m=30$ mm) et sur la même surface avec une résolution de 2 mm ($l_m=30$ mm). Les résultats sont rassemblés dans le Tableau 2.8.

A seuil identique et pour une résolution de 1 mm, les méthodes de Sobel sont meilleures en termes de compromis "spécificité - sensibilité". Mais en termes de temps de calcul, il est préférable d'utiliser la méthode Grad-S2 car le nombre de pixels est plus faible (voir tableau 2.1). Ce résultat reste vrai avec une résolution de 2 mm. Quand on passe d'une résolution de 1 à 2 mm, les résultats se dégradent mais c'est la méthode Grad-S2 qui présente la dégradation la moins marquée. Dans ce cas, il apparaît clairement que Grad-S2 est meilleure que les autres.

Méthode d'estimation de gradient	Grad-D1	Grad-D2	Grad-S1	Grad-S2
Résolution 1 mm , $l_m=30$ mm				
Nombre de vrais objets identifiés	20	20	21	21
Nombre de fausse détection	1	1	1	1
Sensibilité % (S_e)	69.0	69.0	72.4	72.4
Spécificité % (S_p)	95.2	95.2	95.5	95.5
$F_{T_s}(0^+) \%$	33.3	33.3	30.0	30.0
Résolution 2 mm , $l_m=30$ mm				
Nombre de vrais objets identifiés	16	15	17	19
Nombre de fausse détection	0	0	1	1
Sensibilité % (S_e)	55.2	51.7	58.6	65.5
Spécificité % (S_p)	100	100	94.4	95.0
$F_{T_s}(0^+) \%$	44.8	48.3	43.3	36.6

Tableau 2.8 : Influence de la méthode d'estimation du gradient sur la sensibilité (S_e) et la spécificité (S_p). Résultats de l'algorithme HC sur la surface 2 pour $T_G = 10\%$.

2.4.2.3 Segmentation sur une surface lissée par un filtre moyennneur

Les résultats présentés aux paragraphes précédents sont issus de la méthode de HC directement appliquée sur les surfaces numérisées. Dans ce paragraphe, nous testons

l'influence sur la surface naturelle surf2 d'un filtre moyennneur. Les gradients sont évalués avec Grad-D1. Les deux filtres linéaires utilisés ont pour réponses impulsionnelle des masques de tailles 3×3 et 5×5, respectivement. Quand on augmente la taille du masque, la surface devient de plus en plus lisse. En fixant $T_G = 10\%$, on note une augmentation du nombre N de points (voir tableau 2.9) entraînant une augmentation du temps de calcul.

Avec les deux masques, la motte 22 n'est plus segmentée, les mottes 1 et 2 ne sont pas détectées et la motte 19 est détectée. On note aussi l'apparition d'une fausse détection avec le masque de taille 3×3 et de deux fausses détections avec le masque de taille 5×5. Par ailleurs, les formes et les tailles des contours sont très proches des contours obtenus sur la surface non lissée (figure 2.10-a). En lissant la surface par filtrage, on réduit la probabilité de détection des mottes ayant de faibles hauteurs. Ceci entraîne la non détection des mottes 1 et 2 et la fausse détection liée à la sur-segmentation de la motte 22.

Pour une analyse globale, nous avons calculé l'indicateur de performance S_{inf} (tableau 2.9). On note de légères différences entre les valeurs obtenues sur la surface d'origine et les deux surfaces lissées. S_{inf} se dégrade légèrement avec le masque 5×5. Compte tenu de ces faibles différences, nous travaillerons par la suite sur la surface non lissée.

	Sans lissage	Lissage masque 3×3	Lissage masque 5×5
N	6500	13864	23371
S_{inf}	65.73	65.7	66.8

Tableau 2.9 : Résultats des détections sans lissage et avec lissage

2.4.2.4 Bilan d'ensemble sur les deux surfaces

Pour les deux surfaces surf1 et surf2, on constate que, les contours détectés pour les vraies mottes sont plus petits que les contours de référence. Ce constat est vrai quelle que soit la méthode d'estimation du gradient. Le bilan pour toutes les méthodes d'estimation de gradient est satisfaisant avec des valeurs de sensibilité et de spécificité assez élevées.

Pour comparer les 4 méthodes d'estimation du gradient, nous avons défini la valeur à l'origine $F_{T_s}(0^+)$ de la fonction de répartition du taux de recouvrement, $F_{T_s}(0^+)$ traduit un compromis entre la sensibilité et la spécificité, et nous avons calculé les valeurs de l'indicateur de performance S_{inf} .

La méthode de HC peut être utilisée à nombre de points identique pour les 4 types d'estimation du gradient mais à seuils de gradient différents ou être utilisée à seuil identique pour les 4 types de gradients mais à nombres de points différents.

Dans le premier cas, pour les deux surfaces et pour l'estimation par différences centrées ou par les masques de Sobel, les estimations compatibles avec des erreurs d'ordre 4 donnent les meilleurs résultats et on a :

$$F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{D1}) \text{ et } F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S2}) < F_{T_s}(0^+, \text{Grad} - \text{S1})$$

Pour la surface réelle surf2, Grad-S2 apparaît comme la méthode d'estimation de gradient la plus performante.

Dans le deuxième cas, pour la surface de laboratoire avec une résolution de 1 mm, les 4 valeurs de $F_{T_s}(0^+)$ sont très proches (tableau 2.5). Les résultats en terme de compromis "spécificité - sensibilité" sont donc équivalents. Mais en termes de temps de calcul, il est préférable d'utiliser les méthodes Grad-D2 et Grad-S2 car le nombre de pixels est plus faible. Par ailleurs, en augmentant la résolution à 2 mm, il apparaît que la méthode Grad-S2 donne les meilleurs résultats avec la valeur de $F_{T_s}(0^+)$ la plus faible et le nombre de pixels le moins élevé.

A seuil identique, pour le semis avec une résolution de 1 ou 2 mm, les méthodes de Sobel sont meilleures en termes de compromis "spécificité - sensibilité". Pour ces deux résolutions, la méthode Grad-S2 donne les meilleurs résultats avec la valeur de $F_{T_s}(0^+)$ la plus faible et le nombre de pixels le moins élevé. Les résultats se dégradent quand on dégrade la résolution mais c'est la méthode Grad-S2 qui présente la dégradation la moins marquée.

La méthode d'estimation Grad-S2 semble, compte tenu de ces résultats, meilleure que les 3 autres.

2.5 Segmentation avec la méthode de partage des eaux (LPE)

2.5.1 Présentation de la méthode

La ligne de partage des eaux désigne une limite géographique qui divise un territoire en un ou plusieurs bassins versants. Plus précisément, de chaque côté de cette ligne, les eaux s'écoulent *in fine* dans des directions différentes. Pour une image, cette méthode consiste à faire grossir simultanément toutes les régions jusqu'à ce que l'image soit entièrement partitionnée. A partir des minima locaux m_i d'une image des hauteurs, on remplit progressivement l'eau dans chaque bassin comprenant un minimum. Le tracé des lignes de partage des eaux se fera au point de rencontre entre les eaux de chaque bassin et à égale distance géodésique des minima locaux (figure 2.13).

Soit $z=a(x,y)$ l'image des niveaux de gris ou des hauteurs. $z_s=a(x_s,y_s)$ le niveau de gris ou la hauteur du pixel s , et $B(i)$ l'image binaire des valeurs z_s , où i est un niveau de gris ($i \in [i_{min}, i_{max}]$, par exemple entre 0 et $2^8-1=255$).

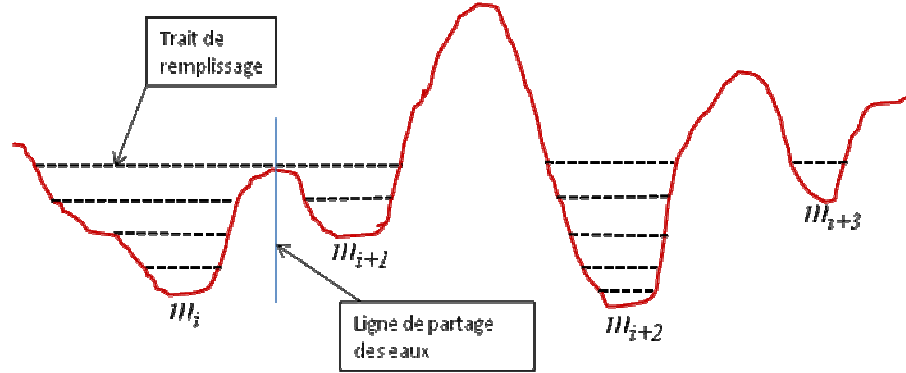


Figure 2.13 : Ligne de partage des eaux sur une coupe 1D d'une surface.

L'algorithme repose sur les outils fournis par la morphologie mathématique fonctionnelle, et en particulier la reconstruction géodésique et la notion de zone d'influence (IZ) géodésique (Beucher S. 1990).

On appelle $W(i)$ l'ensemble de minima locaux à un niveau i . L'algorithme présente plusieurs étapes :

- Une première étape d'initialisation de l'ensemble des minima locaux avec $W_{-1}=\emptyset$ (On part du niveau fictif -1),
- Pour chaque niveau i variant de i_{min} à i_{max} , trouver $\{m_i\}$ l'ensemble des minima locaux apparus au niveau i . $\{m_i\}$ est la différence ensembliste entre $B(i)$ et la reconstruction de $B(i-1)$ géodésiquement à $B(i)$ où

$$\{m_i\} = B(i) - \sup_{n \geq 0} \left\{ \left(\delta_s^{B(i)} \right)^n (B(i-1)) \right\} \quad 2.24$$

Le sens du $\sup \left\{ \left(\delta_s^{B(i)} \right)^n (B(i-1)) \right\}$ est explicité par la figure 2.14.

- Trouver $W(i)$ l'étendue des bassins versants au niveau i . $W(i)$ est l'union entre les zones d'influence des bassins versants du niveau précédent étendus géodésiquement à $B(i)$ et les nouveaux minima locaux apparus :

$$W(i) = IZ_{B(i)}(W(i-1)) \cup \{m_i\} \quad 2.25$$

- $LPE = \overline{W(i_{max})}$. La LPE est le complémentaire (ensmbliste) de $W(i_{max})$.

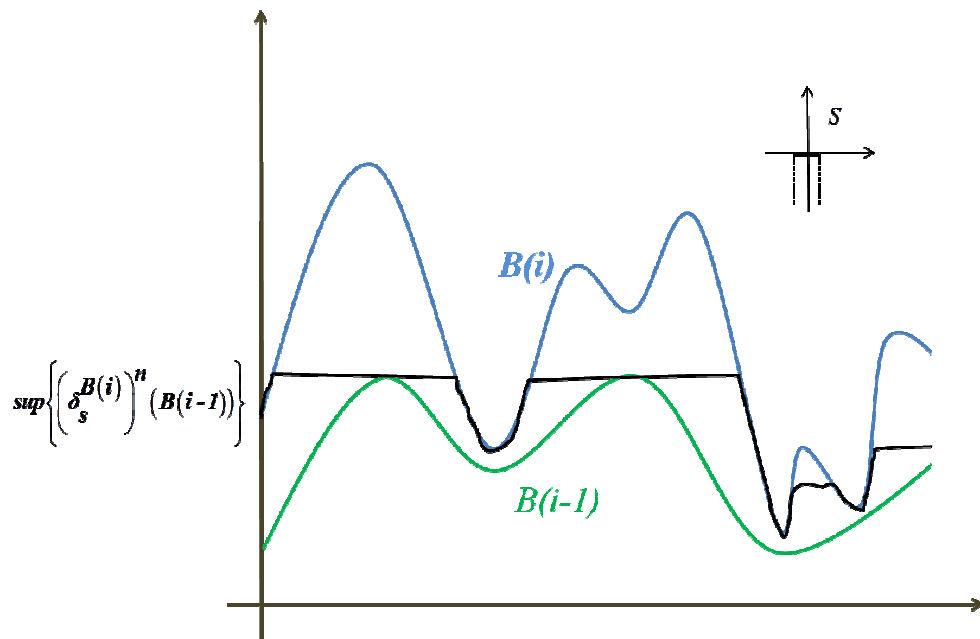
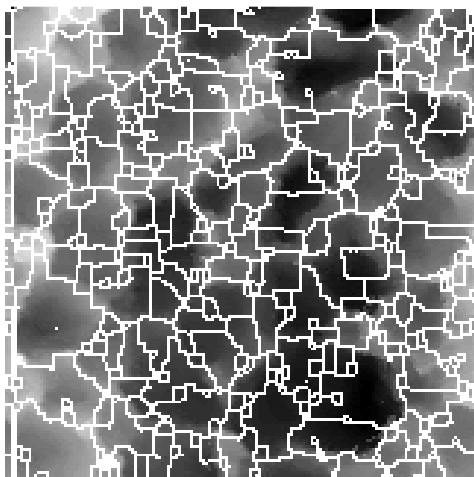
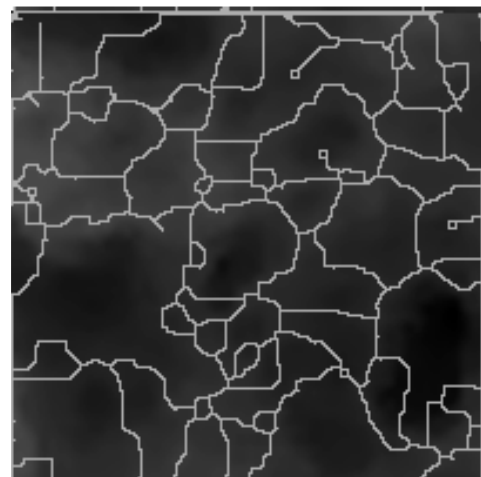


Figure 2.14 : Reconstruction géodésique de $B(i-1)$ dans $B(i)$.

En résumé, la LPE initialise une nouvelle région sur chaque minimum local et les lignes de partage des eaux sont tracées à équidistance géodésique des ensembles de niveaux (ensemble des pixels de valeur inférieure à un seuil donné) du niveau qui précède le niveau fusionnant deux ensembles de niveaux (au sens de l'appartenance à une même composante connexe). Dans le cas de notre application, étant donné qu'on veut segmenter la surface en régions assimilables aux mottes, on doit 'inverser' la surface (multiplication de la fonction par -1) afin que les mottes deviennent les creux et vice-versa. La ligne de partage des eaux conduit alors aux résultats suivants : la figure 2.15 présente les résultats obtenus par l'algorithme de LPE sur la surface artificielle (surf1, figure 2.15-a) et sur la surface naturelle (surf2, figure 2.15-b).



(a)



(b)

Figure 2.15 : Ligne de partage des eaux sur (a) la surface artificielle et (b) la surface naturelle.

Les surfaces sont partitionnées en régions (figure 2.15). Si nous faisons une comparaison avec les contours de mottes de la référence terrain (figure 2.3), nous notons que certaines régions contiennent une motte et d'autres plusieurs mottes. On note également une sur-segmentation très visible sur la surface artificielle (surf1). Par ailleurs, la construction des lignes de partage des eaux ne passe pas au pied des mottes mais à équidistance géodésique des maxima locaux des surfaces. Afin de pallier ces défauts c'est-à-dire réduire cette sur-segmentation et ramener les lignes de partage des eaux au pied des mottes, nous avons procédé à la transformation de la surface. Un critère a ensuite été mis en place pour la sélection correspondant effectivement aux mottes.

2.5.2 Adaptation de la méthode LPE

Si on s'intéresse uniquement à l'image des normes des gradients, les contours des mottes sont supposés passer par les points de forte valeur. Avec l'algorithme HC, un seuil est fixé en vue de sélectionner les points. Par le procédé défini au paragraphe 2.2, nous avons déterminé des contours des mottes à iso-hauteur. Dans la plupart des cas, ces contours sont nettement plus petits que les contours de référence. Précédemment, nous avons montré que l'algorithme de LPE utilisé uniquement sur l'image des hauteurs donnait lieu à une sur-segmentation de la surface. On se rend compte que l'information sur les gradients et l'information sur les hauteurs ne sont pas suffisantes pour la détermination des contours des mottes sur nos surfaces quand ces informations sont utilisées séparément. De ce fait, nous proposons de combiner ces deux informations et d'utiliser l'algorithme de LPE pour la détection des mottes.

L'objectif est qu'après segmentation par l'algorithme de LPE, on puisse identifier les mottes par leurs contours et réduire les sur-segmentations. Pour chaque segmentation, nous avons défini les critères pour séparer les régions correspondant aux mottes du reste de la surface. Les mottes sont principalement caractérisées par des élévations locales de la surface et leurs limites sont situées aux points d'inflexion de la surface. Sachant que les lignes tracées par l'algorithme LPE passent par les minima locaux, nous avons défini une fonctionnelle est définie comme suit :

$$a_{LPE}(x, y) = -a(x, y) + \beta \times G(x, y) \quad 2.26$$

où x et y sont les coordonnées du pixel de l'image, $a(x, y)$ l'altitude du pixel, $G(x, y) = \sqrt{a_x^2 + a_y^2}$ avec a_x et a_y calculés par filtrage de Sobel (Grad-S1) sur une pseudo image des hauteurs et β est un paramètre positif. Le calcul de $G(x, y)$ se fait sur l'image des hauteurs modifiées par une fonction de transfert $h_{LPE}(x, y)$ définie par :

$$\begin{cases} h_{LPE}(x, y) = \frac{D}{1 + \exp(-\lambda(a(x, y) - \bar{a}))} & \text{si } a(x, y) \geq \bar{a} \\ h_{LPE}(x, y) = a(x, y) & \text{sinon} \end{cases} \quad 2.27$$

où $\bar{a}$ est la moyenne des hauteurs de la surface, λ est un paramètre positif et D est la différence entre la valeur minimum et la valeur maximum de la surface :

$$D = \max a(x, y) - \min a(x, y) \quad 2.28$$

L'image des hauteurs $a_{LPE}(x, y)$ résultant sera utilisée par l'algorithme de ligne de partage des eaux. Elle dépend de deux paramètres : le premier β permet l'ajustement du gradient des hauteurs par rapport à l'image des altitudes et le second λ permet l'ajustement de la dynamique des points autour de la moyenne $\bar{a}$. Pour notre étude, ces deux paramètres ont été optimisés à la main.

En supposant que la base des mottes soit située autour de la moyenne de la surface, cette fonction permet le rehaussement des valeurs de la hauteur de pixel autour de la hauteur moyenne. Ceci entraîne une variation plus rapide de la surface autour de la hauteur moyenne et augmente les valeurs de norme de gradient en ces points. La figure 2.16 présente l'image des normes de gradients sur l'image des hauteurs modifiées.

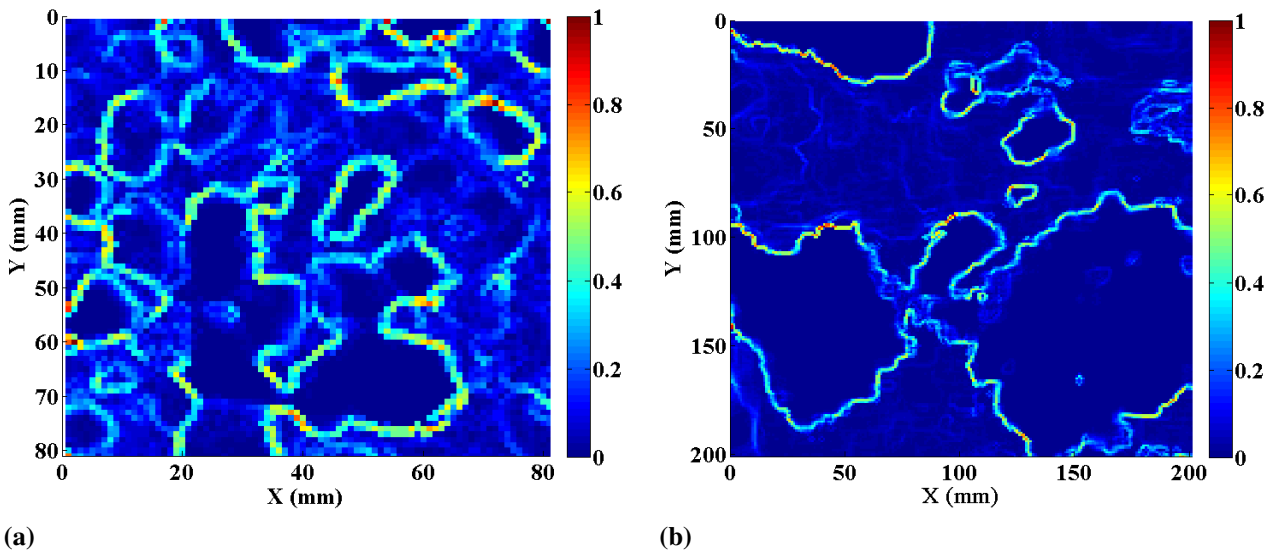


Figure 2.16 : Images des gradients sur (a) surf1 et (b) surf2 après modification faite avec $\lambda=0.2$ (équation 2.27).

La nouvelle surface permet de faire ressortir les mottes en augmentant la dynamique de la surface pour les points supérieurs à $\bar{a}$ (assimilée à l'altitude du sol). Ceci est visible sur la nouvelle image des normes des gradients. On note une nette augmentation des valeurs normes des gradients sur les pixels situés au pied des mottes et la diminution des valeurs au sommet des surfaces. En combinant cette nouvelle image de gradient et l'image des hauteurs par l'équation (2.26), on crée des minima locaux sur les zones de fort gradient donc autour des mottes. Ceci va entraîner le tracé des lignes de partage des eaux au pied des mottes.

Illustrons nos propos sur un profil de surface théorique, la figure 2.17 présente le profil et les modifications énoncées précédemment sur ce dernier.

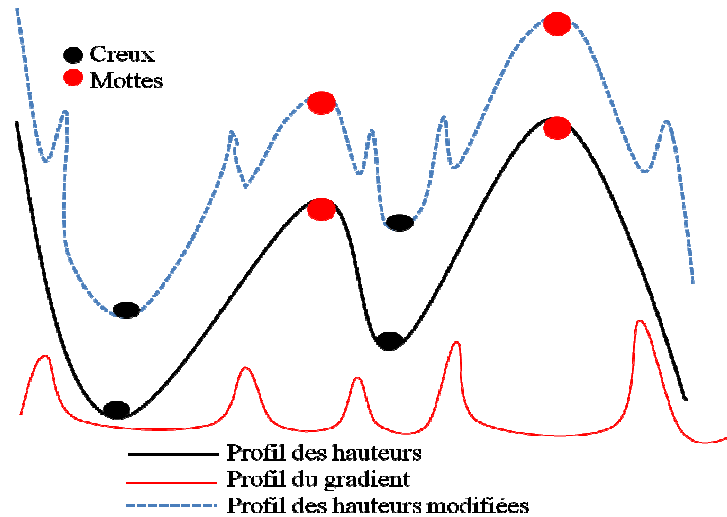


Figure 2.17 : Modification faite sur un profil de surface.

On note l'apparition de protubérances assimilables aux mottes et creux liées à la modification de la surface. Ainsi on réaffirme la nécessité d'une étape de sélection des régions afin de distinguer les 'vraies' mottes du reste de la surface (creux, plats, etc.). Pour l'algorithme HC, une région est une protubérance (motte ou agrégat) si la hauteur moyenne sur le contour est inférieure à la hauteur moyenne à l'intérieur du contour. Avec la méthode LPE, étant donné que les contours ne sont pas à iso-hauteur, une région est une protubérance si la différence entre la médiane des hauteurs des pixels sur le contour et la médiane des hauteurs des pixels dans la région délimitée par ce contour est supérieure à 1 et, la hauteur médiane des pixels sur le contour est supérieure à la hauteur moyenne de la surface.

2.5.2.1 Segmentation par ligne de partage des eaux (LPE)

Les paramètres (β , λ) des équations (2.26) et (2.27) sont optimisés de façon ad hoc (à la main). Ainsi, pour la surface artificielle surf1, on a $\beta=2.33$ et $\lambda=0.2$ tandis que pour la surface naturelle surf2, on a $\beta=1.45$ et $\lambda=0.2$. Par ailleurs, au vu des valeurs des écart-types des hauteurs, le paramètre β dépend de l'écart-type des hauteurs de la surface ($\sigma_{surf1}=0.4$ cm, $\sigma_{surf2}=1.38$ cm). Comme précédemment nous allons présenter les résultats obtenus sur les surfaces expertisées surf1 et surf2.

2.5.2.2 Segmentation par LPE sur la surface artificielle (surf1)

La figure 2.18-a présente les contours des mottes détectées par l'algorithme de ligne de partage des eaux (en pointillés) et les contours de référence sur la surface artificielle surf1 de résolution 1 mm. La figure 2.18-b donne la fonction de répartition du taux de recouvrement.

Sur les mottes de référence, 21 mottes ont été identifiées par l'algorithme de LPE, 5 mottes n'ont pas été détectées et on a une fausse détection (F1). Comme pour l'algorithme de hiérarchie de contours, une motte (14) est sujette à une sur-segmentation. Le choix des vraies détections et des fausses détections se fait de la même manière que pour les contours détectés par la méthode de hiérarchie de contours. Pour une motte sur-segmentée, la vraie détection est le contour qui a le plus grand taux de recouvrement et la fausse détection, l'autre. Le tableau 2.10 donne les valeurs de la sensibilité, la spécificité, la fonction de répartition à l'origine $F_{T_s}(0^+)$ et l'indicateur de performance pour la méthode LPE et la méthode HC utilisées avec le gradient de Sobel Grad-S1. La méthode de LPE affiche les meilleures performances.

Méthodes de détection	Nombre de vrais objets détectés	Nombre de fausses détections	Sensibilité % (S_e)	Spécificité % (S_p)	$F_{T_s}(0^+)$ %	S_{inf} %
HC	18	1	69.2	94.7	33.4	61.3
LPE	21	1	80.8	95.5	22.2	46.1

Tableau 2.10 : Performance des méthodes de HC et de LPE avec Grad-S1 pour la surface surf1.

La fonction de répartition du taux de recouvrement est donnée par la figure 2.18-b. Cette fonction de répartition est constante jusqu'à $\tau = 0.38$ et atteint son maximum à $\tau = 0.86$. Le taux de recouvrement pour les vraies mottes détectées varie donc de 0.38 à 0.86.

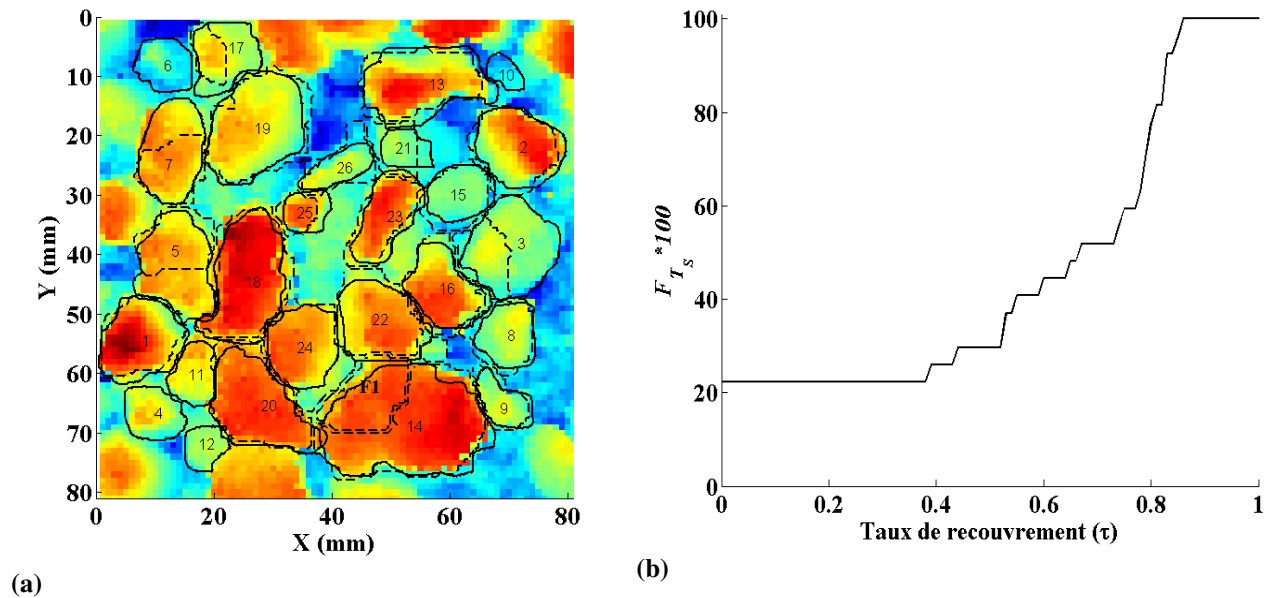


Figure 2.18 : (a) Résultats de la segmentation par l'algorithme de LPE sur la surface surf1. (b) Fonction répartition des taux de recouvrement pour l'ensemble des mottes (vraies mottes et fausses détections)

2.5.2.2 Segmentation par LPE sur le semis (surf2)

La figure 2.19-a présente les contours des mottes détectées par l'algorithme de ligne de partage des eaux (en pointillés) et les contours de références sur la surface agricole surf2 de résolution 1mm. Sur les 29 mottes de référence, 22 mottes ont été bien identifiées par l'algorithme de LPE, 7 mottes n'ont pas été détectées. On note la sur-segmentation des mottes 4, 22, 24 et 28. On considère donc 4 fausses détections. Le tableau 2.11 donne les résultats obtenus pour le semis avec la méthode LPE, la méthode HC utilisée avec Grad-S1 et un nombre de pixels fixés à 6500 (seuil T_G à 11%). Les méthodes de LPE et HC affichent des performances très proches. La méthode LPE détecte un peu plus de vrais objets (+2) mais génère un peu plus de faux (+3).

Méthodes de détection	Nombre de vrais objets identifiés	Nombre de fausses détections	Sensibilité % (S_e)	Spécificité % (S_p)	$F_{Ts} (0^+)$ %	S_{inf} %
HC	20	1	69.0	95.2	33.2	66.4
LPE	22	4	75.9	84.6	33.3	69.5

Tableau 2.11 : Performance des méthodes de HC et de LPE avec Grad-S1 sur la surface surf2

La figure 2.19 b donne la fonction de répartition du taux de recouvrement. A l'origine, on a le pourcentage de fausses et non détections qui est de 33.3%. La courbe de la fonction de répartition est constante de 0 à $\tau = 0.1$ puis elle augmente et atteint son maximum à $\tau = 0.8$. Le taux de recouvrement pour les vraies mottes détectées varie de 0.1 à 0.8. En dehors de quelques sur-segmentations, on est plutôt satisfait de la qualité des contours.

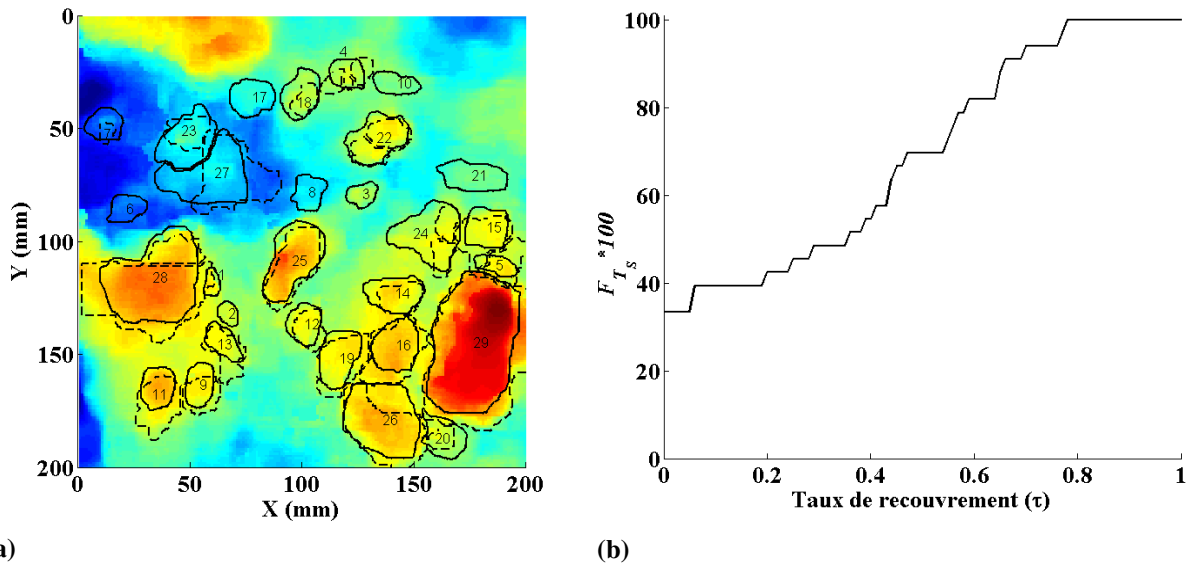


Figure 2.19 : (a) Résultats de la segmentation par l'algorithme de ligne de partage des eaux (LPE) sur la surface artificielle (surf1) et (b) la fonction de répartition des taux de recouvrement pour l'ensemble des mottes (vraies mottes et fausses détections).

2.5.2.4 Bilan des résultats avec la méthode LPE sur les deux surfaces

Sur les deux surfaces, certains contours sont partiellement détectés et d'autres sont légèrement inférieurs aux contours de référence. La plupart des contours détectés par l'algorithme de LPE sur la surface artificielle correspondent aux contours de référence et d'autres décrivent partiellement les mottes. Sur la surface naturelle, certains contours détectés sont plus grands que les contours de référence mais, visuellement ils décrivent des objets identifiables aux mottes sur la surface. Les valeurs de spécificité et de sensibilité étant élevées, le bilan de détection est satisfaisant pour les deux surfaces.

2.6 Application des méthodes HC et LPE à des surfaces de plus grandes dimensions

Nous avons à notre disposition trois surfaces : deux surfaces artificielles surf1 et surf3 et une surface naturelle surf2. Les études des paragraphes précédents ont été faites sur les zones expertisées des surfaces surf1 et surf2 de dimensions respectives $80 \times 80 \text{ mm}^2$ et $200 \times 200 \text{ mm}^2$. Les dimensions totales de la surface 2 sont $600 \times 600 \text{ mm}^2$. La troisième surface surf3 est de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$.

L'objectif de ce paragraphe est de comparer les résultats obtenus avec les deux méthodes de segmentation sur des scènes de plus grandes dimensions. La méthode HC est appliquée sur l'intégralité des surfaces surf2 et surf3 avec un seuil sur les gradients fixé à 10%. La méthode LPE est appliquée à la surface 2 de dimensions $600 \times 600 \text{ mm}^2$ en utilisant les paramètres β et λ optimisés sur la zone expertisée de dimensions $200 \times 200 \text{ mm}^2$. La méthode LPE est aussi appliquée à la surface 3 de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$ en utilisant les paramètres β et λ optimisés sur la surface surf2 dimensions $200 \times 200 \text{ mm}^2$. Les gradients sont évalués avec la méthode Grad-S1.

2.6.1 Application sur l'ensemble du semis

La figure 2.20 montre les contours des mottes détectées sur la surface surf2 avec l'algorithme de segmentation par hiérarchie de contours. Pour la zone expertisée de taille 200mm par 200mm, le nombre de pixels associé au seuil de 10% est 8400. Pour une surface de taille 600 mm par 600 mm, ce nombre est donc égal à 75600. L'algorithme HC a détecté 160 contours. En dehors de quelques contours qui décrivent les sommets des mottes, les autres définissent bien les contours des mottes. Par ailleurs, on note que les objets situés sur les bords de la surface ne sont pas détectés. Ceci est lié au principe de détection utilisé par l'algorithme. Si on s'intéresse aux contours situés dans la surface expertisée, on remarque qu'en dehors des contours situés sur les bords, on retrouve le même nombre de contours, avec les mêmes formes que celles obtenues sur parcelle de la surface surf2 de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$ (Figure 2.10). Ceci montre la robustesse de l'algorithme.

La figure 2.20 montre les contours des 294 mottes détectées sur la même surface avec l'algorithme de LPE. Visuellement, parmi les contours détectés, certains décrivent des mottes, d'autres sont des fausses détections dues à de la sur-segmentation. Si on se réfère à la

parcelle expertisée (figure 2.18a), en dehors des contours 23, 25, 27 et 28, les autres contours sont identiques.

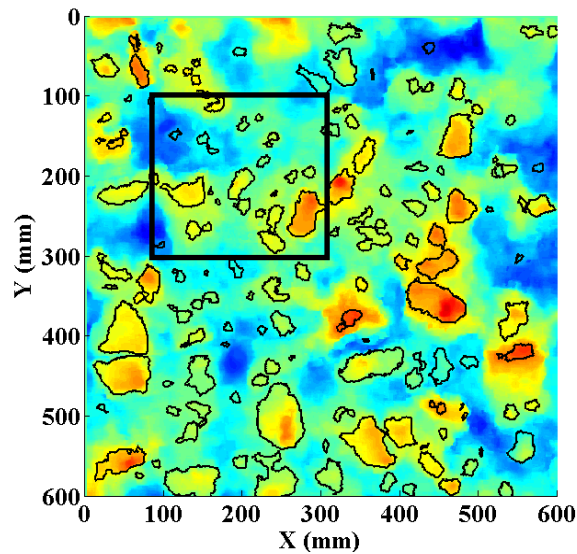


Figure 2.20 : Contours des mottes détectées par l'algorithme HC sur la surface surf2 de dimensions $600 \times 600 \text{ mm}^2$ (160 contours).

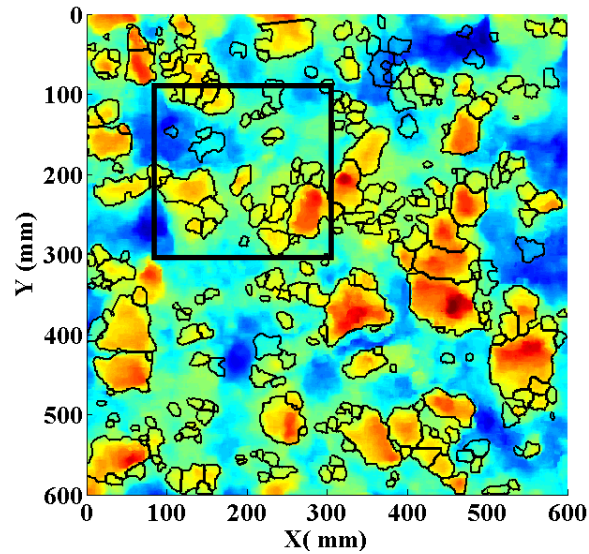


Figure 2.21: Contours des mottes détectées par l'algorithme de LPE sur la surface surf2 de dimensions $600 \times 600 \text{ mm}^2$ (294 contours).

Définissons le taux de couverture comme le rapport entre la surface couverte par les objets détectés (fausses détections comprises) et la surface analysée. Le tableau 2.12 présente le taux de couverture des détections par les deux algorithmes (HC et LPE) avec Grad-S1 sur la portion de la surface surf2 expertisée de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$ et la surface entière surf2 de taille $600 \times 600 \text{ mm}^2$.

Méthode de détection	Dimension de la surface (mm ²)	Taux de couverture (%)
HC	200×200	17.0
	600×600	18.0
LPE	200×200	28.0
	600×600	33.0

Tableau 2.12 : Taux de couverture des détections sur la surface surf2.

On note une différence de 1% pour l'algorithme HC et de 5% pour l'algorithme LPE entre les détections sur les surfaces de taille 200×200 mm² et 600×600 mm². On peut dire que le taux de couverture de la surface est mieux conservé par l'algorithme de HC que par celui de LPE.

Sur la surface entière, intéressons nous aux contours détectés par les algorithmes HC et LPE sur la parcelle expertisée de taille 200×200 mm² (figure 2.20 et figure 2.21). Pour l'algorithme de HC on note les mêmes détections ce qui donne les mêmes valeurs en terme de sensibilité et de spécificité. Pour l'algorithme de LPE, on note la sur-segmentation de 3 mottes. Contrairement aux contours des mottes pour une détection sur la parcelle expertisée, la motte 28 n'est plus sur-segmentée. Ceci est dû à l'extension de la surface et au fait que cette motte est située sur les bords sur la parcelle de 200×200 mm². On considère donc 3 fausses détections. Sept mottes n'ont pas été détectées.

Le tableau 2.13 représente les performances des méthodes HC et LPE avec Grad-S1 pour la parcelle expertisée de taille 200×200 mm² de la surface surf2.

Méthode de détection	Nombre de vrais objets détectés	Nombre de fausses détections	Sensibilité % (S_e)	Spécificité % (S_p)	$F_{T_s}(0^+)$ %
HC	21	1	72.4	95.5	30.0
LPE	22	3	75.9	88.0	31.2

Tableau 2.13 : Performance des méthodes de HC et de LPE avec Grad-S1 pour la parcelle expertisée de taille 200x200 mm² de la surface surf2.

La sensibilité et la spécificité restent identiques pour l'algorithme de HC. Quant à l'algorithme de LPE on obtient une même sensibilité et une amélioration de la spécificité. Ceci est lié à la non sur-segmentation du contour de la motte 28. On peut en conclure que, sur cette surface, l'algorithme de HC est plus stable que celle de LPE. Car, on note une conservation des taux de couverture et des performances de la méthode HC.

2.6.2 Etude de la surface artificielle surf3

La figure 2.22 montre les contours détectés sur la surface surf3 avec l'algorithme HC et la figure 2.23 montre les contours détectés avec l'algorithme LPE. En respectant le ratio du nombre de pixels sélectionnés sur la taille de la surface, sachant que sur la surface surf2 de dimensions $200 \times 200 \text{ mm}^2$, nous avons retenu 8400 pixels avec un seuil T_G à 10%. Sur la surface surf3 de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$, nous avons sélectionné 52500 pixels. L'écart-type des hauteurs de la surface surf3 ($\sigma_{surf3} = 0.83 \text{ cm}$) étant assez proche de celui de la surface surf2 ($\sigma_{surf2} = 1.38 \text{ cm}$), pour l'algorithme LPE, les paramètres λ et β de la fonction coût utilisés sont les mêmes que ceux utilisés sur la surface surf2 ($\beta = 1.44$, $\lambda = 0.2$).

La surface surf3 étant une surface de laboratoire (c'est-à-dire une surface plane sur laquelle on a posé des mottes), la détection des mottes est donc plus aisée. Sur cette parcelle, nous avons posé 73 objets.

Parmi les 74 contours identifiés par l'algorithme HC, on note 3 fausses détections et 71 vraies. Parmi les 67 contours identifiés par l'algorithme de LPE, on note 1 fausses détections et 66 vraies. Les résultats pour les deux méthodes sont rassemblés dans le tableau 2.14.

Méthodes de détection	Nombre de vrais objets détectés	Nombre de fausses détections	Sensibilité % (S_e)	Spécificité % (S_p)	$F_{Ts}(0^+)$ %
HC	71	3	97.3	95.9	6.60
LPE	66	1	90.4	98.5	10.8

Tableau 2.14 : Performance des algorithmes HC et LPE avec Grad-S1 pour la surface surf3.

Ici, nous ne pouvons pas définir les taux de recouvrement et la valeur de l'indicateur de performance S_{inf} car nous n'avons pas les contours de référence. La méthode HC donne les meilleures valeurs de spécificité et sensibilité. Il faut néanmoins retenir que la méthode LPE conduit à des résultats satisfaisants et peut être utilisée pour identifier des objets sur une surface avec des paramètres définis sur une autre surface.

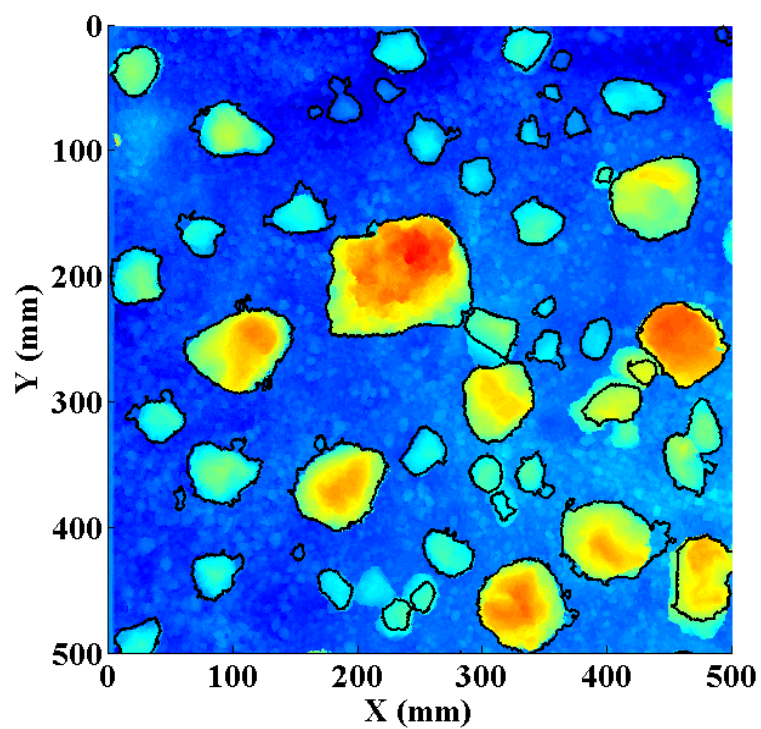


Figure 2.22 : Contours des mottes détectées par l'algorithme de segmentation par hiérarchie sur la surface surf3 de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$ (74 contours).

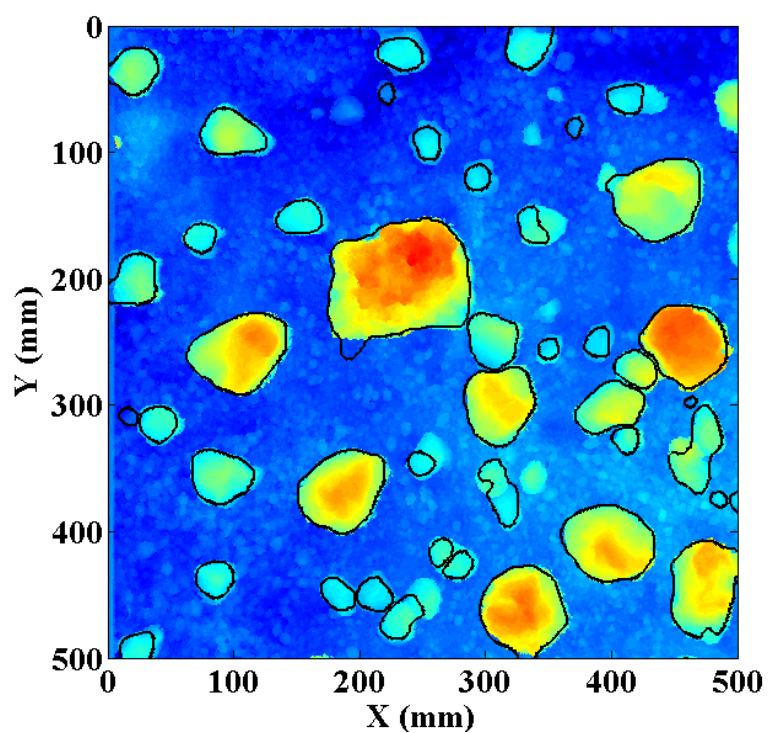


Figure 2.23 : Contours des mottes détectées par l'algorithme de LPE sur la surface surf3 de dimensions $500 \times 500 \text{ mm}^2$ (66 contours).

2.6.3 Etude d'une surface générée par filtrage

La figure 2.24 montre une surface simulée mais ayant les mêmes caractéristiques statistiques, fonction d'autocorrélation et densité de probabilité des hauteurs, que le semis surf2. Cette surface simulée est de dimensions 600×600 mm².

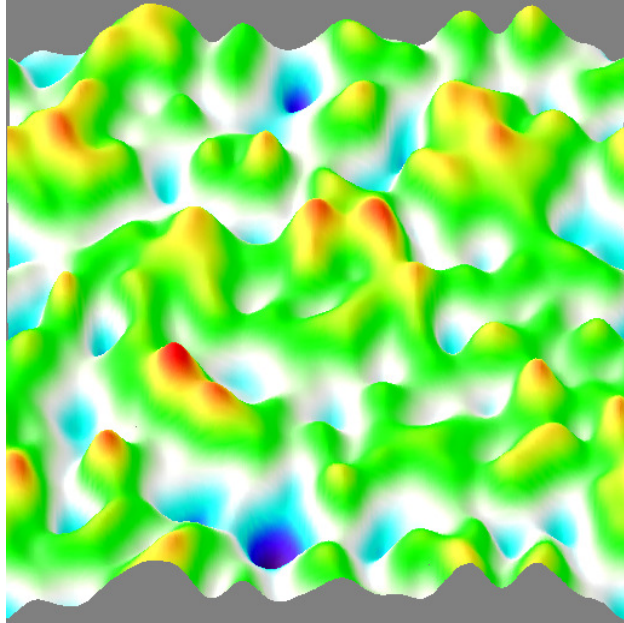


Figure 2.24: Image de la surface simulée par filtrage linéaire en 3D.

La procédure de simulation est présentée à l'annexe B. L'analyse des contours obtenus est visuelle dans la mesure où nous n'avons pas les contours de référence

La figure 2.25 présente les contours obtenus avec l'algorithme HC. Le seuil est fixé à 10% et le nombre de pixels est égal à 36000. Cet algorithme permet l'identification de 32 objets. Le nombre de mottes détectées sur le fichier de stéréovision est de 160 mottes. Cinq fois moins de mottes sont donc détectées sur la surface générée par filtrage. En comparant les figures 2.25 et 2.21, on note que les mottes détectées sur la surface générée par filtrage sont de plus grandes dimensions. La surface simulée et la surface réelle présentent approximativement le même nombre de mottes dont l'aire est supérieure à 294 mm². Sur la surface simulée, aucun objet détecté ne correspond à une petite motte ou un agrégat.

La figure 2.26 montre les contours obtenus avec l'algorithme LPE. On utilise les paramètres β et λ optimisés sur la zone expertisée de la surface surf2 de dimensions 200x200mm² car l'écart-type des hauteurs de la surface générée par filtrage linéaire est égal à celui de la surface surf2. L'algorithme permet l'identification de 63 objets. Néanmoins, on note la sur-segmentation des objets liée à la présence sur la surface de maxima locaux et de faible variation (contours 24, 26, 27, 34 et 35). On identifie une quinzaine de fausses détections (contours 5, 14, 15, 17, 19, 30, 45, 50, 54, 55, 57, 58, 58, 59, 60 et 63). La forme de certains objets ne peut pas être assimilée à la forme de mottes (contours 25 et 28 par exemple).

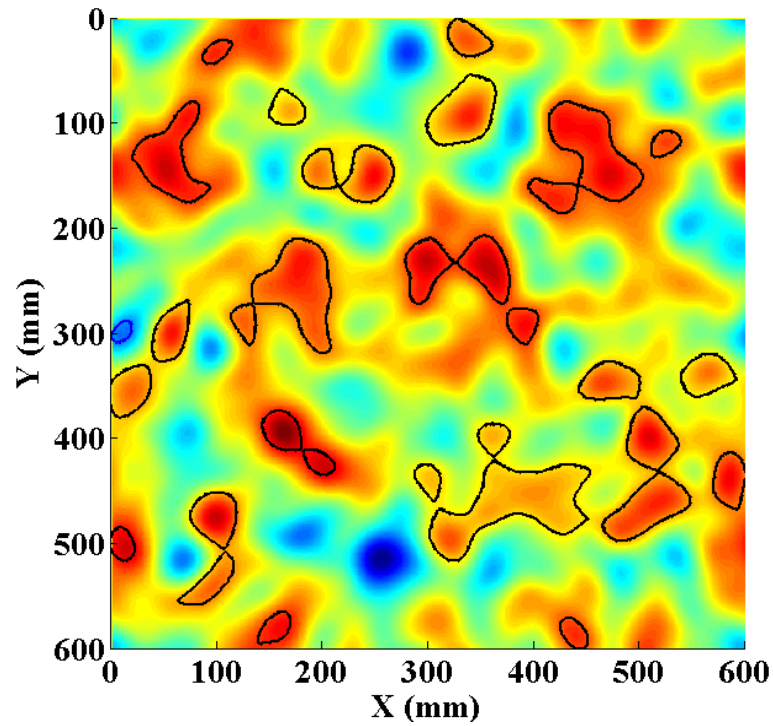


Figure 2.25 : Contours des mottes détectées par l'algorithme de HC sur la surface simulée par filtrage (33 contours).

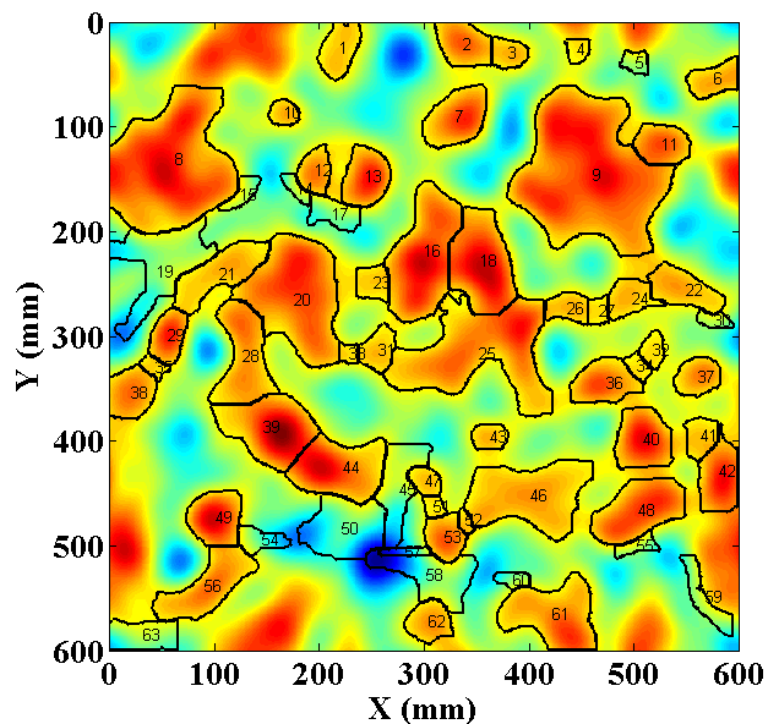


Figure 2.26 : Contours des mottes détectées par l'algorithme de LPE sur la surface simulée par filtrage (63 contours).

Le tableau 2.15 présente les taux de couverture des mottes détectées sur la surface simulée. Le taux de couverture des mottes détectées par HC sur la surface générée par filtrage

et la surface naturelle diffère de 2%. Il est supérieur sur la surface naturelle. Cette différence s'explique par le fait que la méthode de HC identifie moins de mottes sur la surface simulée que sur la surface naturelle.

Quant aux taux de couverture des mottes détectées par LPE, ils diffèrent de 11%. Ici il est supérieur sur la surface simulée. La méthode LPE détecte plus d'objets sur la surface simulée que sur la surface naturelle. Mais, certains de ces objets ne sont pas assimilables à des mottes.

Bien que le processus de génération de surface par filtrage reproduit une surface ayant les mêmes caractéristiques statistiques que la surface naturelle, tous les objets (qui sont présents sur une surface agricole) ne sont pas bien représentés. En particulier, les petites mottes et agrégats n'apparaissent pas sur une surface générée par filtrage

Méthodes de détection	Taux de couverture en %	
	Surface générée	Semis
HC	16%	18%
LPE	44%	33%

Tableau 2.15: Taux de couverture des détections sur la surface générée par filtrage.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux méthodes de détection de contours. La première méthode utilise une segmentation fondée sur une technique de hiérarchie de contours. La seconde utilise une approche de morphologie mathématique : La ligne de partage des eaux. Cette dernière a été adaptée pour la détection des mottes sur une surface agricole. Nous les avons utilisés pour l'identification des mottes sur deux surfaces artificielle (surf1, surf3), une surface naturelle (surf2) et sur une surface simulée. Pour qualifier et quantifier les détections, nous avons utilisé des paramètres tels que la spécificité et la sensibilité et défini des outils bien adaptés à notre étude tels que les fonctions de répartition des taux de recouvrement en surface définies sur l'ensemble des mottes (vraies et fausses mottes). La valeur de la fonction de répartition à l'origine s'exprime en fonction des valeurs de la sensibilité et de la spécificité et peut être vue comme un compromis entre ces deux grandeurs. Le taux de recouvrement varie entre 0 et 1. Cette fonction de répartition est donc riche en informations. Nous avons défini un indicateur de performance à partir de la fonction de répartition. Cet indicateur très contraignant est compris entre 0 et 1. La méthode de segmentation est d'autant plus performante que la valeur de la fonction de répartition à l'origine et l'indicateur de performance sont proches de 0.

Nous avons mené une étude sur l'influence de la méthode d'estimation de gradient sur les contours détectés par l'algorithme d'hiérarchie de contour (Chimi-Chiadjeu et al. 2011). L'étude a été faite avec les gradients estimés par différence centrée d'ordre (Grad-D1) avec une erreur à l'ordre 2, par différence centrée d'ordre 2 (Grad-D2) avec une erreur à l'ordre 4,

avec le gradient de Sobel de masque 3×5 (Grad-S1) avec une erreur à l'ordre 2 et enfin avec le gradient de Sobel de masque 5×5 avec une erreur à l'ordre 4 (Grad-S2). Au regard des résultats obtenus sur les surfaces surf1 et surf2, la méthode d'estimation Grad-S2 semble meilleure que les trois autres. En particulier, nous avons montré que les résultats se dégradent avec la résolution mais c'est la méthode Grad-S2 qui présente la dégradation la moins marquée.

Concernant la méthode de ligne de partage des eaux, les résultats obtenus sur les surfaces étudiées présentent des sur-segmentations des régions correspondant aux mottes car, les lignes de partage des eaux sont tracées autour des minima locaux de la surface. De ce fait, nous avons modifié les surfaces afin de réduire les sur-segmentations et de ramener les lignes de partage des eaux au pied des mottes. Ceci a été fait en combinant l'image des hauteurs et l'image des gradients sur la surface modifiée. La modification de la surface est faite avec une fonction de pondération. Cette fonction permet de rehausser la valeur des hauteurs des pixels supérieurs à la moyenne ce qui, entraîne les valeurs de gradient plus élevées autour du contour. En faisant la différence de l'image des hauteurs et l'image des gradients sur la surface modifiée pondérée d'un coefficient, on crée les minima locaux aux points de forte valeur de norme de gradient et par conséquent on ramène les lignes de partage des eaux autour des contours des mottes. Les coefficients de la fonctionnelle et de la fonction de pondération sont optimisés à la main et changent d'une surface à l'autre. Les résultats obtenus par cet algorithme sont meilleurs que les résultats obtenus par l'algorithme HC sur la surface artificielle et les performances des deux méthodes sont équivalentes pour la surface naturelle. Par ailleurs, l'utilisation de l'algorithme LPE nécessite une optimisation de certains paramètres. Cette optimisation est faite jusqu'ici de façon ad hoc (à la main). Ceci est problématique car ces paramètres dépendent de la surface étudiée. Ceci se confirme quand on applique la méthode LPE sur une surface avec les paramètres optimisés sur une autre surface ou sur une zone réduite de la surface considérée.

L'extension des méthodes de détection sur les surfaces plus grandes a permis de mettre en évidence leurs robustesses et, le lien entre les écart-types des hauteurs et les paramètres de la fonction coût pour l'algorithme de LPE. On peut conclure que l'algorithme de HC est plus robuste de celle de LPE. Pour l'algorithme LPE, à écart-type de hauteur équivalent (ou proche), on peut utiliser les mêmes paramètres de la fonction coût. Une procédure d'optimisation automatique des paramètres de la fonction coût de la méthode LPE suivant la surface étudiée devra être mise au point et par la suite, une comparaison plus approfondie entre les deux méthodes devra être menée.

Dans ce chapitre, on a aussi montré que la description d'un semis comme un processus aléatoire spatial obéissant à une distribution des hauteurs gaussienne et caractérisé par une fonction d'autocorrélation ne permet pas de représenter l'ensemble des objets présents sur cette surface d'où l'intérêt d'une description par objets structurants.

Chapitre 3 : Algorithme de déplacement des contours

Dans le précédent chapitre, nous avons présenté deux méthodes de segmentation pour l'identification des objets par leurs contours. La première méthode est celle de hiérarchie de contour (HC) et la deuxième utilise une approche de morphologie mathématique (LPE). Pour le semis (surf2), par rapport aux contours de référence, définis par un expert des sciences de sol, les contours obtenus par les deux méthodes sont, soit inférieurs aux contours de référence (segmentation par HC et par LPE), soit supérieurs aux contours de l'expert (segmentation par LPE). Afin d'améliorer ces résultats, nous proposons de développer une méthode permettant de déplacer les contours détectés vers les contours de référence. Ce chapitre est consacré au développement d'un algorithme de déplacement de contours. Le déplacement des contours est fait par minimisation locale d'une fonction coût caractéristique des contours des objets de la surface. Après avoir défini la fonction coût, nous présentons l'algorithme de déplacement de contours mis en œuvre. Cet algorithme s'inspire de la méthode du recuit simulé dans la mesure où il reste de nouvelles configurations tirées aléatoirement et fait intervenir un paramètre de température. Ce pendant ce paramètre reste faible afin de garder une trace de l'initialisation (résultat de la HC ou de la LPE). Ce n'est donc pas un recuit simulé au sens où on ne réchauffe pas suffisamment pour atteindre l'optimum global. Ensuite, nous utilisons cet algorithme pour le déplacement des contours détectés par l'algorithme HC et nous proposons une étude sur la pertinence des critères de la fonction coût et sur l'initialisation des contours de l'algorithme.

3.1 Définition de la fonction coût

Pour dépasser les limites des approches classiques de détection d'objets sur une surface par leur contour, il est indispensable de contraindre la détection et la localisation des contours par une information *a priori* sur leurs structures. Une des solutions est l'utilisation des algorithmes de déplacement des contours. De nombreux modèles ont été mis en œuvre depuis les modèles rigides jusqu'aux modèles stochastiques en passant par les modèles paramétriques et les contours actifs (Cootes et al 2001a). Pour le déplacement des contours, la plupart de ces modèles sont fondés sur la minimisation d'une énergie définie par une fonction coût (Firbank et al. 2001, Eviatar et al. 1996).

Supposons que notre objet soit un cube posé sur un plan. Le contour de la surface en contact avec le plan est un carré. On peut définir le contour par les pixels situés sur les points de forts gradients et des hauteurs comprises entre 0 et la hauteur du cube. Si l'objet est un demi-ellipsoïde posé sur un plan, son contour est une ellipse sur laquelle les valeurs des normes des gradients sont maximales et les hauteurs nulles. Dans le cas où le demi-ellipsoïde est posé sur un plan déformé, la définition de son contour devient plus complexe. Comme nous l'avons dit au chapitre précédent, la définition d'un objet sur une surface agricole est difficile et la détermination de son contour l'est aussi. Rappelons que les objets recherchés sur les surfaces agricoles sont essentiellement les mottes, les agrégats et les trous. Nous définissons une motte comme un objet posé sur un substrat dont la base de l'objet est définie par un contour fermé à forts gradients. Les contours ne sont pas situés dans un plan horizontal mais on ne doit pas avoir de grande variation des hauteurs sur les contours. Un trou sera interprété comme le complément d'une motte.

Soit a l'image des hauteurs sur la surface et G son image de gradient correspondante. $a(x, y)$ est la valeur de la hauteur au point (x, y) et $G(x, y)$ la valeur de son gradient. C est l'ensemble des contours, N_c est le cardinal de C . N_l le nombre de pixels sur le contour C_l . Soit $G \circ C_l^i = \{ G(x_i, y_i) / (x_i, y_i) \in C_l \}$ et $a \circ C_l^i = \{ a(x_i, y_i) / (x_i, y_i) \in C_l \}$.

Nous proposons de caractériser les contours des mottes par quatre critères :

- f_1 , la moyenne des gradients sur le contour,

$$f_1(C_l) = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} G \circ C_l^i \quad 3.1$$

- f_2 , l'écart type des gradients sur le contour,

$$f_2(C_l) = \sqrt{\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} (G \circ C_l^i)^2 - \left(\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} G \circ C_l^i \right)^2} \quad 3.2$$

- f_3 , l'écart type des hauteurs sur le contour,

$$f_3(C_l) = \sqrt{\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} (a \circ C_l^i)^2 - \left(\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} a \circ C_l^i \right)^2} \quad 3.3$$

- f_4 , la norme L_2 des hauteurs sur le contour l (avec prise en compte du nombre de pixels sur le contour),

$$f_4(C_l) = \sqrt{\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} (a \circ C_l^i)^2} \quad 3.4$$

Les contours recherchés sont un ensemble de pixels connexes définissant un objet, ayant de fortes valeurs de gradient, de faibles valeurs de hauteur et, de faibles variations des gradients et des hauteurs. Sur un contour, nous avons défini la fonction caractéristique des objets par :

$$\Psi(C_l) = -\alpha_1 \cdot f_1(C_l) + \alpha_2 \cdot f_2(C_l) + \alpha_3 \cdot f_3(C_l) + \alpha_4 \cdot f_4(C_l) \quad 3.5$$

où $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ et α_4 sont les paramètres ou poids de pondération à déterminer. $\alpha_i \cdot f_i(C_l)$ soit positif et pour $\alpha_i \in [1, 4]$ et doivent être minimisés. $\alpha_1 \cdot f_1(C_l)$ doit être maximiser ou $-\alpha_1 \cdot f_1(C_l)$ doit être minimiser. Dans l'idéal il faudrait avoir $\Psi(C_l) \ll 0$.

A partir de la fonction caractéristique des objets de la surface, pour l'ensemble des contours sur la surface, nous avons défini deux fonctions coûts :

$$Q(C) = \left| \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} \Psi(C_l) \right| \quad 3.6$$

où l'opérateur $||$ désigne la valeur absolue et,

$$J(C) = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} \Psi(C_l)^2 \quad 3.7$$

$Q(C)$ la valeur absolue de la moyenne des $\Psi(C_l)$ et $J(C)$, le moment d'ordre deux des $\Psi(C_l)$. La minimisation des fonctions coûts ainsi définies entraîne la maximisation du critère f_1 , et la minimisation des critères f_2, f_3 et f_4 . Les paramètres $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ et α_4 sont optimisés pour que la fonction coût soit nulle sur un ensemble de contours de référence. On note $C = C_{ref}$ cet ensemble de cardinal $N_c = N_{ref}$. En fixant les contraintes suivantes,

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^4 \alpha_i = 1 \\ 0 \leq \alpha_i \leq 1, i = 1, \dots, 4 \end{cases} \quad 3.8$$

la détermination des paramètres $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ et α_4 se ramène à un problème de minimisation sous contrainte. Pour la fonction coût Q , les paramètres sont déterminés pour que Q soit nulle et conduisent à une variance minimale (Méthode 1) (annexe D) et ceux de la fonction coût J , sont déterminés par la méthode de minimisation des fonctions quadratiques sous contrainte (Méthode 2) (Coleman T.F. and Li Y. 1996). Pour les deux fonctions coût, les critères f_1, f_2, f_3 et f_4 sont évalués sur l'ensemble des contours de référence.

Le tableau 3.1 donne les valeurs des paramètres obtenus pour les deux fonctions coûts. L'ensemble de référence est l'ensemble des contours décrits par l'expert des sciences du sol avec $N_{ref} = 29$. On note $C_{ref} = K = \{1, \dots, 29\}$ l'ensemble des 29 contours de référence.

Paramètres	α_1	α_2	α_3	α_4	Valeur sur $C_{ref} = K$
Méthode 1 (Q)	0.39	0.44	0.02	0.15	$Q(C_{ref})=0$
Méthode 2 (J)	0.39	0.44	0.02	0.15	$J(C_{ref})=0.01$

Tableau 3.1 : Paramètres obtenus par minimisation des fonctions coûts Q et J .

En arrondissant les valeurs à deux chiffres après la virgule, les méthodes utilisées pour la détermination des paramètres donnent les mêmes résultats. La valeur de la fonction coût est strictement nulle pour la fonction Q et proche de zéro pour la fonction coût J . On peut dire que la méthode d'optimisation des paramètres que nous avons mise en œuvre (méthode 1) est aussi bonne que la méthode de minimisation des fonctions quadratiques sous contrainte. Etant donné qu'on cherche les contours qui rendent minimale la fonction coût, et qu'on est supposé atteindre le minimum si on se situe sur les contours de référence, nous utilisons par la suite la fonction coût Q car sa valeur est bien nulle sur les contours de référence.

3.2 Algorithme de déplacement de contours

L'algorithme que nous avons développé est basé sur la minimisation de la fonction coût Q par le principe du recuit simulé. Les paramètres α_1 , α_2 , α_3 et α_4 de cette fonction coût sont déterminés suivant la méthode de minimisation de l'annexe D sur l'ensemble de référence. Par la suite, on utilise les valeurs de ces paramètres et la fonction coût (3.6) mais en sommant sur les fonctions caractéristiques (3.5) des contours à déplacer. L'ensemble C_{dep} des N_{dep} contours à déplacer peut être différent ou non de l'ensemble C_{ref} des N_{ref} contours de référence. La figure 3.1 montre que cet algorithme est séparé en 4 étapes (et à chaque étape, on effectue une ou plusieurs instructions). La première étape (E1) est l'initialisation des variables. La deuxième étape (E2) est le test des critères d'arrêt. Si le test est positif l'algorithme s'arrête (Fin) s'il est négatif, on passe à la troisième étape (E3). A cette étape, on parcourt les contours à déplacer. Pour chaque contour, on déplace tous les pixels du contour (E3-1). Après avoir parcouru tous les contours à déplacer, on fait la mise à jour des paramètres (quatrième étape, E4) et on revient à E2. Si le résultat du test est négatif, on passe à (E3) sinon on s'arrête (Fin).

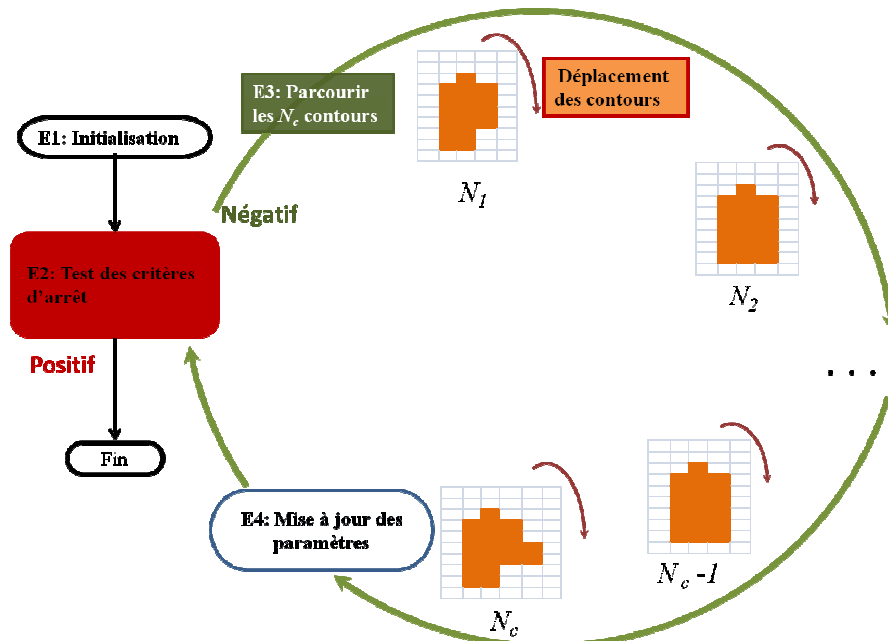


Figure 3.1 : Schéma de l'algorithme de déplacement de contours.

3.2.1 Description des étapes de l'algorithme.

Soit l'ensemble C_{dep} des contours à déplacer : $C_{dep} = \{C_l, l \in \{1, \dots, N_{dep}\}\}$. N_i est le nombre d'itérations. V_l est le critère d'arrêt sur le contour C_l . T_l est la température sur le contour C_l et γ est le facteur de décroissance de la température.

Etape E1 : Initialisation avec

$$N_i=0, T_l=\text{const}, V_l=1, l \in \{1, \dots, N_{dep}\}, Q_{courant} = Q(C_{Ni}), \gamma=0.98.$$

Etape E2 : Test des critères d'arrêt.

$$H1 : T_l=0, l \in \{1, \dots, N_{dep}\}.$$

$$H2 : V_l=0, l \in \{1, \dots, N_{dep}\}.$$

$$H3 : Q_{courant} = 0.$$

Le programme s'arrête si l'une des conditions H1, H2 ou H3 est vérifiée sinon on passe à l'étape E3.

Etape E3 : Parcours des contours.

Pour le contour l , si $V_l = 0$ et $T_l \neq 0$, on effectue les opérations ci-dessous sinon on passe au contour suivant.

A partir d'un contour, on définit une région. Le déplacement du contour se fait par ajout ou suppression en quatre connexités de pixel sur la région. Pour chaque pixel du contour, on cherche les N_d positions possibles du pixel à déplacer (figure 3.2). Pour chaque position, on définit un contour $C(d_i)$, $d_i \in \{1, \dots, N_d\}$ et, pour chaque contour obtenu on évalue la fonction coût. On calcule la différence entre la valeur de la fonction coût estimée sur le nouveau contour et celle estimée sur l'ancien contour

$$\Delta(d_i) = Q(C(d_i)) - Q_{courant}, d_i \in \{1, \dots, N_d\} \quad 3.9$$

Si $\Delta(d_i)$ est négatif, on choisit la position du contour correspondant, sinon on détermine le poids des différences d'énergie $P(d_i)$ associé à la position d_i :

$$P(d_i) = \exp(-\Delta(d_i)/T_l), d_i \in \{1, \dots, N_d\} \quad 3.10$$

On détermine les probabilités $p(d_i)$ de supprimer la matière ou d'ajouter la matière à la position d_i en normalisant les poids $P(d_i)$ avec :

$$p(d_i) = \frac{P(d_i)}{\sum_{i=1}^{N_d} P(d_i)} \quad 3.11$$

Les probabilités élémentaires $p(d_i)$ sont classées par ordre croissant :

$$0 < p(d_2) < p(d_{N_d}) < \dots < p(d_1) < 1 \Rightarrow p(1) < \dots < p(k) < \dots < p(N_d). \quad 3.12$$

On tire une valeur p suivant une loi uniforme. Si $p(k) < p < p(k+1)$, on choisit la modification du contour ayant la probabilité $p(k+1)$ et on déplace le pixel suivant.

Après avoir parcouru tous les pixels du contour, on ajuste la température du recuit simulé $T_l = \gamma * T_l$. Si aucun pixel n'a bougé, $V_l = 1$ sinon $V_l = 0$.

Etape E4 : Régularisation et mise à jour des paramètres.

On effectue une opération de fermeture et d'ouverture sur tous les contours. Ensuite, on évalue la fonction coût sur l'ensemble des contours $Q_{courant} = Q(C)$ et on passe à l'étape E2.

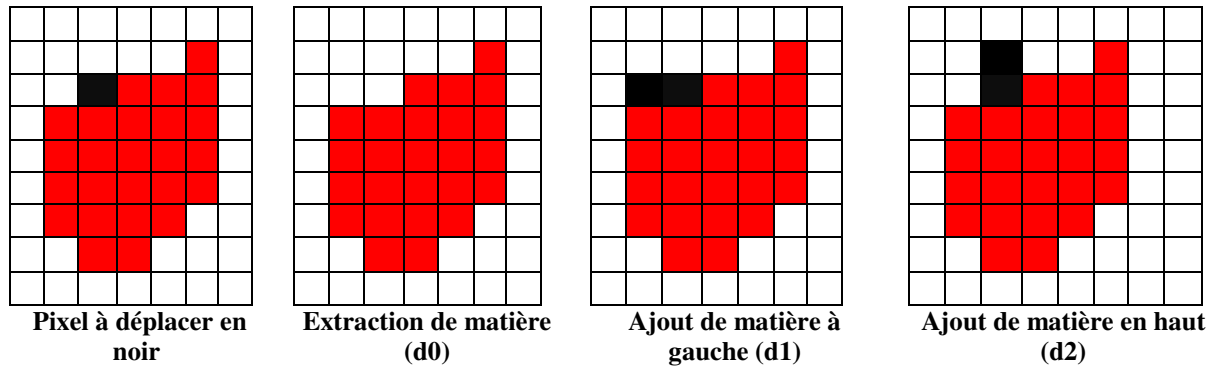


Figure 3.2 : Exemple d'un masque avec différente possibilité d'ajout ou de suppression de la matière en quatre connexités.

Supposons que l'hypothèse H1 soit vérifiée. Alors on déplace unique les pixels qui ont un $\Delta(d_i)$ est négatif. L'hypothèse H2 est vérifiée sur un contour l si, après avoir parcouru tous les pixels du contour, aucun pixel n'est déplacé. L'hypothèse H3 est vérifiée si Q est minimale c'est-à-dire égale à zéro. Nous avons mis en place un système de non recouvrement des régions délimitées par les contours. Dans le cas où les contours sont proches les uns des autres, ce système peut empêcher la croissance des contours.

Le remplissage et l'élagage sont deux procédés mis en place pour légèrement lisser les contours. Ceci s'identifie aux opérateurs d'ouverture et de fermeture en morphologie

mathématique. Ils consistent à étudier les 4 connexités des pixels situés aux bords des objets (figure 3.3). Le pixel devient un point du contour si la majorité de ces voisins sont des points du contour (fermeture). Le pixel noir de la figure 3.3-a devient rouge. Le pixel est exclu du contour si la majorité de ces voisins la connexité ne sont pas des points du contour (ouverture). Le pixel noir de la figure 3.3-b devient blanc.

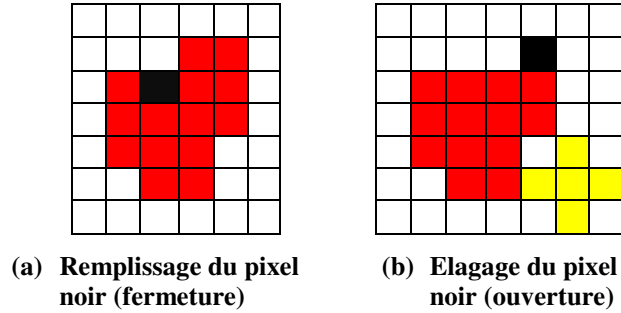


Figure 3.3 : Exemple de remplissage (a) et d'élagage (b) d'un pixel sur une région.

Pour qualifier nos contours après déplacement, nous allons estimer les taux de recouvrement surfacique et volumique (voir chapitre 2, équations 2.3 et 2.4) des contours déplacés par rapport aux contours de référence. Ici, les taux de recouvrement surfacique et volumique sont calculés entre les vraies mottes détectées par l'algorithme HC et les mottes de référence correspondantes. Ayant annulé les fausses détections et les non détections, la valeur à l'origine de la fonction de répartition est nulle.

3.2.2 Application de l'algorithme de déplacement des contours

Nous utilisons l'algorithme ainsi défini pour le déplacement des contours détectés par l'algorithme HC mais correspondant à de vrais objets. Les gradients sont estimés par la méthode Grad-D1. La fonction coût Q est utilisée avec les paramètres définis dans le tableau 3.1. On note K_1 l'ensemble des contours des vraies mottes détectées automatiquement (figure 3.8) avec :

$$K_1 = \{1, 2, 3, 4, 7, 9, 11, 12, 14, 15, 16, 18, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29\}$$

On a pour cette configuration $C_{dep} = K_1 \subset C_{ref} = K$. Etant donné que nos contours initiaux sont assez proches des contours de références, les paramètres initiaux de l'algorithme sont :

- La température initiale pour tous les contours qui est égale à 10 ($T_l = 10, \forall l = 1, \dots, N_c$).
- Le facteur de décroissance $\gamma = 0.98$ (valeur standard pour une décroissance lente).
- Les contours initiaux sont les contours des vraies mottes détectées par l'algorithme de hiérarchie de contour (figure 3.4-a). Ils correspondent aux contours à la première itération ($N_i=0$).
- $Q_{courant} = Q(C_0) = 0.43$.

La figure 3.4 présente les contours de référence, les contours initiaux (contours détectés) et les contours obtenus après déplacement (contours déplacés) et l'évolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations.

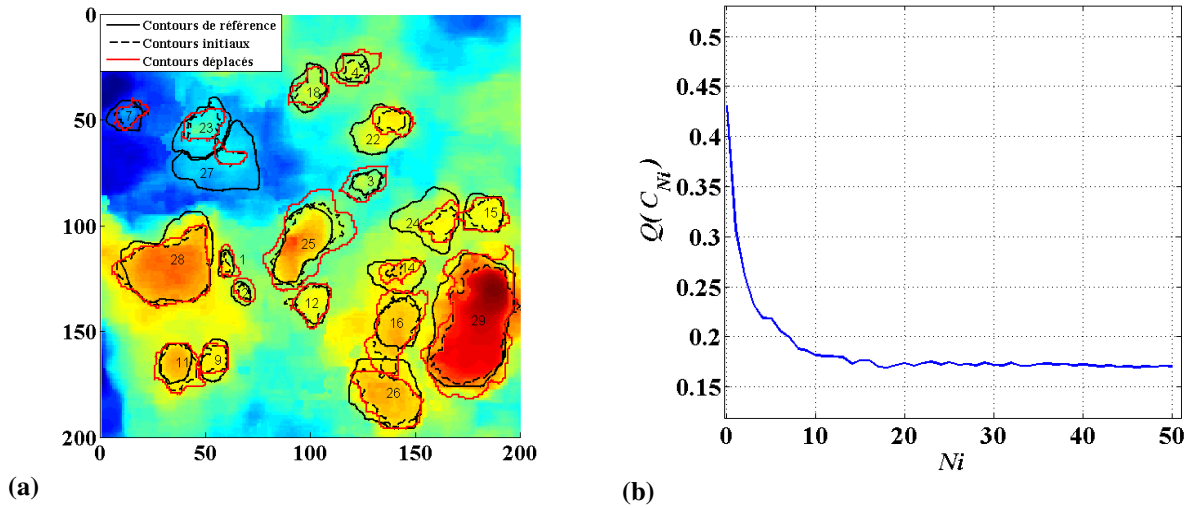


Figure 3.4 : (a) Contours obtenus après déplacement. (b) Evolution de la fonction coût F en fonction du nombre d'itérations.

La valeur initiale de la fonction coût ($Q(C_0)=0.43$) est évaluée sur les contours détectés. On note une décroissance rapide de la valeur de la fonction coût sur les 10 premières itérations. Elle décroît lentement jusqu'à sa convergence après 52 itérations vers la valeur $Q(C_{52})=0.17$. La lente décroissance est due au déplacement de quelques contours car, si on s'intéresse à la convergence de chaque contour, on se rend compte qu'après 20 itérations, 85% des contours ont convergé. Au final, certains contours n'ont pas bougé (9, 12, 18, 23 et 27). D'autres se sont bien rapprochés des contours de référence et d'autres sont plus grands que les contours de référence (11, 16 et 25). Parmi les contours qui n'ont pas bougé, la plupart étaient très proches des contours de référence (contours 9 et 12) et d'autres décrivent des mottes dans les creux (contours 23 et 27). Quant aux contours qui sont plus grands que les contours de référence, il est rassurant de voir qu'à l'œil, ils décrivent les objets identifiables aux mottes de la surface. L'extension du contour 22 dans une direction est due au fait que, la motte est décrite par deux maxima locaux et, en n'admettant que des faibles variations de la fonction coût, on n'est pas capable de dépasser le second maximum.

La figure 3.5 représente les fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique des contours détectés par rapport aux contours de référence ($F_{T_{(S,V),ref}}(\tau)$), et des contours déplacés par rapport aux contours de référence ($F_{T_{(S,V),dep}}(\tau)$). L'indicateur de performance S_{inf} défini au paragraphe 2.2 du chapitre 2 à partir de la fonction de répartition du taux de recouvrement passe 48% à 42% pour le recouvrement surfacique et passe 30.4% à 31.2% pour le recouvrement volumique. Dans l'ensemble, on améliore les taux de recouvrement surfacique et dégrade légèrement les taux de recouvrement volumique. Par

ailleurs, on voit une amélioration des taux des recouvrements surfacique et volumique des contours ayant un taux de recouvrement inférieur à 0.55. Par exemple, avant déplacement des contours, une motte sur cinq a un taux de recouvrement surfacique ≤ 0.30 . Après déplacement, c'est seulement une motte sur vingt. C'est une nette amélioration.

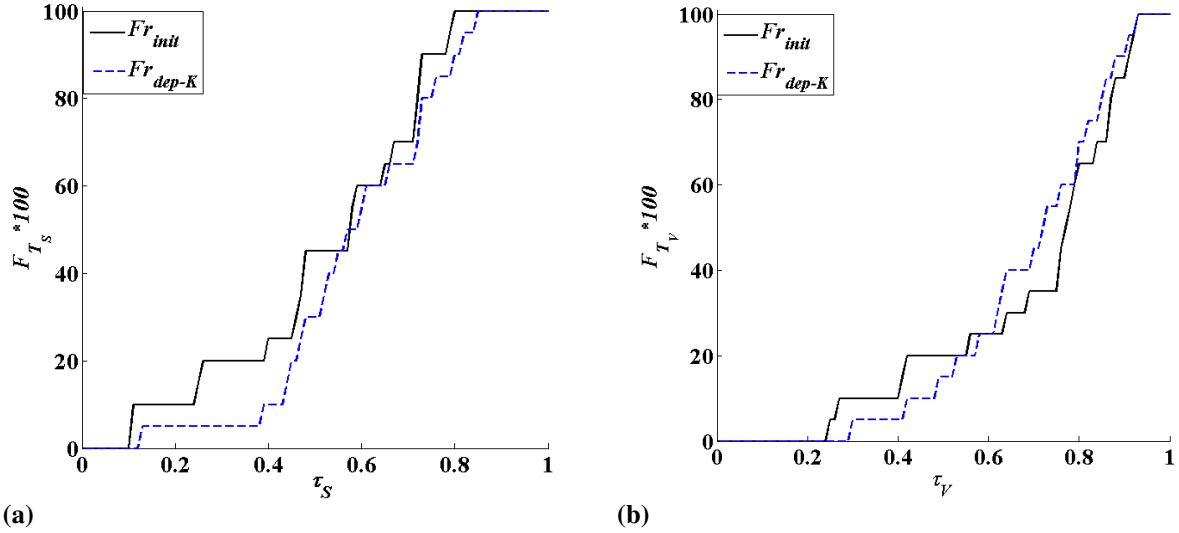


Figure 3.5 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement. (a) surfacique et (b) volumique.

Au-delà de ce seuil, on dégrade les taux de recouvrement volumique et, après une légère dégradation des taux de recouvrements surfaciques compris entre 0.55 et 0.60, on améliore légèrement ceux supérieurs à 0.60. Ceci est dû au fait que, lorsqu'on a une amélioration surfacique et que les contours déplacés sont toujours contenus dans les contours de référence, on améliore aussi les taux de recouvrement volumique. Mais, si les contours déplacés sont supérieurs ou débordent les contours de référence, on peut améliorer les taux de recouvrement surfacique et dégrader le taux de recouvrement volumique (contours 25 et 29).

3.2.3 Etude de la pertinence des critères de la fonction coût

Les critères f_1 , f_2 , f_3 et f_4 sont choisis de façon à caractériser le mieux possible les contours d'un objet identifiable à une motte sur une surface agricole. On se doit d'étudier la pertinence de chacun des critères dans la fonction coût précédemment définie. Pour cela, nous allons définir trois fonctions coût : la première avec les critères f_1 , f_2 et f_3 , la deuxième avec les critères f_1 , f_2 et f_4 et la troisième avec f_1 , f_3 et f_4 . Etant donné qu'on veut minimiser le critère f_1 et maximiser les autres, on ne peut pas définir une fonction coût avec les critères f_2 , f_3 et f_4 . Les coefficients $(\alpha_i, \alpha_j, \alpha_k)$ de la fonction coût avec (i, j, k) égal à (1,2,3), (1,2,4) ou (1,3,4) sont déterminés en adaptant la méthode de minimisation présentée dans l'annexe D aux cas de trois critères. Pour les trois triplets de critères, on définit trois fonctions coût $Q1$, $Q2$ et $Q3$ respectivement avec les triplets (f_1, f_2, f_3) , (f_1, f_2, f_4) et (f_1, f_3, f_4) . Ces coefficients sont déterminés sur l'ensemble des contours de référence $C_{ref} = K$ pour que les fonctions coût $Q1$,

$Q2$ et $Q3$ soient nulles et aient une variance minimale. Pour les trois fonctions coût, on obtient les valeurs des paramètres présentés dans le tableau 3.2.

critères	α_1	α_2	α_3	α_4
$Q1(f_1, f_2, f_3)$	0.37	0.53	0.10	X
$Q2(f_1, f_2, f_4)$	0.37	0.47	X	0.16
$Q3(f_1, f_3, f_4)$	0.56	X	0.22	0.22

Tableau 3.2: Paramètres déterminés sur l'ensemble de contour de référence $C_{ref} = K$.

La figure 3.6 montre l'évolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations pour les trois jeux de critères. Les contours initiaux sont les contours des vraies mottes détectées par l'algorithme HC ($C_{dep} = K_1$) et les paramètres initiaux de l'algorithme sont ceux définis au paragraphe précédent. La condition d'arrêt H2 est remplacée par H2' où H2' est le nombre maximum d'itérations fixé à 100. On calcule les taux de recouvrement surfacique et volumique par pas de 10 itérations. La figure 3.7 montre l'évolution des indicateurs de performance surfacique et volumique en fonction du nombre d'itérations par pas de 10 itérations. A $N_i=0$, $S_{surf} = 48\%$, $S_{vol} = 30\%$ et, $Q1(C)=0.2$, $Q2(C)=0.5$ et $Q3(C)=0.3$.

La fonction coût $Q1$ présente une décroissance rapide entre 0 et 10 itérations. A moins de 10 itérations, la valeur asymptotique (0.01) est, comme l'indique la figure 3.6-a, atteinte. La valeur de $Q1$ est très proche de zéro mais, n'est pas égale à zéro. Elle varie autour de 0.01. Le principe de déplacement des pixels oblige l'algorithme à minimiser la fonction coût. Sa valeur étant proche de zéro, on devrait avoir des contours proches des contours de référence. La figure 3.6-a montre que les indicateurs de performance S_{surf} et S_{vol} augmentent avec le nombre d'itérations. Les taux de recouvrement surfacique et volumique se dégradent même si la valeur de la fonction coût diminue. La fonction coût $Q1$ définie avec le triplet f_1, f_2 et f_3 ne convient donc pas.

La fonction coût $Q2$ décroît rapidement sur les premières itérations. Au bout de 10 itérations, la valeur asymptotique (0.21) est, comme l'indique la figure 3.6-b, atteinte avec une erreur de moins de 5%. Comme l'indique la figure 3.6-b, après 10 itérations, les valeurs asymptotiques de S_{surf} et S_{vol} sont aussi atteintes avec une erreur de moins de 5%. Ces valeurs asymptotiques sont égales à 40.2% et 28%. Avec le triplet f_1, f_2 et f_4 , les taux de recouvrement surfacique et volumique sont améliorés.

On note une décroissance des valeurs de la fonction coût $Q3$ mais avec des oscillations (figure 3.6-c). Après 30 itérations, ce phénomène d'oscillations persiste et varie autour 0.08. Ceci est dû à la présence du critère f_3 qui est lié à l'écart type des hauteurs sur le contour. Sur les bords de certaines mottes la différence des hauteurs entre deux pixels connexes peut être importante. Ceci entraîne une forte variation de l'écart type des hauteurs, d'où l'oscillation. Les courbes décrites par les valeurs de S_{surf} et S_{vol} ont la même allure (figure 3.6-c). Elles présentent un minimum à 10 itérations et croissent légèrement après 10 itérations et varient autour de 42 pour S_{surf} et de 31 pour S_{vol} . Avec le triplet f_1, f_3 et f_4 , le taux de recouvrement surfacique est amélioré mais le taux de recouvrement volumique est légèrement dégradé.

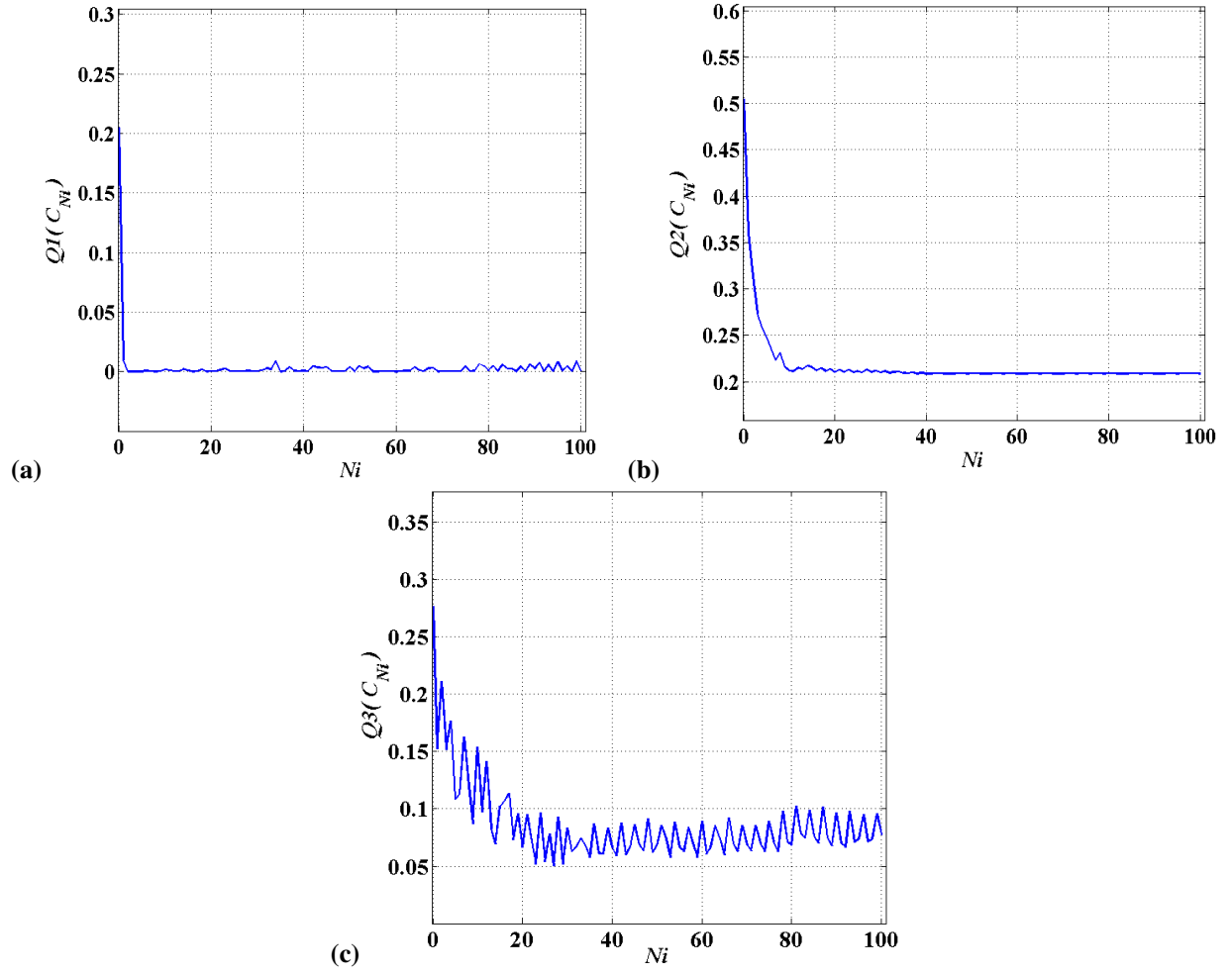


Figure 3.6 : Evolution de F en fonction du nombre d'itérations. (a) $Q1$, (b) $Q2$ et (c) $Q3$.

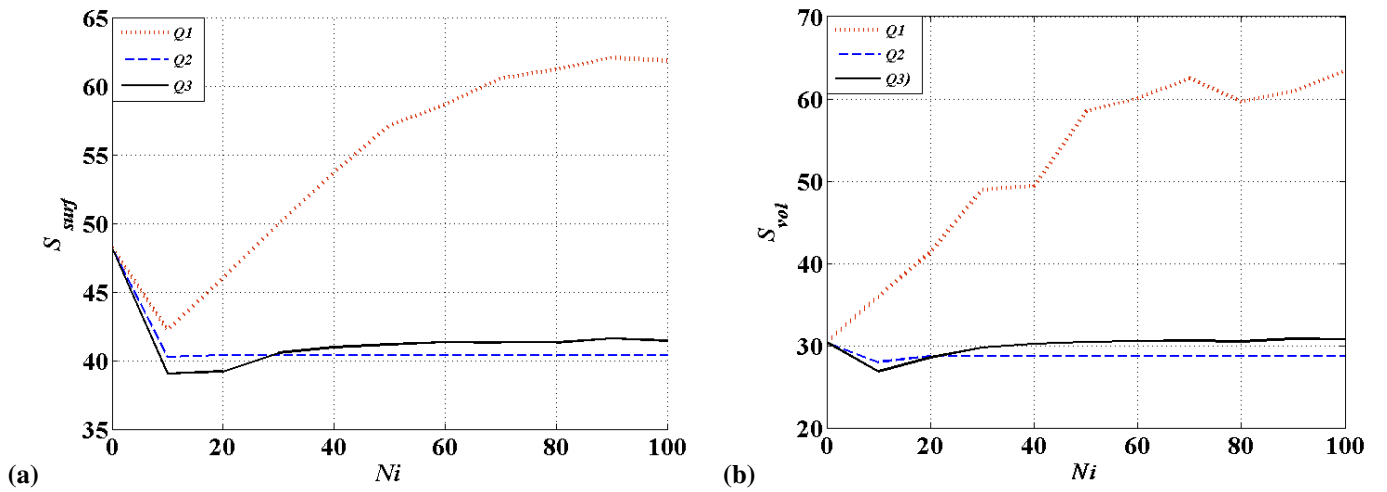


Figure 3.7 : Evolution de l'indicateur de performance surfacique (a) et volumique (b) en fonction du nombre d'itérations.

Compte tenu de ces résultats, on peut dire que le critère f_4 est indispensable dans la fonction coût car avec le triplet de critères ' $f_1-f_2-f_3$ ', les taux de recouvrement surfacique et volumique sont sérieusement dégradés. L'ordre d'importance des critères f_2 et f_3 mérite d'être discuté. Les critères f_2 et f_3 traduisent la variation des gradients et des hauteurs sur le contour. Le fait qu'on n'obtienne pas les mêmes résultats en l'absence de l'un des critères, veut dire que la variation des hauteurs sur le contour ne produit pas les mêmes effets que la variation des gradients. Avec la fonction coût utilisant le triplet ' $f_1-f_2-f_4$ ', l'amélioration du taux de recouvrement surfacique est plus importante qu'avec la fonction coût utilisant le triplet ' $f_1-f_3-f_4$ ' et avec la fonction coût basée sur les critères f_1, f_2, f_3 et f_4 . L'utilisation des trois critères ' $f_1-f_2-f_4$ ' permet une légère amélioration du taux de recouvrement en volume. Les fonctions coûts basées sur les jeux ' $f_1-f_3-f_4$ ' et ' $f_1-f_2-f_3-f_4$ ' ne le permettent pas et entraînent une légère dégradation. De plus, avec le triplet ' $f_1-f_2-f_4$ ', la convergence est plus rapide. Etant donné que les contours sont situés sur les points de fort gradient (f_1), contrairement à l'utilisation du critère f_3 qui réduit la variation des hauteurs sur le contour en essayant d'obtenir les contours à iso-hauteurs, l'utilisation du critère f_2 réduit la variation entre les différentes valeurs du gradient. Ceci nous permettra d'obtenir les contours plus réalistes.

La figure 3.8 présente les résultats des contours obtenus avec le triplet ' $f_1-f_2-f_4$ ' et la figure 3.9, les fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique des contours obtenus après déplacement. Dans ce cas, c'est la condition H2 qui arrête l'algorithme au bout de 83 itérations.

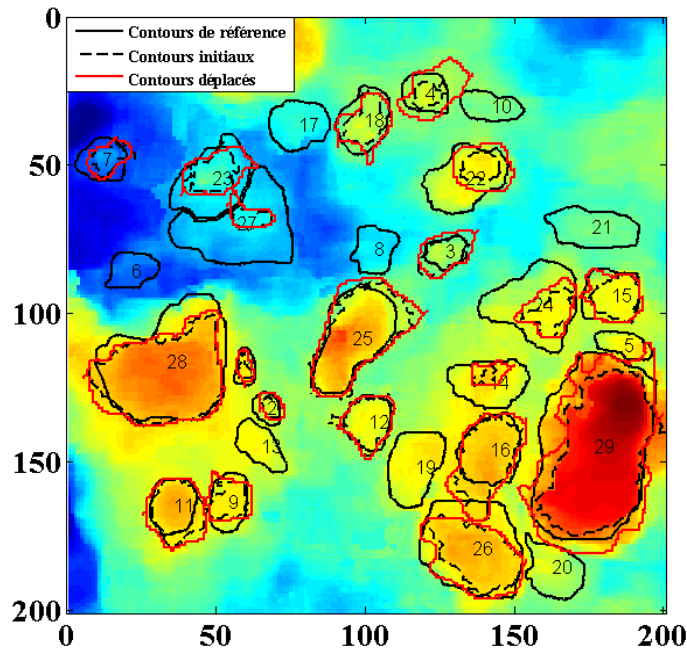


Figure 3.8 : Contours obtenus après déplacement avec le triplet ' $f_1-f_2-f_4$ '.

Les contours proches des contours de référence ont été légèrement déplacés et ceux contenus dans les contours de référence ont été davantage déplacés. Si on s'intéresse aux fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique, on note une amélioration des taux de

recouvrement de l'ensemble des contours. L'indicateur de performance S_{surf} passe de 48% à 40% et le maximum et le minimum de taux de recouvrement surfacique augmentent aussi. Cette amélioration est plus marquée pour les contours dont les taux de recouvrement étaient inférieurs à 65%. On améliore légèrement les taux de recouvrement volumique car l'indicateur de performance S_{vol} passe de 30% à 28%. La valeur maximale du taux de recouvrement n'a pas changé mais son minimum augmente. L'amélioration est plus marquée pour les contours dont le taux de recouvrement volumique était inférieur à 65%. Au delà de cette valeur, les taux de recouvrement volumique sont constants ou sont très légèrement dégradés.

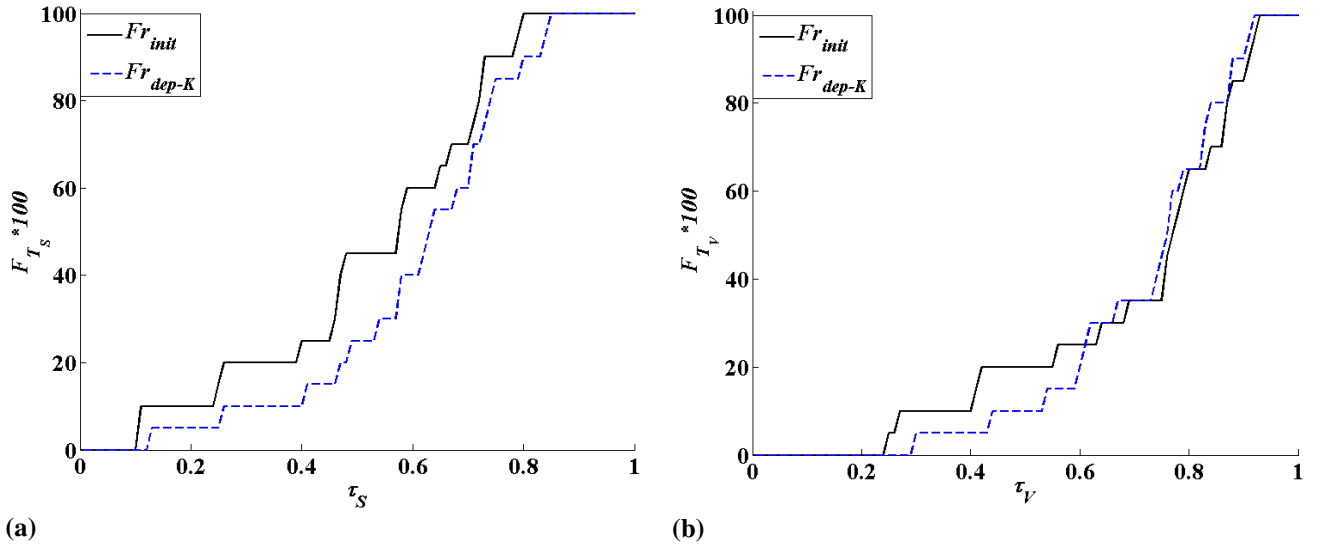


Figure 3.9 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique (a) et volumique (b) avec le triplet ' f_1 - f_2 - f_4 '. (Les courbes en noir donnent les taux de recouvrement entre les mottes de référence (décrites par l'expert) et les mottes de l'ensemble C_{dep} dans leur état initial. Les courbes en bleu indiquent les taux de recouvrement entre les mottes de référence et les mottes de l'ensemble C_{dep} dans leur état final après déplacement par l'algorithme).

3.2.4 Etude de l'influence des paramètres de la fonction coût

Précédemment, nous avons optimisé les paramètres de la fonction coût sur l'ensemble des contours tracés par l'expert des sciences du sol avec $C_{ref} = K$. Ici on s'intéresse à l'évaluation de la sensibilité de l'estimation des paramètres $\{\alpha_i\}$ par rapport au sous-ensemble d'apprentissage.

L'algorithme de déplacement de contour a été appliqué à l'ensemble des vraies mottes détectées avec $C_{dep} = K_1 \subset C_{ref} = K$. On définit K_2 l'ensemble des contours qui décrivent bien les mottes sur la surface (visuellement) avec $K_2 = \{3, 7, 12, 14, 15, 18, 19, 22, 23, 25, 26\}$.

Sur chaque sous-ensemble K_1 et K_2 , nous avons aussi optimisé les paramètres de la fonction coût basée sur les critères ' $f_1-f_2-f_4$ '. Nous les utilisons pour la croissance de l'ensemble des contours des vraies mottes détectées $C_{dep} = K_1$.

Le tableau 3.3 présente les paramètres optimisés sur les ensembles K , K_1 et K_2 . L'ordre de grandeur des paramètres de pondération reste le même. Même s'ils varient d'un ensemble à l'autre, par rapport aux paramètres obtenus sur l'ensemble des contours K . La plus grande différence est observée sur le paramètre α_2 . Dans ce cas, on peut dire que les sous-ensembles K_1 et K_2 représentent bien l'ensemble des contours de référence.

Paramètres	α_1	α_2	α_3	α_4
$f_1 - f_2 - f_4 - K$	0.37	0.47	X	0.16
$f_1 - f_2 - f_4 - K_1$	0.37	0.48	X	0.15
$f_1 - f_2 - f_4 - K_2$	0.36	0.47	X	0.17

Tableau 3.3 : Paramètres optimisés sur les ensembles K , K_1 et K_2 .

Par ailleurs, la différence entre les valeurs moyennes et les écarts-types des critères sur les sous ensembles K_1 et K_2 diffère de 2% par rapport à la moyenne et l'écart-type des critères évalués sur l'ensemble des mottes. L'hypothèse selon laquelle les contours sélectionnés sont représentatifs de l'ensemble des contours peut être acceptée car, les valeurs des critères sur les contours non sélectionnés sont autour des valeurs moyennes. Nous allons utiliser ces valeurs pour la croissance des contours et on pourra ainsi mettre en évidence l'effet d'une faible variation des paramètres sur les contours déplacés ou la possibilité d'optimiser les paramètres sur un sous ensemble des contours.

La figure 3.10 représente les fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique des contours déplacés avec les paramètres optimisés sur les ensembles K , K_1 et K_2 . Avec K_1 , S_{surf} varie de 48% à 42% et S_{vol} reste égal à 30%. Avec K_2 , S_{surf} varie de 48% à 44% et S_{vol} de 30% à 33%. On note une amélioration des taux de recouvrement surfacique avec les paramètres optimisés sur les deux sous-ensembles, une dégradation plus importante du taux de recouvrement volumique avec les paramètres optimisés sur le sous-ensemble K_2 . Les taux de recouvrement restent supérieurs à ceux obtenus avec les paramètres optimisés sur l'ensemble des contours K . En choisissant les contours qui semblent bien décrire les mottes visuellement, on ne représente pas au mieux l'ensemble des contours mais, on est capable d'améliorer les taux de recouvrement en optimisant les paramètres sur un sous-ensemble des contours de référence.

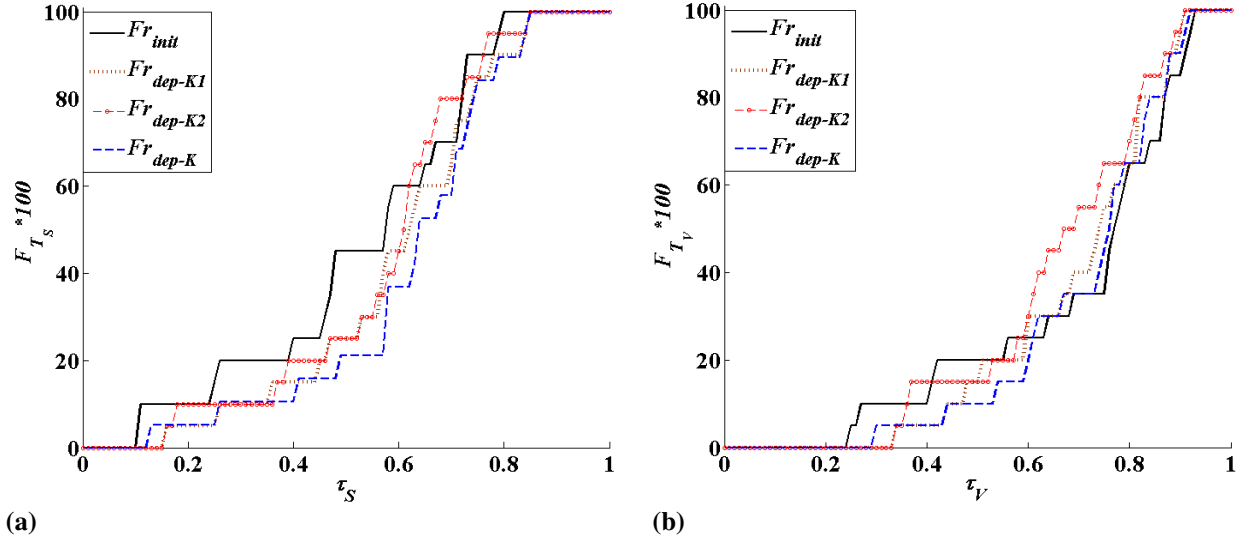


Figure 3.10 : Fonction de répartition des taux de recouvrement surfacique (a) et volumique (b) des contours déplacés avec les paramètres optimisés sur K_1 et K_2 .

3.2.5 Influence de l'initialisation des contours sur l'algorithme

Pour étudier l'influence de l'initialisation des contours sur l'algorithme, nous allons initialiser les contours à déplacer par des ellipses inscrites dans les contours de référence et positionnées au voisinage des sommets (figure 3.11). On prend $C_{dep} = K$. A ces contours initiaux, nous appliquons l'algorithme de déplacement de contour avec la fonction coût décrite par le triplet (f_1, f_2, f_4) et avec la fonction coût décrite par le triplet (f_1, f_3, f_4) . Les coefficients α_1 , α_2 , α_3 et α_4 sont optimisés sur l'ensemble K des contours de la référence de terrain (Tableau 3.2).

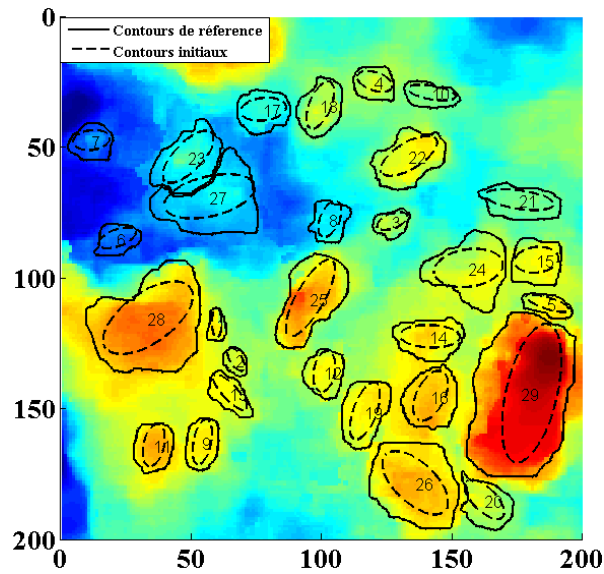


Figure 3.11 : Contours de référence et ellipses d'initialisation.

La figure 3.12-a montre les contours de référence, les contours déplacés et les fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique correspondants. L'algorithme est utilisé avec le triplet (f_1, f_2, f_4) . En dehors des contours 29 et 28 qui semblent décrire les sommets des mottes et le contour 25 qui est largement supérieur à son contour de référence, les autres contours décrivent très correctement les mottes sur la surface. Ceci se confirme quand on calcule les taux de recouvrement surfacique et volumique (figure 3.12-b). Le taux de recouvrement surfacique varie entre 45% et 78%. L'indicateur de performance S_{surf} qui traduit la performance en termes de recouvrement surfacique est égal à 34%. Le taux de recouvrement volumique varie entre 46% et 79%. L'indicateur de performance S_{vol} qui traduit la performance en termes de recouvrement volumique est égal à 32%.

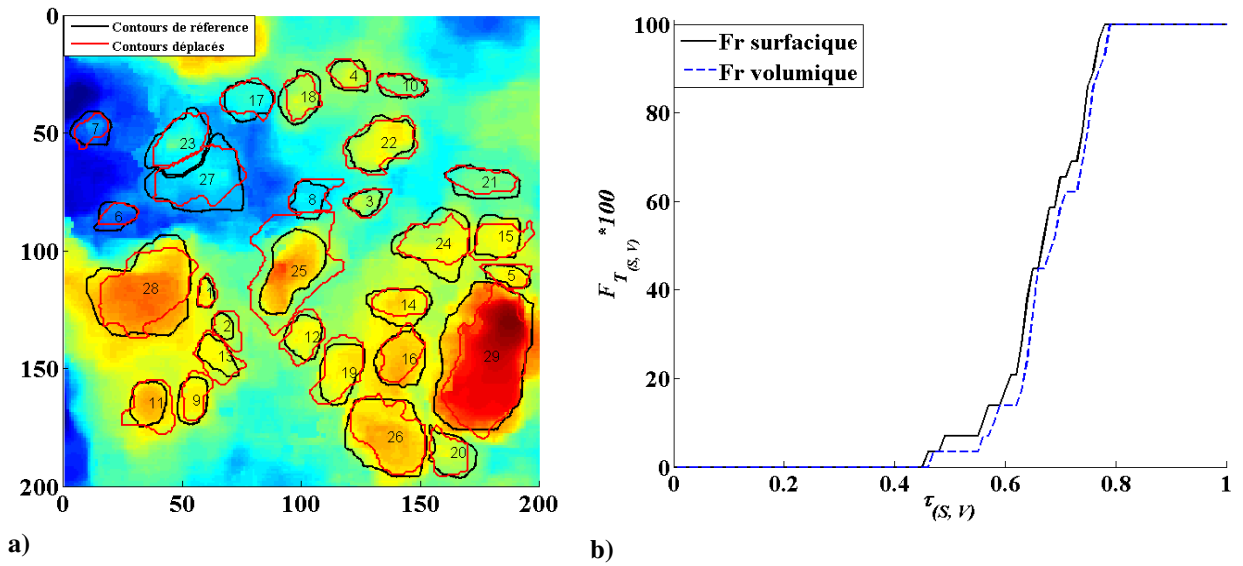


Figure 3.12 : Résultats du déplacement avec une initialisation par ellipses et les critères le triplet (f_1, f_2, f_4) . a) Contours déplacés, b) Fonctions de répartition.

La figure 3.13 présente les résultats avec la fonction coût utilisant les critères (f_1, f_3, f_4) . En dehors des contours 11, 19 et 22 qui sont légèrement plus grands que les contours de référence, les autres contours décrivent très correctement les mottes sur la surface. Ceci se confirme quand on calcule les taux de recouvrement surfacique et volumique (figure 3.13-b). Le taux de recouvrement surfacique varie entre 36% et 93%. La valeur de S_{surf} est égale à 35%. Le taux de recouvrement volumique varie entre 38% et 94%. La valeur de S_{vol} est égale 36%. Les indicateurs sont légèrement moins bons que ceux obtenus avec le triplet (f_1, f_2, f_4) , mais les maxima des taux de recouvrement sont améliorés.

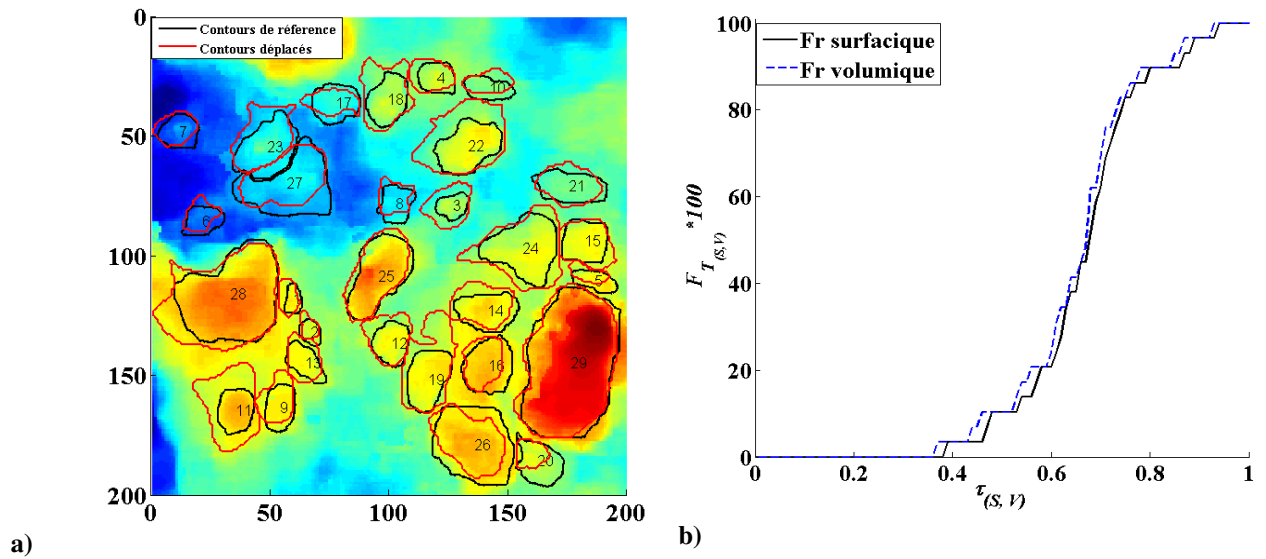


Figure 3.13 : Résultats du déplacement avec une initialisation par ellipses et les critères le triplet (f_1, f_3, f_4) . a) Contours déplacés, b) Fonctions de répartition.

Dans le tableau 3.4, nous présentons les valeurs des indicateurs de performance S_{surf} et S_{vol} obtenus après déplacement avec les deux jeux de critères $(f_1-f_2-f_4)$ et $(f_1-f_3-f_4)$ et les deux initialisations (contours détectés et ellipses).

	Critères	Contours détectés	Ellipses
S_{surf} (en %)	$f_1-f_2-f_4$	40	34
	$f_1-f_3-f_4$	42	35
S_{vol} (en %)	$f_1-f_2-f_4$	28	32
	$f_1-f_3-f_4$	31	36

Tableau 3.4 : Valeurs des indicateurs de performance (après déplacement) en fonction des critères de la fonction coût et de l'initialisation

Comme le montre le tableau 3.4, l'algorithme est sensible aux conditions initiales. Prendre des ellipses comme contours initiaux en lieu et place des contours détectés par la méthode HC permet d'améliorer de manière significative les recouvrements surfaciques (15,2% avec les critères $f_1-f_2-f_4$ et 17,9% avec les critères $f_1-f_3-f_4$) mais les recouvrements volumiques ont été dégradés (12,2% avec les critères $f_1-f_2-f_4$ et 16,7% avec les critères $f_1-f_3-f_4$). Avec les deux initialisations, les meilleurs résultats sont obtenus avec le triplet $f_1-f_2-f_4$. La dégradation des taux de recouvrement volumiques est liée à la surestimation de certains contours (25 avec $f_1-f_2-f_4$ et, 11, 19 et 22 avec $f_1-f_3-f_4$).

Nous avons aussi testé l'algorithme avec, comme initialisation, des contours plus grands que les contours de référence. Nous ne présentons pas ici les résultats mais les tests n'ont pas été concluants. On a constaté que l'algorithme n'est pas capable de contracter les

contours. Ceci permet de conclure qu'une initialisation intelligente des contours initiaux est nécessaire. Ils doivent être, de préférence, proches des contours de l'objet à identifier ou à l'intérieur de l'objet autour de son maximum local. Par ailleurs, les résultats obtenus avec une initialisation par les ellipses sont différentes de ceux obtenus avec les contours détectés. On peut donc conclure que la solution n'est pas unique. En effet la méthode utiliser, bien qu'elle s'apparente à une technique du recuit simulé, n'est pas un car l'initiation en température est trop basse. En effet nous ne voulons pas perdre l'initiation déjà relativement correct des contours des mottes (que ce soit par Hc ou par LPE ou même par ellipse) et donc nous ne 'réchauffons' pas trop, pour ne modifier les contours qu'à la marge.

3.3 Déplacement des contours détectés sur le semis

Dans ce paragraphe, nous allons déplacer les contours sur une parcelle de la surface surf2 de taille 500x500 mm². Nous avons opté pour une initialisation par les contours détectés par l'algorithme de hiérarchie de contours. Sur cette surface, nous avons détecté 116 mottes et 110 creux. N'ayant pas les contours de référence sur l'ensemble de la surface, la qualification des objets est faite par le calcul du taux global de couverture qui est le rapport entre la somme des surfaces occupées par les objets et la surface étudiée. Ici, on initialise l'algorithme avec les paramètres définis au paragraphe 3.2.2. En inversant la surface, les creux deviennent des mottes et les mottes deviennent des creux. Pour le déplacement des creux, nous avons utilisé les paramètres optimisés sur l'ensemble des contours de référence correspondant aux contours des mottes identifiés par l'expert.

Le tableau 3.5 donne les taux de couverture. La figure 3.14 représente les résultats obtenus après déplacement des contours des mottes et la figure 3.15 ceux des creux détectés par l'algorithme HC. Les paramètres de la fonction coût étant ajustés sur les mottes, le déplacement est plus important sur les mottes que sur les creux. Ceci se confirme quand on calcule les aires des surfaces couvertes par les mottes et les trous avant et après déplacement des contours. On note une augmentation de 10% du taux de couverture pour les mottes et de 8% pour les creux. On peut dire que, les contours obtenus après déplacement décrivent mieux les objets sur la surface. Les objets (mottes et trous), détectés par l'algorithme HC couvrent 30 % de la surface totale. Après déplacement, ils couvrent 48% de la surface totale.

	Mottes avant	Mottes après déplacement	Creux avant	Creux après déplacement
Taux de couverture (en %)	18	28	12	20

Tableau 3.5 : Taux de couverture sur surf2 de taille 500x500 mm².

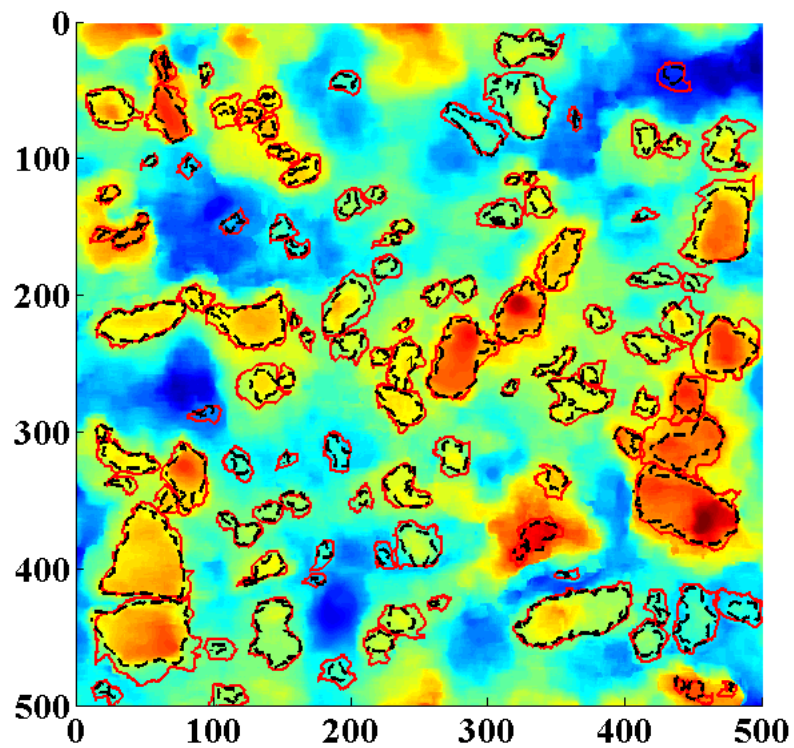


Figure 3.14 : Résultats du déplacement des contours des mottes sur la surface.

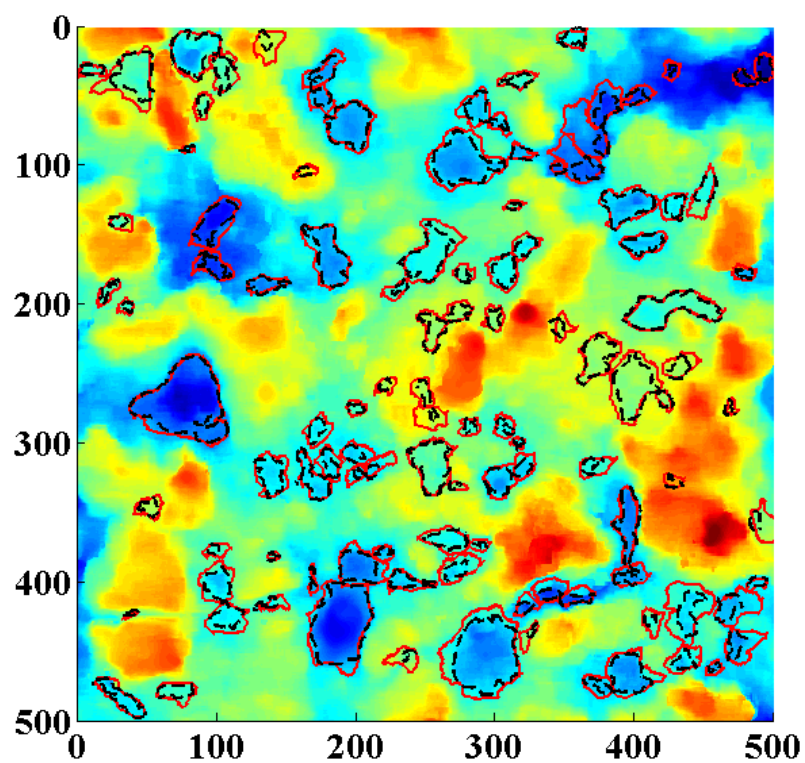


Figure 3.15 : Résultats du déplacement des contours des creux sur la surface.

Sur cette surface, intéressons nous aux contours déplacés sur la parcelle expertisée de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$, ceci dans le but d'étudier l'influence de la taille de la surface et du nombre d'objets à déplacer sur l'algorithme. La figure 3.16 représente les contours déplacés en utilisant la surface de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$ expertisée (noir) et les contours déplacés sur la surface de taille $500 \times 500 \text{ mm}^2$ (rouge). Sur la surface de taille $500 \times 500 \text{ mm}^2$ nous avons sélectionné les contours déplacés (*select*) correspondant à la portion de surface expertisée.

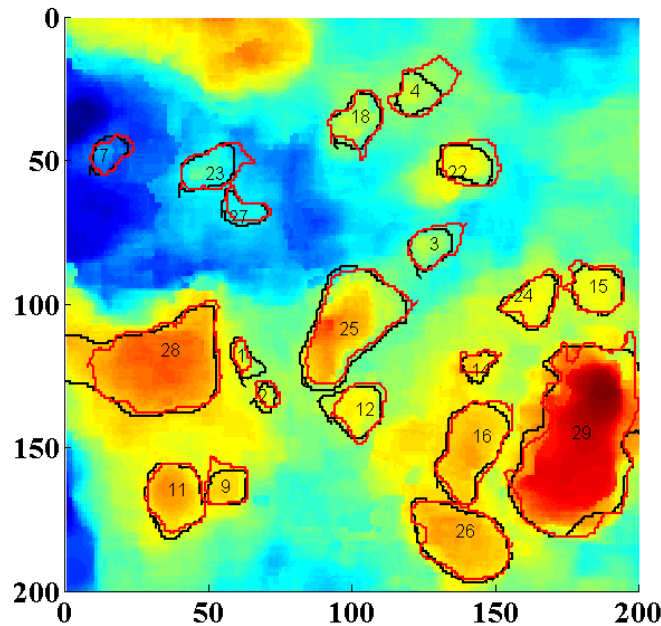


Figure 3.16 : Contours déplacés sur la surface expertisée (rouge) et contours déplacés sélectionnés sur la surface de plus grande dimension (noir).

En dehors des contours des mottes 28 et 29 situés sur les bords et le contour de la motte 4, les autres sont très proches. Sur l'ensemble K des contours de référence le taux de couverture par les mottes définies par l'expert est de 32% sur la surface expertisée ($200 \times 200 \text{ mm}^2$). Pour les contours initiaux, il est de 16%. Il passe à 23% pour les contours déplacés sur la surface expertisée et à 24% sur les contours *selects*. Les valeurs de taux de couverture pour les contours déplacés sur les deux surfaces sont très proches. Par rapport à l'ensemble des contours de référence K , on note la réduction du taux de couverture de 7% à 8% entre les contours initiaux et les contours déplacés.

La figure 3.17 présente la fonction de répartition des taux de recouvrement des contours déplacés par rapport aux contours de référence. Fr_{select} est la fonction de répartition des contours sélectionnés sur la surface $500 \times 500 \text{ mm}^2$. Le tableau 3.6 présente les indicateurs de performance après déplacement.

	Contours déplacés sur $200 \times 200 \text{ mm}^2$	Contours déplacés sur $500 \times 500 \text{ mm}^2$
S_{surf} (en %)	40	41
S_{vol} (en %)	28	32

Tableau 3.6 : Valeurs des indicateurs de performance après déplacement

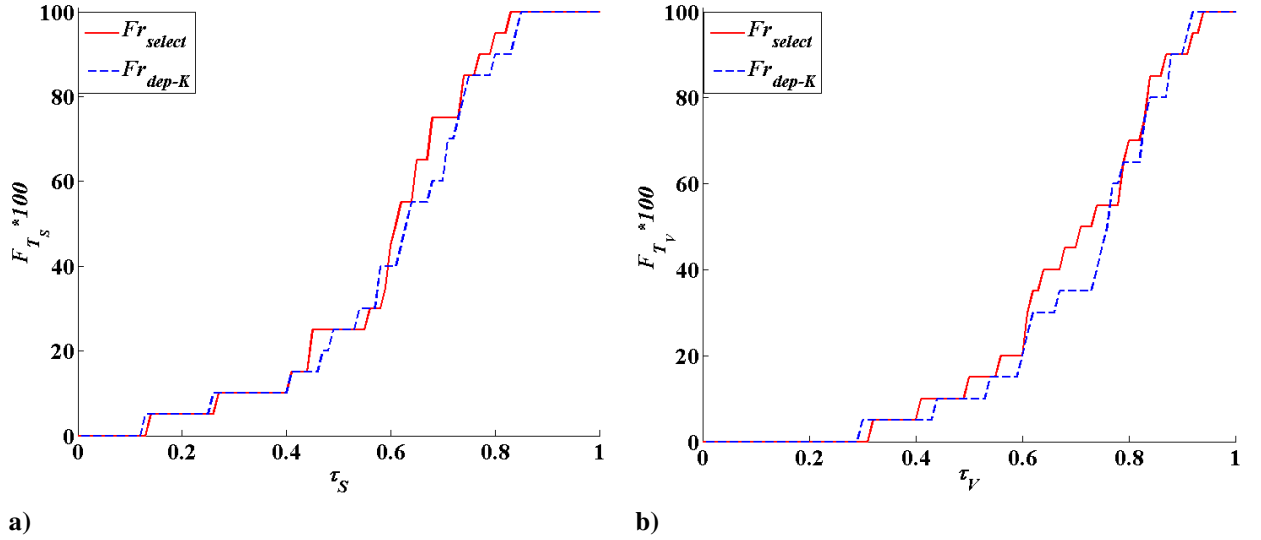


Figure 3.17 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement des contours déplacés. a) Surfaccique, b) Volumique.

Les courbes de fonction de répartition des taux de recouvrement des différents contours sont proches. Ceci se confirme lorsqu'on compare les indicateurs de performance. Les taux de recouvrement surfaccique et volumique sont sensiblement égaux. Ils diffèrent de 1% pour les taux de recouvrement surfaccique et de 2% pour les taux de recouvrement volumique. La différence entre les taux de couverture et les indicateurs de performance est due aux contours des mottes 4, 28 et 29. Les mottes 28 et 29 étant situées sur les bords il est impossible d'étendre leurs contours quand le déplacement est fait sur une parcelle de taille $200 \times 200 \text{ mm}^2$.

Nous avons ainsi montré par cette étude que l'algorithme peut être utilisé sur une surface avec l'apprentissage des paramètres de la fonction coût sur une scène plus petite de la même surface. Les contours déplacés sur une parcelle de la surface sont sensiblement égaux aux contours déplacés sur la même parcelle mais en utilisant une surface plus grande. Ceci montre la robustesse de l'algorithme.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un algorithme de croissance de contour basé sur le principe de minimisation d'une fonction coût par la technique du recuit simulé. La fonction coût utilisée est une fonction dont les critères sont caractéristiques des contours des objets à identifier sur la surface.

- f_1 : la moyenne des gradients sur le contour
- f_2 : l'écart-type des gradients sur le contour
- f_3 : l'écart-type des hauteurs sur le contour

- f_4 : la norme L_2 des hauteurs sur le contour

Les poids affectés aux critères sont optimisés sur les contours de référence définis sur une parcelle de la surface surf2. Cet algorithme a été utilisé pour le déplacement des contours détectés par l'algorithme de hiérarchie de contours. L'étude de la pertinence des critères est faite en utilisant trois des quatre critères définis en conservant à chaque fois f_1 qui est absolument nécessaire. Cette étude permet de mettre en évidence l'importance du critère f_4 dans la fonction coût. Compte tenu des résultats obtenus, la fonction coût basée sur les critères ' f_1 - f_2 - f_4 ' est la plus intéressante. Avec cette fonction, l'amélioration du taux de recouvrement surfacique est plus importante qu'avec la fonction coût utilisant le triplet ' f_1 - f_3 - f_4 ' et la fonction coût basée sur les critères f_1 , f_2 , f_3 et f_4 . L'utilisation des trois critères ' f_1 - f_2 - f_4 ' permet une légère amélioration du taux de recouvrement en volume. Les fonctions coûts basées sur les jeux ' f_1 - f_3 - f_4 ' et ' f_1 - f_2 - f_3 - f_4 ' ne le permettent pas et entraînent une légère dégradation. De plus, avec le triplet ' f_1 - f_2 - f_4 ', la convergence en fonction du nombre d'itérations est plus rapide.

L'algorithme de déplacement de contours utilise une fonction coût dont les paramètres sont déterminés sur un ensemble de contours de mottes de référence. Cet algorithme opère sur un ensemble de contours de mottes. Les performances de l'algorithme sont meilleures si l'ensemble des contours de référence et l'ensemble des contours à déplacer sont proches. L'algorithme permet néanmoins une amélioration des taux de recouvrements quand les paramètres de la fonction coût ne sont déterminés que sur un sous-ensemble des contours de référence ou que le nombre des contours à déplacer sont plus élevé que celui de la référence. On montre aussi qu'on est capable de déplacer les contours des mottes d'une surface avec un apprentissage sur une partie de cette surface.

L'algorithme est sensible aux conditions initiales. Nous montrons que l'utilisation d'ellipses comme contours initiaux en lieu et place des contours détectés par la méthode HC améliore de manière significative les recouvrements surfaciques mais dégrade dans les mêmes proportions les recouvrements volumiques (Nous rappelons que ces ellipses sont inscrites dans les contours de référence au voisinage des sommets). Les résultats obtenus avec une initialisation par les ellipses ne donnent pas les mêmes résultats que ceux obtenus avec les contours détectés. La solution n'est donc pas unique. Néanmoins, la qualité des contours obtenus donne du sens aux critères utilisés pour définir la frontière des mottes.

Par ailleurs, nous avons testé l'initialisation de l'algorithme avec des contours plus grands que les contours de référence. Ces tests n'ont pas été concluants. On a constaté que l'algorithme n'est pas capable de contracter les contours s'ils sont trop éloignés et en dehors des contours des objets recherchés. Une initialisation intelligente des contours initiaux est nécessaire. Ils doivent être de préférence proche des contours de l'objet à identifier ou à l'intérieur de l'objet autour de son maximum local. Il est à noter que le déplacement des contours des creux est possible avec cet algorithme qui a été développé pour les mottes.

Chapitre 4 : Génération de surfaces par objets structurants

Dans le chapitre 1, nous avons présenté différentes méthodes d'acquisition et nous avons défini les paramètres caractéristiques globaux de la rugosité. Une approche globale consiste à caractériser une surface par sa densité de probabilité des hauteurs et sa fonction d'autocorrélation. Afin d'effectuer la modélisation électromagnétique du problème direct de télédétection, le LATMOS a développé un générateur de surfaces rugueuses 1D ou 2D aléatoires basé sur le principe de filtrage linéaire d'un bruit blanc gaussien. Le principe de génération est présenté dans l'annexe B. Les surfaces générées présentent donc :

- Une densité de probabilité des hauteurs gaussiennes de moyenne nulle et d'écart-type donné.
- Une fonction d'autocorrélation ayant la forme donnée par l'équation (1.20).

Cette méthode de génération de surface n'est valable que pour les surfaces aléatoires ayant une densité de probabilité des hauteurs gaussiennes et une fonction d'autocorrélation isotrope. Dans la nature, toutes les surfaces agricoles n'ont pas ces caractéristiques (par exemple, les labours et les déchaumages). De plus les surfaces agricoles présentent des mottes, des agrégats et des trous qui ne sont pas considérés dans ce principe de génération.

Nous nous sommes proposé de caractériser les surfaces par deux niveaux de rugosité : le premier niveau correspondant aux mottes, aux agrégats et aux creux qu'on trouve sur la surface du sol et le second niveau étant le substrat sur lequel sont posés (ou enlevés) ces objets. Dans les chapitres 2 et 3, nous avons développé des méthodes de segmentation pour l'identification des objets sur une surface par leurs contours et mis en œuvre des méthodes pour améliorer les résultats de segmentation.

Ce quatrième et dernier chapitre est consacré à la caractérisation statistique des objets détectés et au développement d'un générateur de surface par objets structurants (mottes, agrégats et creux). Ayant identifié les objets sur le sol par leurs contours, nous proposons de

décrire les objets par des demi ellipsoïdes et définissons les propriétés statistiques des paramètres de ce modèle. Sur la base de cette étude statistique, nous développons un algorithme permettant de synthétiser une surface plane sur laquelle sont posés les différents objets. Enfin, nous caractérisons le substrat et cherchons à définir le lien statistique entre les deux niveaux de rugosité.

4.1 Procédure de génération de surfaces par objets structurants

Nous avons opté pour une définition de la surface à deux niveaux de rugosité. Le premier niveau représente les objets sur la surface et le deuxième, le substrat. Le substrat est la surface qui est obtenue après avoir extrait les objets de la surface. La fonction $a(x, y)$ décrivant la surface est définie par :

$$a(x, y) = m(x, y) + c(x, y) + s(x, y) \quad 4.1$$

La fonction $m(x, y)$ définit l'image des hauteurs des mottes (mottes et agrégats) et $c(x, y)$ celle des creux. Ces objets sont posés sur le plan horizontal $z = 0$. La fonction $s(x, y)$ définit l'image des hauteurs de la surface restante (le substrat). Les fonctions $m(x, y)$ et $c(x, y)$ peuvent s'écrire comme une somme de fonctions locales décrivant les différents bosses et creux :

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sum_{l=1}^{N_m} m_l(x, y) \\ c(x, y) &= \sum_{l=1}^{N_c} c_l(x, y) \end{aligned} \quad 4.2$$

N_m désigne le nombre de mottes et N_c , le nombre de creux. Les fonctions $m_l(x, y)$ et $c_l(x, y)$ ont des supports disjoints.

Suivant la méthode de détection, les objets détectés sur la surface présentent des bases planes ou inclinées. La méthode de hiérarchie de contours détecte des objets à isocontours. La base des objets est donc plane. Ce n'est pas le cas de la méthode de ligne de partage des eaux qui conduit à objets détectés à base inclinée. Dans ce chapitre, les fonctions $m(x, y)$, $c(x, y)$ et $s(x, y)$ sont définies et étudiées à partir des résultats obtenus avec la méthode HC. Sur la surface naturelle surf2, l'algorithme de hiérarchie de contour détecte 310 objets dont 160 mottes et 150 creux. Une fois les objets détectés, il est nécessaire de définir les hauteurs des bases de ces objets.

Soit C_l le masque d'un contour l et N_l le nombre de pixels sur le contour l . Pour l'objet l , la hauteur de la base est la différence entre la moyenne $\bar{h}_{C_l}$ des hauteurs sur le contour et la moyenne $\bar{a}$ des hauteurs sur la surface :

$$h_b^l = \bar{h}_{C_l} - \bar{a} \quad 4.3$$

avec

$$\bar{h}_{C_l} = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} a(x_i, y_i), (x_i, y_i) \in C_l \quad 4.4$$

En pratique, la surface $a(x, y)$ est centrée et $\bar{a} = 0$. Les fonctions élémentaires $m_l(x, y)$ et $c_l(x, y)$ décrivant les bosses et les creux sont définies de la manière suivante :

$$\begin{cases} m_l(x, y) = a(x, y) - h_b^l & \text{si } (x, y) \in C_l \\ m_l(x, y) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad 4.5$$

$$\begin{cases} c_l(x, y) = a(x, y) + h_b^l & \text{si } (x, y) \in C_l \\ c_l(x, y) = 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

4.2 Représentation des objets par demi-ellipsoïdes

4.2.1 Principe

En vue de développer un algorithme permettant de générer les mottes et les creux sur une surface plane, nous avons fait le choix de remplacer les objets détectés par des objets de forme géométrique simple. Concernant les contours, nous proposons un ajustement par des ellipses. La procédure d'ajustement des contours par des ellipses est basée sur la méthode des moments d'inertie géométrique (Feral et al., 2000). A partir de cet ajustement, on exhibe les paramètres de l'ellipse : le grand axe a_e , le petit axe b_e et l'orientation θ_e qui est l'angle entre le grand axe et l'axe Ox.

Soit (Oxy) le repère barycentrique de référence. Soit C_l un contour l de taille N_l , de centre de gravité O et de coordonnées (x_i, y_i) , $i \in \{1, \dots, N_l\}$. Le moment d'inertie de C_l par rapport à la normale (Δ) au plan (Oxy) passant par O est donnée par :

$$I_{O\Delta} = \vec{e}_\Delta \cdot [I]_o \cdot \vec{e}_\Delta \quad 4.6$$

où $\vec{e}_\Delta = \alpha \vec{e}_x + \beta \vec{e}_y + \gamma \vec{e}_z$ est le vecteur directeur de la droite (Δ) dans le repère (Oxyz) et $[I]_o$ est le tenseur d'inertie défini par :

$$[I]_o = \begin{bmatrix} I_{Ox} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{xy} & I_{Oy} & -I_{yz} \\ -I_{xz} & -I_{yz} & I_{Oz} \end{bmatrix} \quad 4.7$$

Alors $I_{O\Delta} = \alpha^2 I_{Ox} + \beta^2 I_{Oy} + \gamma^2 I_{Oz} - 2\alpha\beta I_{xy} - 2\beta\gamma I_{yz} - 2\alpha\gamma I_{xz}$.

Pour une ellipse dans le plan (Oxy), son moment d'inertie est défini par :

$$I_{O\Delta} = \alpha^2 I_{Ox} + \beta^2 I_{Oy} - 2\alpha\beta I_{xy} \quad 4.8$$

où $I_{Ox} = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} y_i^2$, $I_{Oy} = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} x_i^2$ et $I_{xy} = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} x_i y_i$ dans le repère barycentrique de référence.

L'utilisation de ces moments d'inertie permet de définir les valeurs du grand axe (a_e), du petit axe (b_e) et de l'orientation (l'angle entre l'axe (Ox) et le grand axe de l'ellipse) sont calculés comme suit :

$$\theta_e = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2I_{xy}}{I_{Oy} - I_{Ox}} \right) \pm k \frac{\pi}{2} \quad (k \in \mathbb{N}) \quad 4.9$$

L'orientation est la valeur de θ_e appartenant à l'intervalle $\left] -\frac{\pi}{2}, +\frac{\pi}{2} \right[$ et,

$$\begin{cases} a_e = \max(m_1, m_2) \\ b_e = \min(m_1, m_2) \end{cases} \quad 4.10$$

$$\text{où } \begin{cases} m_1 = 2\sqrt{I_{Ox} \cos^2(\theta_e) + I_{Oy} \sin^2(\theta_e) - I_{xy} \sin(2\theta_e)} \\ m_2 = 2\sqrt{I_{Ox} \sin^2(\theta_e) + I_{Oy} \cos^2(\theta_e) + I_{xy} \sin(2\theta_e)} \end{cases}$$

La figure 4.1 montre un exemple d'ajustement d'un contour par une ellipse. Ceci est fait sur les contours des objets détectés sur la surface étudiée. Bien que l'ajustement soit presque parfait sur ce cas, on note que les ellipses ajustées sur les mottes situées près des creux peuvent avoir une partie des valeurs de hauteur sur le contour de l'ellipse négatif (voir figure 4.1, carreau blanc). Par ailleurs, il faut préciser que le principe retenu pour l'ajustement du contour par une ellipse n'assure pas la conservation de l'aire de la surface délimitée par le contour détecté. L'ellipse ajustée contient en général l'objet détecté et balaye donc une surface plus grande.

Les bases étant bien décrites par des ellipses, nous proposons l'ajustement des objets par des demi-ellipsoïdes. Soit $u \in [-\pi, \pi]$ et $v \in \left[0, \frac{\pi}{2}\right]$, l'équation paramétrique de la demi-ellipsoïde est définie par :

$$\begin{cases} x = a_e \cos(\nu) \cos(u) \\ y = b_e \cos(\nu) \sin(u) \\ z^{h_e} = h_e \sin(\nu) \end{cases} \quad 4.11$$

Le grand axe de l'ellipse a_e , le petit axe b_e et la hauteur h_e sont les paramètres du demi-ellipsoïde.

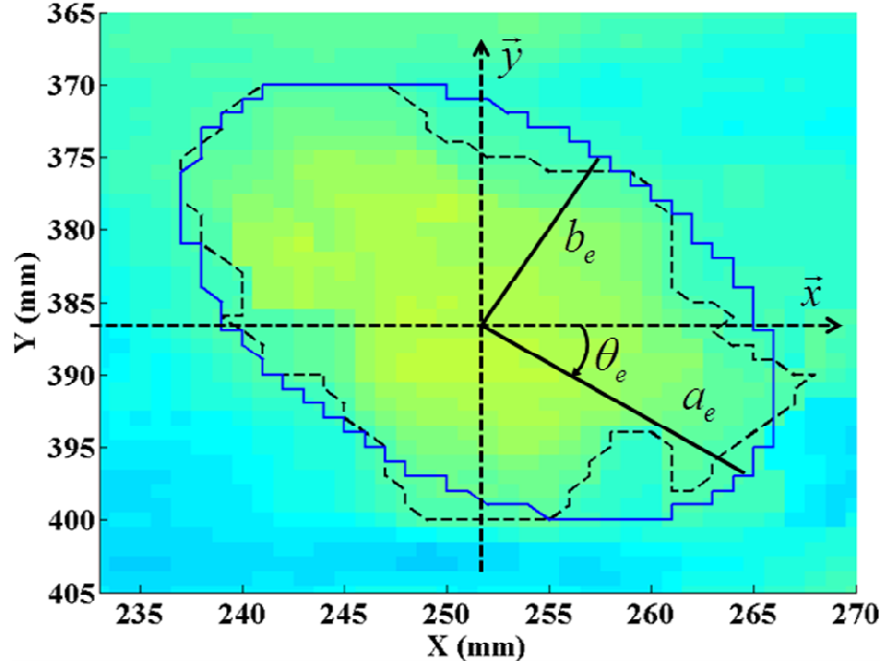


Figure 4.1 : Exemple d'ajustement d'un contour par une ellipse.

La valeur de h_e est la valeur pour laquelle la somme des carrés des hauteurs de l'objet est égale à la somme des carrés des hauteurs du demi-ellipsoïde, c'est-à-dire :

$$\sum_i \sum_j m(x_i, y_j)^2 = \sum_i \sum_j a(x_i, y_j)^2 \text{ tel que } (x_i, y_j) \in \Lambda_l \quad 4.12$$

Λ_l est la région commune à l'objet et à l'ellipse.

Ce principe d'estimation de la hauteur permet de conserver le moment d'ordre 2. La figure 4.2 donne un exemple d'ajustement de la hauteur de la motte par un demi-ellipsoïde.

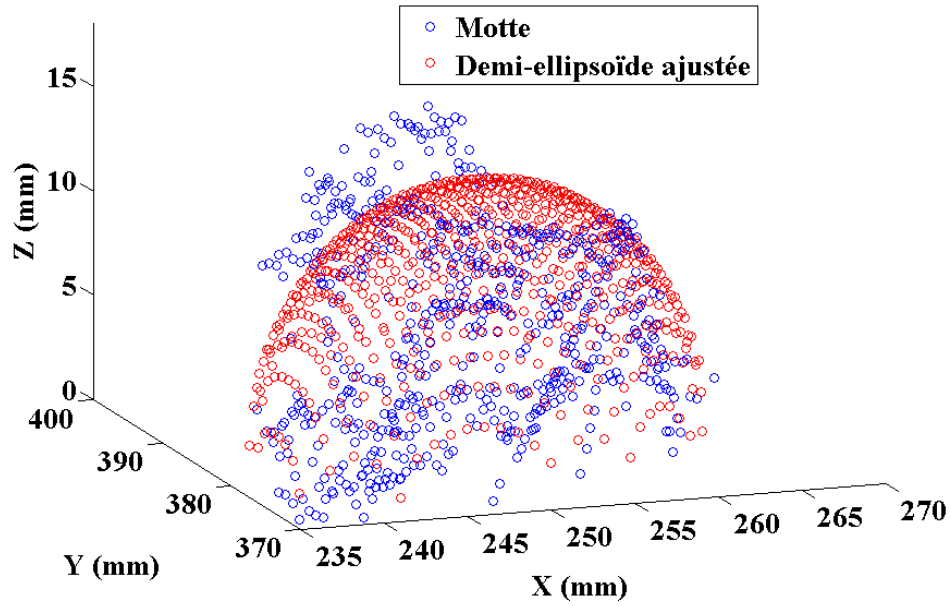


Figure 4.2 : Exemple d'une motte ajustée par un demi-ellipsoïde.

Sur la surface naturelle surf2, à l'aide de l'algorithme de Hiérarchie de Contour, nous avons détecté 310 objets dont 160 mottes et 150 creux. Le nombre d'éléments (cardinal) de la suite de variable aléatoire des mottes est de 160 et celui des creux 150. 310 objets sont détectés sur une surface de $600 \times 600 \text{ mm}^2$. La densité surfacique d_o en objet est donc égale à 861 objets par mètre carré. En termes de nombre, les creux peuvent apparaître comme les compléments de mottes. Le tableau 4.1 présente les statistiques sur les paramètres des demi-ellipsoïdes ajustées aux objets détectés sur l'ensemble de la surface surf2. On note qu'en moyenne les mottes sont plus grandes que les creux aussi bien pour les grands axes, les petits axes et les hauteurs. La moyenne des orientations θ_e est proche de zéro avec un écart-type sensiblement égal pour les mottes et creux.

Objets	Variables	a_e en mm	b_e en mm	h_e en mm	θ_e en degré
Mottes et agrégats	Moyenne	13.64	8.19	5.82	-0.1
	Ecart type	8.9	5.4	3.56	0.85
Creux	Moyenne	11.55	6.47	-3.95	0.01
	Ecart type	6.22	4.18	2.93	0.9

Tableau 4.1 : Statistique des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustés aux objets sur l'ensemble de la surface surf2 de taille $600 \times 600 \text{ mm}^2$

4.2.2 Validation statistique du modèle des objets

En vue d'apprécier la qualité de la représentation des objets détectés par des demi-ellipsoïdes, nous déterminons pour chaque objet les taux de recouvrement surfacique et

volumique définis au chapitre 2 (équations 2.3 et 2.4) et déterminons les fonctions de répartition $F_{T_s}(\tau)$ et $F_{T_v}(\tau)$ associées à l'ensemble des objets (équations 2.6). La figure 4.3 présente les fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique des demi-ellipsoïdes ajustées par rapport aux objets détectés (voir chapitre 2).

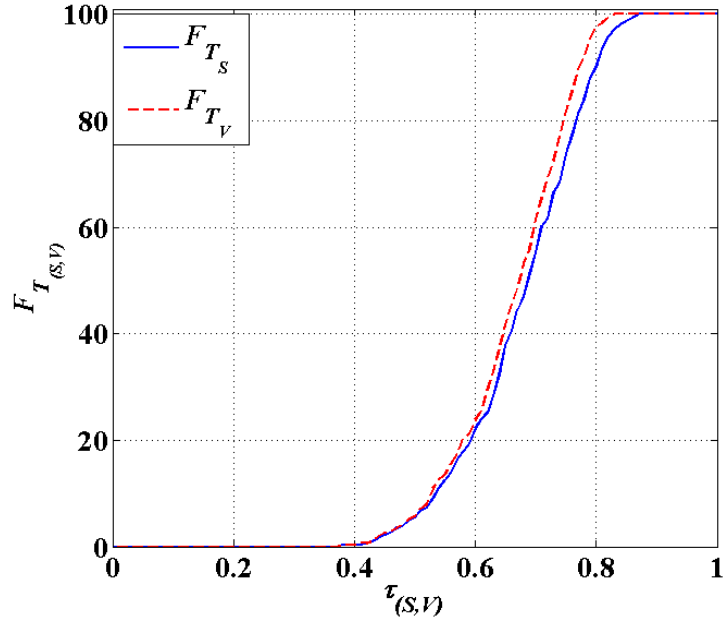


Figure 4.3 : Fonctions de répartition des taux de recouvrement surfacique et volumique

On note que la description surfacique et volumique des objets par des demi-ellipsoïdes est identique pour les objets ayant de faibles taux de recouvrement $\tau \leq 0.52$. Pour les autres, la description surfacique est meilleure que la description volumique mais, la différence entre les deux taux de recouvrement reste faible et de l'ordre de $\Delta_{Fr} = 4.6\%$. Le taux de recouvrement surfacique comme le taux volumique minimal est égal à 0.37 et, le taux de recouvrement surfacique maximal est égal à 0.87 et le taux de recouvrement volumique maximal à 0.83. Par ailleurs, on note que 50% des demi-ellipsoïdes ont un taux de recouvrement surfacique supérieur à 0.7 et un taux de recouvrement volumique supérieur à 0.68. Ces calculs permettent de conclure que le demi-ellipsoïde est une forme géométrique qui s'ajuste correctement aux objets détectés.

Pour valider le modèle d'objets proposé, nous pouvons aussi comparer la fonction d'autocorrélation de la surface associée à l'ensemble des objets détectés posés sur le plan horizontal (surf-mc, figure 4.4-a) et celle de la surface formée des demi-ellipsoïdes ajustés aux objets et posés sur le plan horizontal (surf-ell, figure 4.4-b). Les demi-ellipsoïdes ajustés sont posés aux mêmes positions que les objets correspondants et avec les mêmes orientations. Pour les objets très proches, les demi-ellipsoïdes ajustés se recouvrent légèrement. Ce qui n'est pas le cas des objets détectés posés sur une surface plane. Ceci peut être considéré comme une source d'erreur pour l'estimation de l'autocorrélation de la surface.

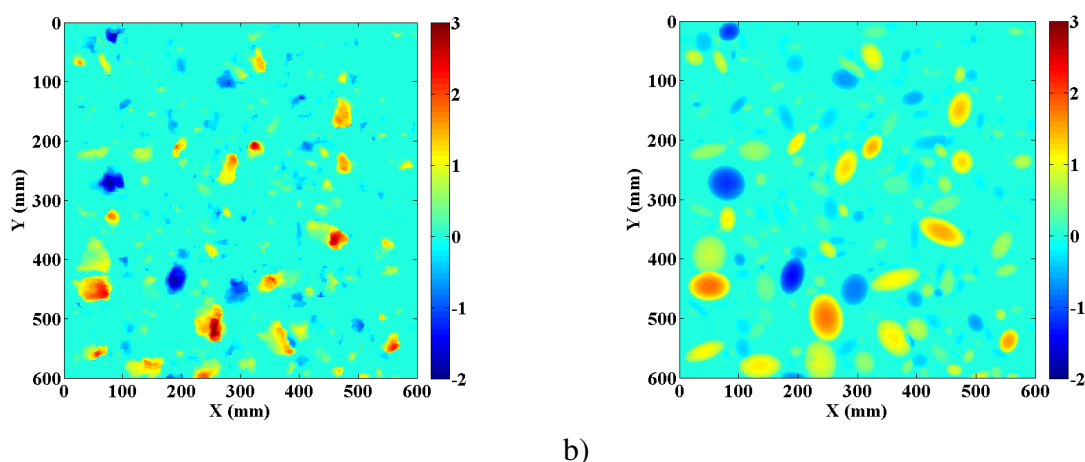


Figure 4.4 : Images des hauteurs en cm. a) Mottes et creux détectés et posés sur un plan horizontal. b) Demi-ellipsoïdes ajustés aux mottes et creux et posés sur un plan horizontal.

La figure 4.5 représente les coupes verticales des fonctions d'autocorrélation dans les plans (Oxz) et (Oyz). Le tableau 4.2 donne l'écart type des hauteurs et le facteur d'isotropie estimés sur les surfaces.

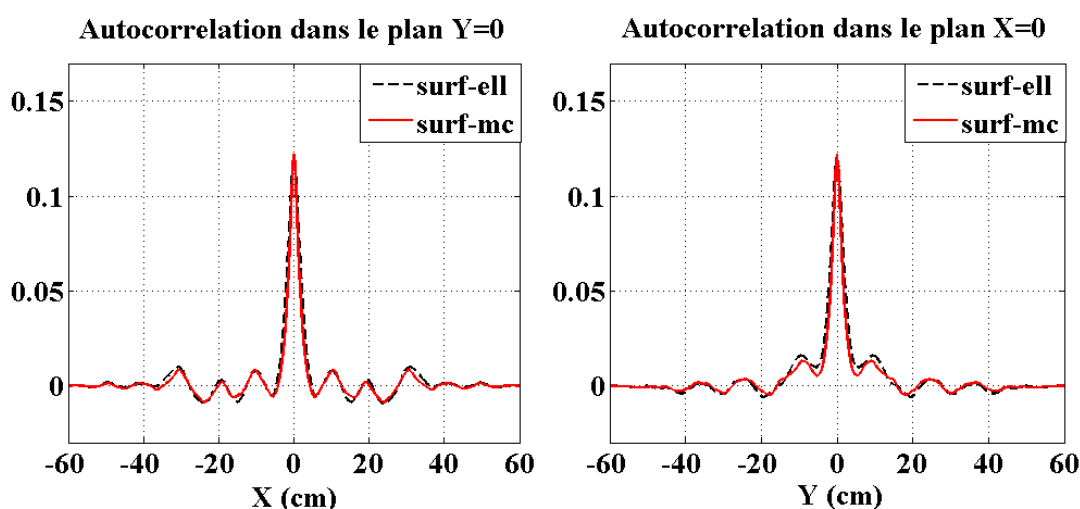


Figure 4.5 : Coupes verticales des fonctions d'autocorrélations dans les deux plans.

Surfaces	Ecart type des hauteurs	Facteur d'isotropie
Surf-mc	0.33	0.95
Surf-ell	0.35	0.94

Tableau 4.2 : Paramètres statistiques et facteurs d'isotropie estimés sur les surfaces surf-mc et surf-ell.

On note une superposition presque parfaite des deux courbes avec un léger décalage à l'origine dû à la différence des valeurs des variances des hauteurs. L'erreur relative entre les deux courbes est estimée par l'équation suivante :

$$err = \frac{\int_0^T |\psi_1(t) - \psi_2(t)| dt}{\int_0^T |\psi_1(t)| dt} . \quad 4.13$$

Dans ce cas, ψ_1 est la fonction d'autocorrélation de la surface surf-mc et ψ_2 la fonction d'autocorrélation de la surface surf-ell. L'erreur relative entre ces deux fonctions est égale à 0.3%. L'écart type des hauteurs pour la surface surf-ell est égal à 0.35 cm et égal à 0.33 pour la surface surf-mc. Avec des facteurs d'isotropie égaux respectivement à 0.95 et 0.94, les deux surfaces peuvent être considérées comme isotropes. Dans le chapitre 1, la description par approche globale montre que la surface 2 est isotrope. La distribution des objets détectés de cette surface et posés sur un plan conduit à une surface elle-même isotrope.

4.2.3 Analyse des objets sur la surface expertisée

Dans le paragraphe précédent, on a montré également que le demi-ellipsoïde est une forme géométrique qui s'ajuste très correctement aux objets détectés sur la surface. Mais, l'ellipsoïde a une surface de contact au sol plus grande que celle de l'objet détecté. Est-ce un problème ? Pour répondre à cette question, nous allons comparer les taux de couverture de la cellule expertisée (de taille 200x200 mm²) par les contours de référence (CR), les contours détectés (CD) et les contours détectés approchés par des ellipses (CDE), les contours obtenus après croissance de contour (CC) et les contours après croissance et approchés par des ellipses (CCE). Le tableau 4.3 présente les différentes valeurs. Ne disposant pas des contours de référence pour les creux, ces résultats concernent uniquement les mottes.

	CD	CDE	CC	CCE	CR
Taux de couverture en %	19	22	23	28	27

Tableau 4.3 : Taux de couverture.

Sachant que le taux de couverture des contours de référence est égal à 27%, on améliore cette valeur après croissance des contours et après ajustement par les demi-ellipsoïdes aussi bien sur les contours détectés que sur les contours obtenus après croissance. Le meilleur résultat est obtenu par l'ajustement des contours après croissance. En termes de taux de couverture, approcher les contours de ces objets par des ellipses a un effet positif et semble compenser la sous-estimation des dimensions des objets détectés par la méthode HC.

Au regard des résultats du tableau 4.3, il est conseillé de caractériser les demi-ellipsoïdes ajustant les objets après déplacement des contours. Mais dans ce cas, l'ajustement

introduit de nouveaux paramètres. Après déplacement de contours, l'objet n'est plus dans un plan horizontal. Sa base est dans un plan incliné ayant un vecteur normal défini par deux angles (angle de site par rapport à la verticale et angle d'azimut par rapport à un des axes du plan). Après déplacement, le demi-ellipsoïde est défini par cinq paramètres géométriques (grand axe, petit axe, hauteur, les 2 coordonnées du centre de gravité) et trois paramètres angulaires (angles de site, d'azimut et d'orientation). Les demi-ellipsoïdes ajustant les objets détectés par la méthode HC sont caractérisés par 6 paramètres, les demi-ellipsoïdes ajustant les objets après déplacement de contours par 8 paramètres. A centres de gravité fixés, en travaillant sur les demi-ellipsoïdes ajustés aux objets détectés, il est nécessaire d'étudier 6 dépendances entre 4 paramètres. En travaillant sur les objets après déplacement, il est nécessaire d'étudier 15 dépendances entre 6 paramètres. Afin de simplifier le problème, nous avons fait le choix de caractériser statistiquement les paramètres des demi-ellipsoïdes ajustant les objets détectés.

4.3 Lois des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustés aux objets

Nous avons ajusté les objets par des demi-ellipsoïdes. Pour chaque demi-ellipsoïde, on a la valeur du grand axe a_e , du petit axe b_e , de la hauteur h_e , de l'orientation θ_e et des coordonnées du centre de gravité x_{ge} et y_{ge} dans la plan (Oxy). A partir de ces paramètres, on définit l'aplatissement horizontal,

$$\varepsilon_{he} = \frac{b_e}{a_e} \quad 4.14$$

et l'aplatissement vertical,

$$\varepsilon_{ve} = \frac{h_e}{2 \times a_e}. \quad 4.15$$

Par définition de l'ellipse, $a_e \geq b_e$. L'aplatissement horizontal est donc compris entre 0 et 1. Les objets modélisés sur la surface sont des mottes et des creux. On peut donc séparer nos paramètres en deux ensembles. Posons :

- $A_e^m, B_e^m, H_e^m, \Upsilon_{he}^m, \Upsilon_{ve}^m, \Theta_e^m, X_{ge}^m$ et Y_{ge}^m des suites de variables aléatoires des paramètres respectifs $a_e, b_e, h_e, \varepsilon_{he}, \varepsilon_{ve}, \theta_e, x_{ge}$ et y_{ge} des demi-ellipsoïdes ajustés aux mottes,
- $A_e^c, B_e^c, H_e^c, \Upsilon_{he}^c, \Upsilon_{ve}^c, \Theta_e^c, X_{ge}^c$ et Y_{ge}^c des suites de variables aléatoires des paramètres respectifs $a_e, b_e, h_e, \varepsilon_{he}, \varepsilon_{ve}, \theta_e, x_{ge}$ et y_{ge} des demi-ellipsoïdes ajustés aux creux.

Donc, connaissant A_e , Υ_{he} et Υ_{ve} , à l'aide des équations (4.14) et (4.15), sous l'hypothèse d'indépendance des variables aléatoires A_e et Υ_{he} , A_e et Υ_{ve} , on est capable de déduire les suites B_e et H_e .

4.3.1 Test d'indépendance sur les paramètres des demi-ellipsoïdes

Pour tester l'indépendance entre les différents paramètres, nous avons utilisé le test du Chi-deux (Corder G.W et al. 2009, Greenwood P.E. et al. 1996). C'est un test statistique permettant de tester l'adéquation d'une série de données à une famille de lois de probabilités ou de tester l'indépendance entre deux variables aléatoires. Les tests sont effectués avec un seuil de 5%. Pour chaque test, on calcule la p-valeur. La p-valeur est la probabilité d'acceptation de l'hypothèse faite sur la loi. Soit T la statistique de test. Pour un test unilatéral à droite, la p-valeur d'une fonction F_r prise par t est :

$$p(t) = 1 - F_r(t) \quad 4.16$$

L'hypothèse sur l'indépendance des deux variables aléatoires est acceptée si $p(T) > 0.05$.

La figure 4.6 représente, pour les mottes, les nuages de points du petit axe (b_e), la hauteur (h_e), l'aplatissement horizontal (ε_h) et l'aplatissement vertical (ε_v) en fonction du grand axe (a_e) et aussi les nuages de points de l'aplatissement horizontal (ε_h) et l'aplatissement vertical (ε_v) en fonction du petit b_e . La figure 4.7 représente les mêmes nuages de points mais pour les creux. Concernant les creux, on utilise la valeur absolue de la hauteur. La contrainte fixée sur la taille des objets détectés entraîne une valeur minimale du grand axe égale à 4,3 mm pour les mottes et 4.1 mm pour les creux. La méthode de hiérarchie de contours permet de détecter des objets dont le rayon équivalent $r_{\min}$ est supérieur à 4.7 mm. Cette valeur de 4.7 mm est proche des valeurs de 4.3 et 4.1 mm. On observe une dépendance entre le grand axe et le petit axe (figure 4.6-a et figure 4.7-a), entre le grand axe et la hauteur (figure 4.6-b, figure 4.7-b), entre le petit axe et l'aplatissement vertical (figure 4.6-e, figure 4.7-e) et entre la hauteur et l'aplatissement horizontal (figure 4.6-f, figure 4.7-f). Quant aux nuages de points des aplatissements en fonction du grand axe (figure 4.6-c-d, figure 4.7-c-d), ils semblent repartis de façon uniforme. Ceci est le cas pour les paramètres des mottes et des creux. Pour valider nos observations, nous avons utilisé le test d'indépendance de Chi2 à 5% pour tester l'indépendance des paramètres des demi-ellipsoïdes.

Le tableau 4.4 représente le bilan des tests effectués sur les paramètres des mottes. Au sens du test, on peut conclure sur l'indépendance entre A_e^m et Υ_{he}^m , A_e^m et Υ_{ve}^m et sur la dépendance entre A_e^m et H_e^m , A_e^m et B_e^m , B_e^m et Υ_{he}^m , H_e^m et Υ_{ve}^m .

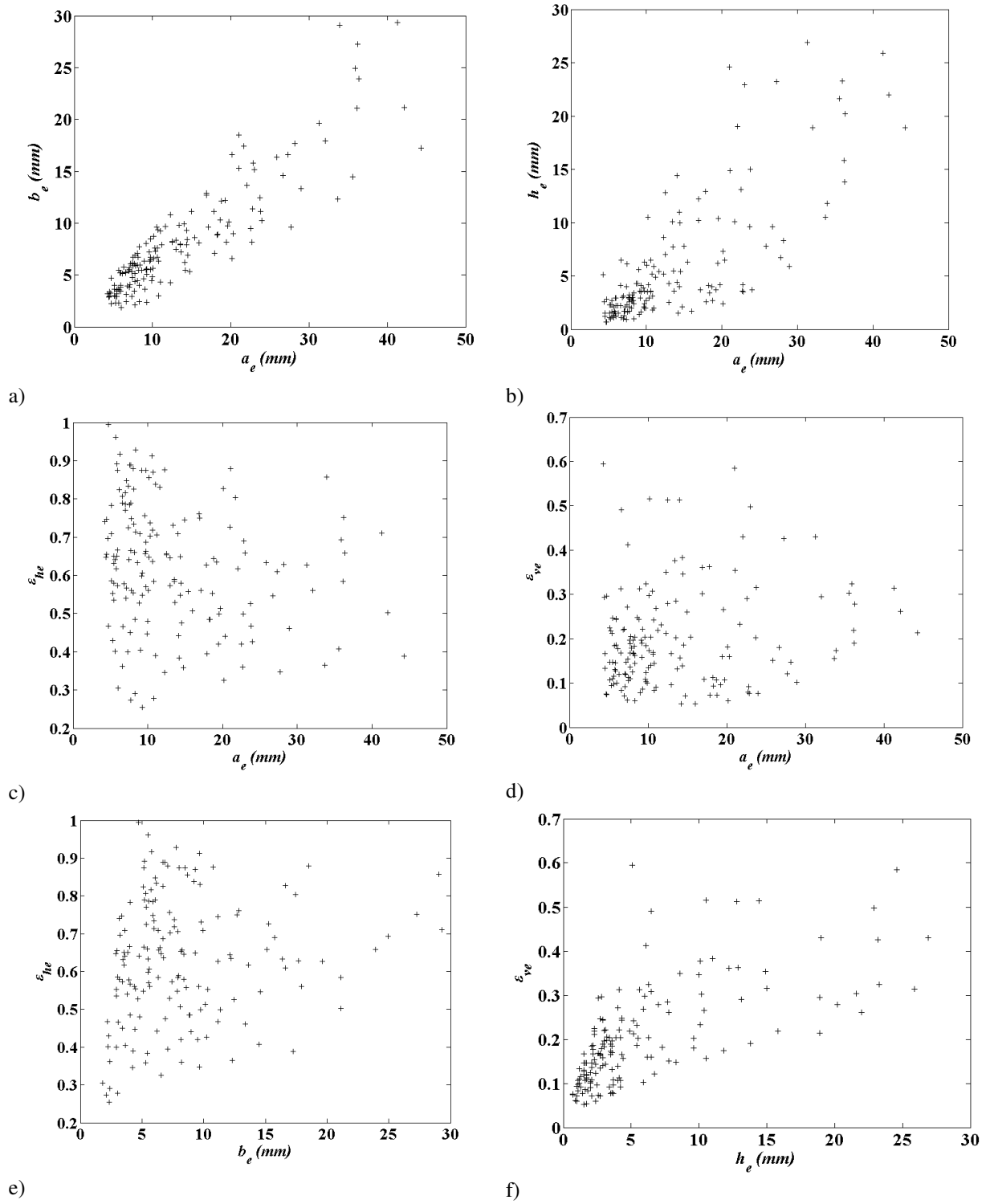


Figure 4.6 : Nuages de points des paramètres des mottes. a) Petit axe en fonction du grand axe, b) Hauteur en fonction du grand axe, c) Aplatissement horizontal en fonction du grand axe, d) Aplatissement vertical en fonction du grand axe, e) Aplatissement horizontal en fonction du petit axe, f) Aplatissement vertical en fonction de la hauteur.

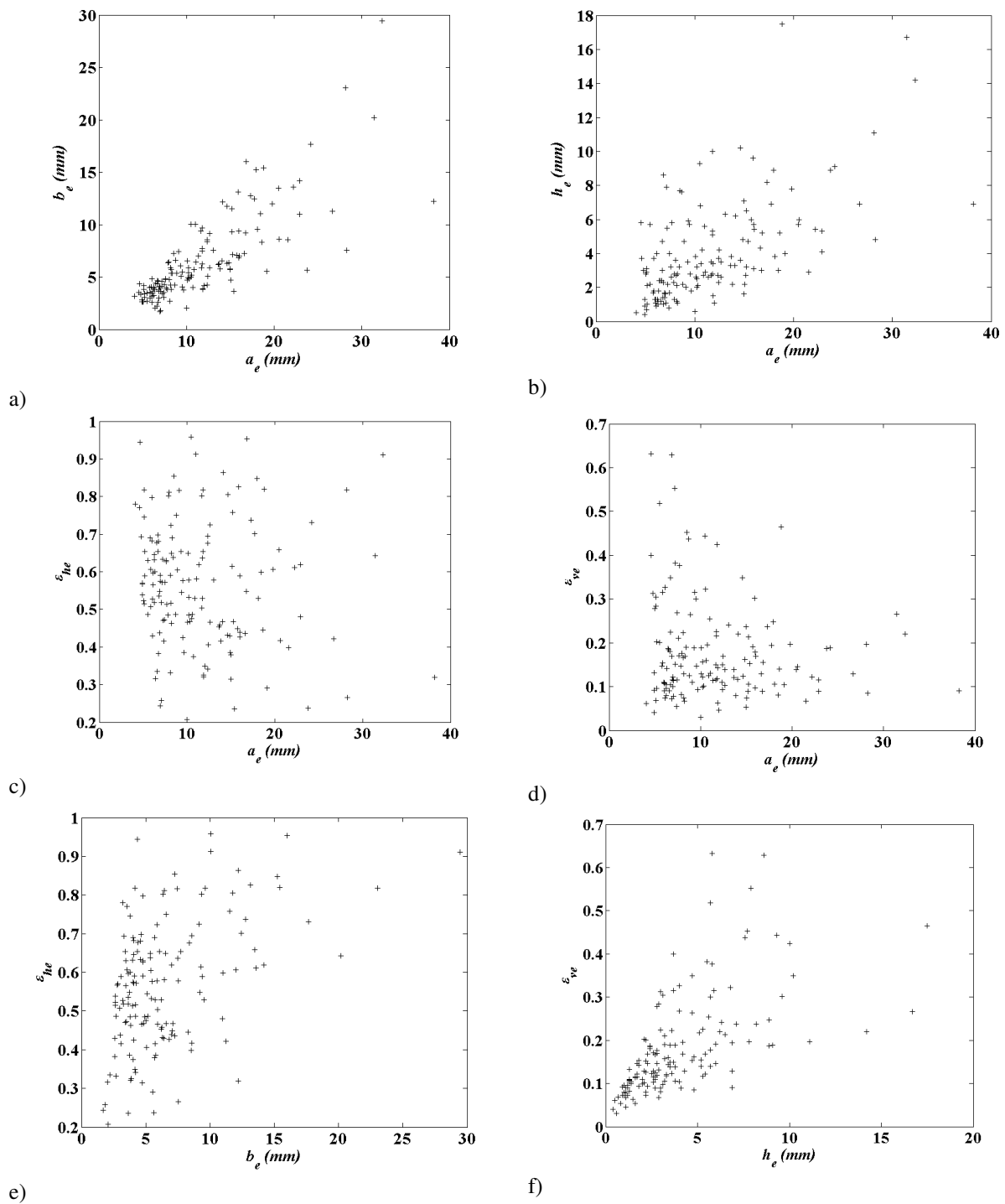


Figure 4.7 : Nuages de points des paramètres des creux. a) Petit axe en fonction du grand axe, b) Hauteur en fonction du grand axe, c) Aplatissement horizontal en fonction du grand axe, d) Aplatissement vertical en fonction du grand axe, e) Aplatissement horizontal en fonction du petit axe, f) Aplatissement vertical en fonction de la hauteur.

Paramètres	Test	Plausibilité
A_e^m et Υ_{he}^m	Positif	0.26
A_e^m et Υ_{ve}^m	Positif	0.23
A_e^m et B_e^m	Négatif	0
A_e^m et H_e^m	Négatif	3×10^{-11}
B_e^m et Υ_{he}^m	Négatif	0.04
H_e^m et Υ_{ve}^m	Négatif	0

Tableau 4.4 : Bilan des tests d'indépendance sur les paramètres des mottes.

Le tableau 4.5 représente le bilan des tests effectués sur les paramètres des creux.

Paramètres	Test	Plausibilité
A_e^c et Υ_{he}^c	Positif	0.11
A_e^c et Υ_{ve}^c	Positif	0.53
A_e^c et B_e^c	Négatif	1×10^{-12}
A_e^c et H_e^c	Négatif	6×10^{-5}
B_e^c et Υ_{he}^c	Négatif	6×10^{-5}
H_e^c et Υ_{ve}^c	Négatif	1×10^{-13}

Tableau 4.5 : Bilan des tests d'indépendance sur les paramètres des creux.

Comme sur les paramètres des mottes, au sens du test, on note une indépendance entre A_e^c et Υ_{he}^c , A_e^c et Υ_{ve}^c et une dépendance entre A_e^c et H_e^c , entre A_e^c et B_e^c , entre B_e^c et Υ_{he}^c , entre H_e^c et Υ_{ve}^c .

Les indépendances entre $A_e^{m,c}$ et $H_e^{m,c}$, entre $A_e^{m,c}$ et $B_e^{m,c}$, entre $B_e^{m,c}$ et $\Upsilon_{he}^{m,c}$, entre $H_e^{m,c}$ et $\Upsilon_{ve}^{m,c}$ aussi bien sur les mottes que sur les creux, vont nous permettre de générer de façon indépendante les grands axes, les aplatissements horizontal et vertical. Les autres paramètres du demi-ellipsoïde seront déduits des équations (4.14) et (4.15). Quant aux orientations des mottes et des creux, on montre qu'elles sont indépendantes des grands axes et les aplatissements avec une plausibilité supérieure à 0.3.

La figure 4.8-a et la figure 4.8-b représentent les nuages de points correspondant aux centres de gravité respectivement des mottes et des trous sur la surface. On observe une équitépartition des mottes et des creux sur la surface. Le test de Chi-deux à permet de conclure à l'indépendance entre l'abscisse et l'ordonnée des centres de gravités des objets. Ceci nous

permet de conclure sur la possibilité de générer de façon indépendante les coordonnées des centres de gravités des objets.

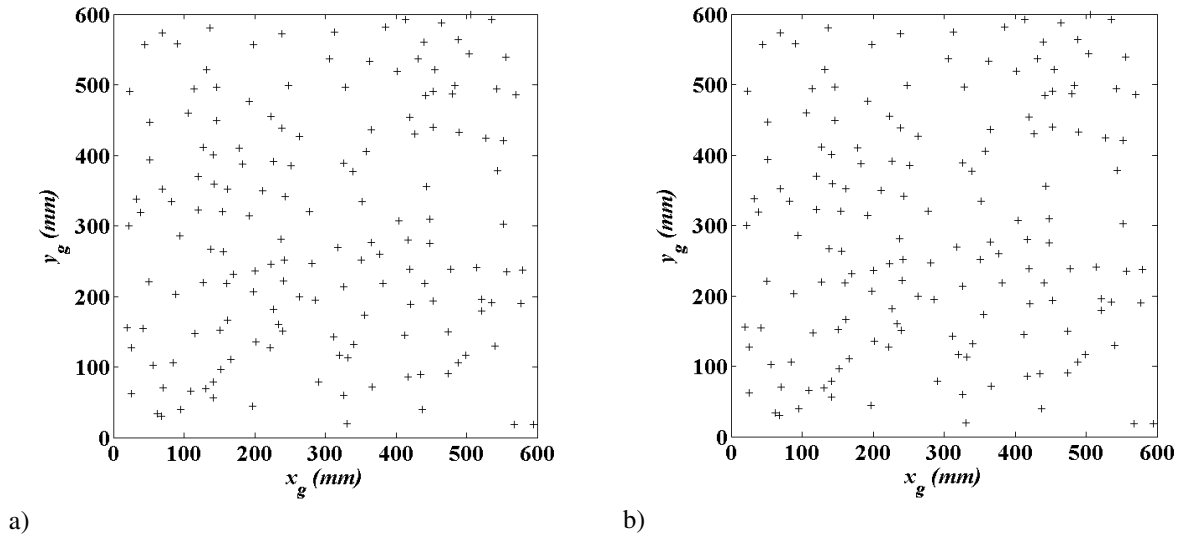


Figure 4.8 : Nuage des points des coordonnées des centres de gravité. a) mottes, b) creux.

Par ailleurs, nous savons que les trous et les mottes ne se recouvrent pas. De plus, il n'y a aucune restriction sur le fait qu'une motte doit être près d'un trou et vice versa. Donc on peut aussi générer de façon indépendante les mottes et les trous.

4.3.2 Estimation des lois de probabilité des paramètres de la demi-ellipsoïde

Nous avons le choix entre plusieurs tests, entre autres le test de Kolmogorov-Smirnov (ks) (Corder G.W et al., 2009, Eadie W.T et al., 1971), du Chi-deux (Corder G.W et al., 2009, Greenwood P.E. et al., 1996). Le test du Chi-deux se fait sur les densités de probabilité des variables aléatoires et le test de (ks) se fait sur les fonctions de répartition des variables aléatoires. Pour les contraintes liées à la recherche de la taille optimale des classes pour les tests du Chi-deux, nous avons opté pour le test de ks.

Le test d'ajustement de (ks) est un test non paramétrique qui permet de tester l'hypothèse selon laquelle les données observées sont engendrées par une loi de probabilité théorique considérée comme étant un modèle convenable. Mais contrairement au test du Chi-deux, la loi théorique doit être continue et entièrement spécifiée, sans paramètre inconnu. Dans ce test, les calculs sur les lois de probabilité se font sur les fonctions de répartition : on mesure l'écart entre la fonction de répartition théorique (Fr_n) et la fonction de répartition expérimental (Fr) où n est la taille de l'échantillon à tester. On sait que $D_n = \sup |Fr_n(x) - Fr(x)|$ est asymptotiquement distribué comme suit :

$$P(\sqrt{n}D_n < y) \rightarrow \sum_{-\infty}^{+\infty} (-1)^k \exp(-2k^2 y^2) = K(y). \quad 4.17$$

La fonction $K(y)$ a été tabulée et fournit donc un test de :

$$\begin{cases} H_0: Fr(x) = Fr_0(x) \\ H_1: Fr(x) \neq Fr_0(x) \end{cases} \quad 4.18$$

La région critique est définie par $D_n > y/\sqrt{n}$. Elle correspond à la région dans laquelle le test est accepté. En pratique, au seuil $\alpha = 0.05$ et si $n \geq 150$ la région critique est $D_n > 1.3581/\sqrt{n}$.

Dans notre cas, nous avons des suites aléatoires et aucune information sur la loi de probabilité théorique. En fonction de la forme des histogrammes des variables aléatoires, nous avons émis les hypothèses sur les choix des lois de probabilité. Pour chaque loi, à l'aide du procédé développé par Hahn et al. (1994), nous avons estimé les paramètres de la loi dont la fonction de répartition théorique s'ajuste au mieux à la fonction de répartition expérimentale. Toutes les lois utilisées ont fait l'objet d'une étude des lois statistiques de l'imagerie cohérente par Nicolas Jean-Marie (2006). Le tableau 4.6 présente l'ensemble des lois testées et leurs fonctions de répartition. p_1 et p_2 sont les paramètres des lois.

Lois	Densité de probabilité	Domaine de définition
Uniforme	$p_U(u) = \begin{cases} \frac{1}{p_2 - p_1} & \text{pour } p_1 < u < p_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$	$p_1, p_2 \in]-\infty, +\infty[\\ p_1 < u < p_2$
Bêta	$p_B(u) = \frac{\Gamma(p_1 + p_2)}{\Gamma(p_1)\Gamma(p_2)} u^{p_1-1} (1-u)^{p_2-1}$	$p_1 > 0, p_2 > 0 \\ u \in [0, 1]$
Gamma	$p_G(u) = \frac{1}{\Gamma(p_2)} \frac{p_2}{u} \left(\frac{p_2 u}{p_1}\right)^{p_2-1} \exp\left(-\frac{p_2 u}{p_1}\right)$	$p_1 > 0, p_2 > 0 \\ u \in [0, +\infty[$
Weibull	$p_W(u) = \frac{p_2}{p_1} \left(\frac{u}{p_1}\right)^{p_2-1} \exp\left(-\left(\frac{u}{p_1}\right)^{p_2}\right)$	$p_1 > 0, p_2 > 0 \\ u \in [0, +\infty[$
Rayleigh	$p_R(u) = \begin{cases} \frac{u}{p_1^2} \exp\left(-\frac{u^2}{2p_1^2}\right) & \text{si } u \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$	$p_1 > 0 \\ u \in [0, +\infty[$

Tableau 4.6 : Bilan des lois testées.

On a : $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} \exp(-t) t^{x-1} dt$ et, p_U, p_B, p_G, p_W et p_R désignent les densités de probabilité respectives des lois Uniforme, Bêta, Gamma, Weibull et Rayleigh. Pour la loi Uniforme, les

paramètres p_1 et p_2 sont des réels qui définissent le support de la loi. Quant à la loi Bêta les paramètres p_1 et p_2 sont des réels supérieurs à zéro. Ce sont les paramètres de forme. Pour la loi Gamma, les deux paramètres doivent être strictement supérieurs à zéro. Le premier paramètre est un paramètre de forme et le second un paramètre d'échelle. Contrairement à la loi Gamma, le premier paramètre de la loi Weibull est un paramètre d'échelle et le second un paramètre de forme. Ils doivent être tous deux réels et strictement supérieurs à zéro. Enfin, la loi Rayleigh est définie par un paramètre d'échelle.

4.3.2.1 Loi de probabilité des aplatissements horizontaux

Par définition de l'aplatissement horizontal, Υ_{he}^m prend ses valeurs entre 0 et 1 car a_e et b_e sont strictement positifs et $a_e \geq b_e$. Ceci restreint le nombre de lois à tester et entre dans le domaine de définition de la loi Bêta. Nous avons fait l'hypothèse sur la loi Bêta. L'allure de l'histogramme de Υ_{he}^m permet aussi de faire une hypothèse sur la loi gamma et la loi de Weibull. Pour l'aplatissement horizontal des mottes, nous avons émis trois hypothèses de loi de probabilité.

- H1 : Υ_{he}^m suit une loi Bêta,
- H2 : Υ_{he}^m suit une loi gamma,
- H3 : Υ_{he}^m suit une loi de Weibull.

La figure 4.9 représente l'histogramme normalisé de la variable aléatoire Υ_{he}^m superposé aux densités de probabilité des lois Bêta, Gamma et Weibull.

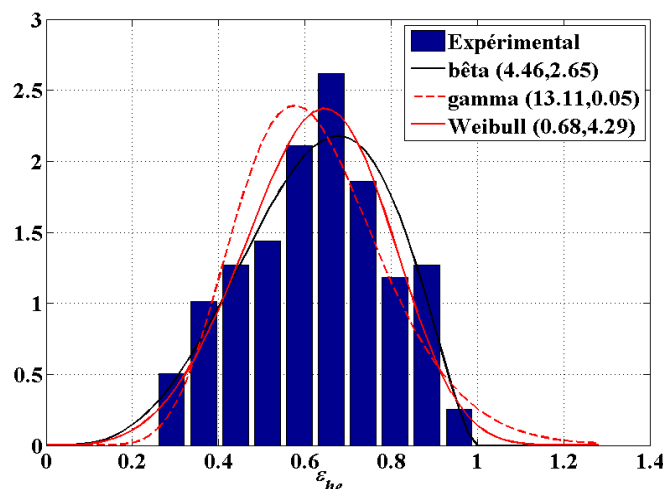


Figure 4.9 : Histogramme normalisé de l'aplatissement horizontal des mottes et densités de probabilité des lois testées.

Les lois de Bêta et de Weibull s'ajustent mieux à l'histogramme que la loi de Gamma. Le test de (ks) confirme l'hypothèse H1 avec une p-valeur de 0.44 et l'hypothèse H3 avec une p-

valeur de 0.15. L'hypothèse H2 est infirmée. On peut conclure que Υ_{he}^m peut suivre, au regard du test de Kolmogorov-Smirnov, une loi bêta de paramètres 4.46 et 2.65 (voir tableau 4.7). Quant à l'aplatissement horizontal des creux (Υ_{he}^c), par définition, il est aussi compris entre 0 et 1. L'étude et les tests effectués sur Υ_{he}^m ont été repris. On conclut que Υ_{he}^c suit, au regard du test de (ks), une loi bêta de paramètres 4.32 et 3.24 (voir tableau 4.8).

Si on regarde les fonctions de répartition théoriques (loi Bêta) et expérimentales de Υ_{he}^m et Υ_{he}^c (figure 4.10), on peut dire qu'elles sont très proches l'une de l'autre. On estime une erreur relative entre les deux courbes par l'équation 4.13. Ici, ψ_1 est la fonction de répartition expérimentale et ψ_2 la fonction de répartition théorique. On note une erreur de 3% pour les mottes et de 4% pour les creux sur les deux courbes.

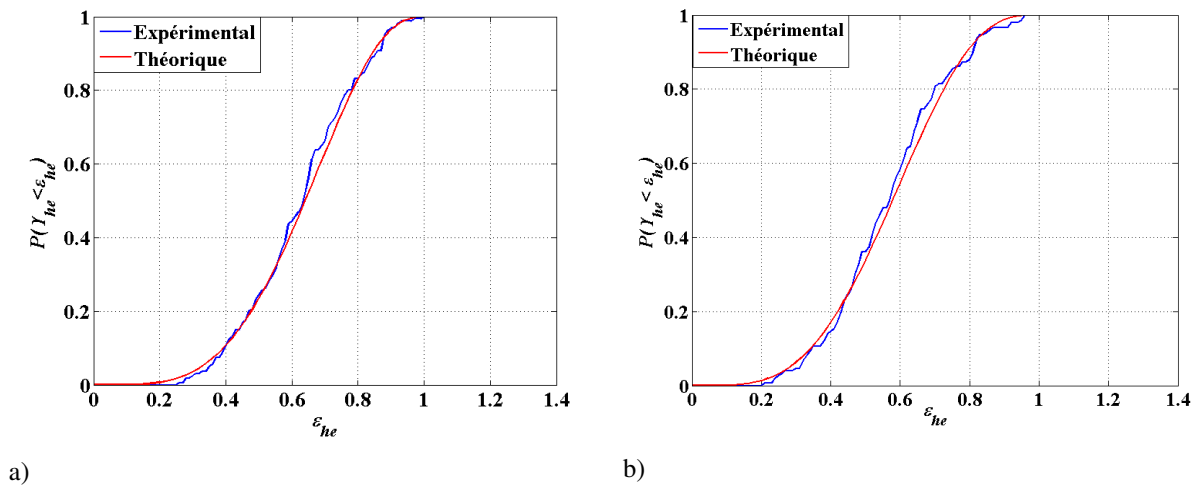


Figure 4.10 : Fonctions de répartition des aplatissements horizontaux. a) Mottes, b) Creux.

4.3.2.2 Loi de probabilité des aplatissements verticaux

Concernant l'aplatissement vertical des mottes et creux ($\Upsilon_{ve}^{m,c}$), on se rend compte qu'ils sont compris entre 0 et 1. D'après la définition d'un demi-ellipsoïde, la valeur de $\Upsilon_{ve}^{m,c}$ peut être supérieure à 1. Mais dans ce cas, la surface de contact de l'objet au sol est plus petite que la surface de prise au vent. Ce cas est rarement observé sur un semis. On peut donc raisonnablement conclure que l'aplatissement doit être compris entre 0 et 1. Nous avons testé la loi Bêta et la loi Gamma. Les tests sur les deux lois sont positifs mais, la plus forte plausibilité est obtenue avec la loi Gamma.

En conclusion, les aplatissements verticaux suivent, au regard du test (ks), la loi gamma avec des paramètres qui varient en fonction de l'objet analysé (voir tableau 4.7 et tableau 4.8). Υ_{ve}^m suit une loi gamma de paramètres 2.87 et 0.04 et Υ_{ve}^c , une loi gamma de paramètres 2.35 et 0.04. La figure 4.11 représente les fonctions de répartition expérimentales

et théoriques (loi gamma) des aplatissements verticaux des mottes et des creux. Les courbes sont proches les unes des autres mais, elles semblent un peu plus distantes pour les creux. Ceci se confirme quand on calcule l'erreur relative (équation 4.13) entre elles. Elle est de 2% pour les mottes et de 3% pour les creux. En conclusion, les aplatissements verticaux peuvent suivre, au sens du test de (ks), la loi gamma avec des paramètres qui varient en fonction de l'objet analysé.

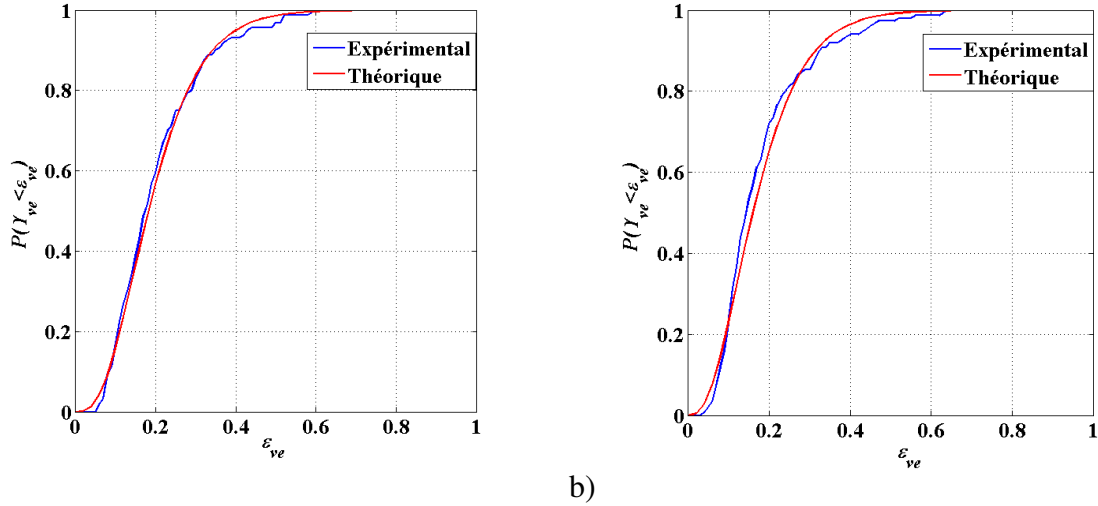
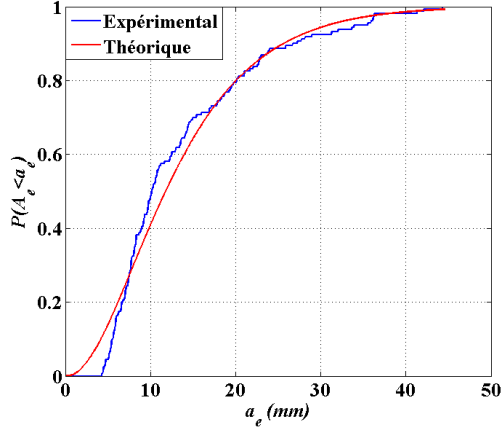


Figure 4.11 : Fonctions de répartition des aplatissements verticaux. a) Mottes, b) Creux.

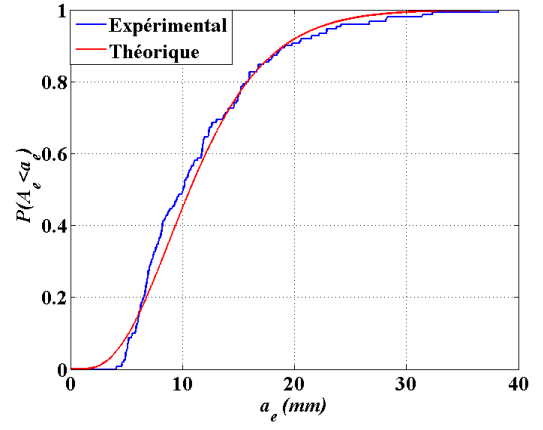
4.3.2.3 Loi de probabilité des grands axes

Les valeurs du grand axe sont positives et non nulles. Le nombre d'objets diminue au fur et à mesure que la taille augmente. En fonction de ces critères, les lois Gamma, Weibull et Rayleigh (Jean-Marie Nicolas 2006) ont été des hypothèses de loi de probabilité. Le test de (ks) est négatif pour les lois de Weibull et Rayleigh et positif pour la loi Gamma pour les mottes et creux.

En conclusion, les grands axes peuvent suivre, au sens du test (ks), la loi gamma avec des paramètres qui varient en fonction de l'objet analysé (voir tableau 4.7 et tableau 4.8). A_e^m suit une loi gamma de paramètres 2.34 et 5.84 et A_e^c , une loi gamma de paramètres 3.45 et 3.35. La figure 4.12 représente les fonctions de répartition expérimentales et théoriques (loi gamma) des grands axes des mottes et creux. On note un décalage entre les deux courbes à l'origine. Les courbes ont la même allure mais, on ne peut pas dire qu'elles se superposent. Ceci se confirme quand on calcule l'erreur entre elles. Elle est égale à 7% pour les mottes et 5% pour les creux. En tronquant la courbe à la valeur minimale des grands axes, on divise l'erreur commise par 2 aussi bien pour les mottes que pour les creux. On peut aussi décaler les valeurs des grands axes de leurs minima respectifs.



a)



b)

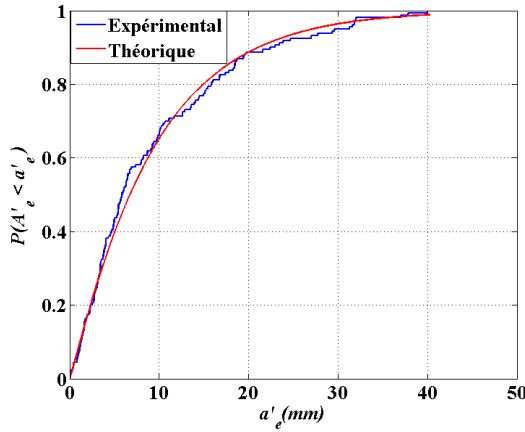
Figure 4.12 : Fonctions de répartition des grands axes. a) Mottes, b) Creux.

On définit les variables aléatoires $A_e^{m'}$ et $A_e^{c'}$ suivantes :

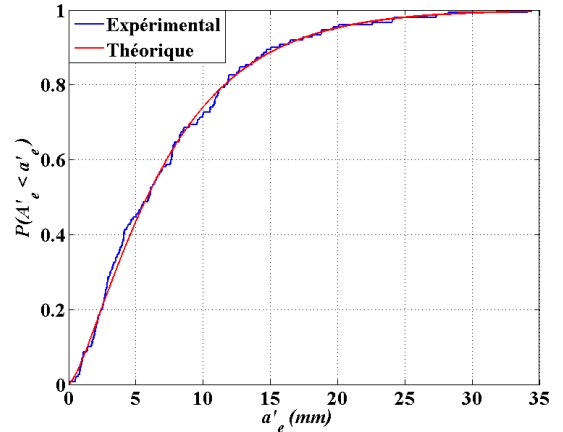
$$A_e^{m'} = A_e^m - a_{\min}^m \quad 4.19$$

$$A_e^{c'} = A_e^c - a_{\min}^c \quad 4.20$$

$a_{\min}^m$ et $a_{\min}^c$ représentent les valeurs minimales observées pour les mottes et pour les creux. $a_{\min}^m$ est égale à 4.3 mm et $a_{\min}^c$, égale à 4.1 mm. Rappelons que ces valeurs sont proches du rayon équivalent minimal $r_{\min}$ des objets que peut détecter la méthode de hiérarchie de contour. On montre que $A_e^{m'}$ suit une loi gamma de paramètres 1.45 et 5.19 et $A_e^{c'}$ suit une loi gamma de paramètres 1.07 et 8.68. La figure 4.13 présente les fonctions de répartition théorique et expérimentale de $A_e^{m'}$ et $A_e^{c'}$.



a)



b)

Figure 4.13 : Fonctions de répartition des grands axes décalés. a) Mottes, b) Creux.

L'erreur entre les deux courbes est réduite. Elle est de 2% pour les mottes et de 2% pour les creux. Connaissant les lois de $A_e^{m'}$ et $A_e^{c'}$ et leurs minima respectifs (approchés par le rayon équivalent minimal), on peut en déduire la suite de variables A_e^m et A_e^c .

4.3.2.4 Loi de probabilité des orientations

La figure 4.14 représente les nuages de points du grand axe en fonction de l'orientation des mottes et des creux. On note une équi-répartition des mottes et des creux dans toutes les directions. Nous faisons l'hypothèse de lois uniformes entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$. Le test de (ks) est positif dans les deux cas. On montre que, pour les mottes, Θ_e^m suit une loi uniforme de paramètres 1.54 et 1.55 et Θ_e^c suit une loi uniforme de paramètres -1.57, 1.57 (voir tableau 4.7 et tableau 4.8).

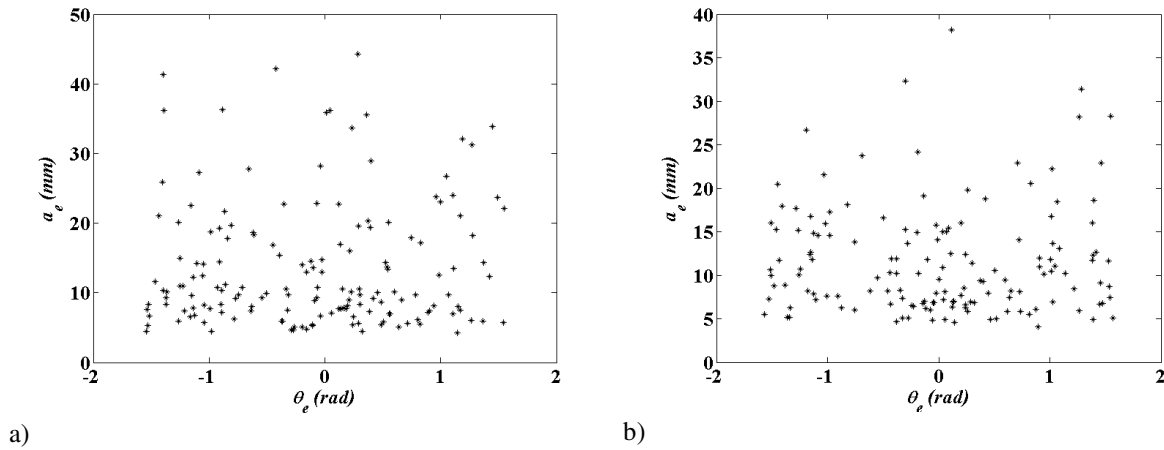


Figure 4.14 : Nuages de points des orientations. a) Mottes, b) Creux.

La figure 4.15 présente les fonctions de répartition expérimentales et théoriques des orientations. L'erreur entre les deux courbes est de 7% pour Θ_e^m et de 4% pour Θ_e^c . Cette erreur reste acceptable et l'hypothèse d'une loi uniforme reste la meilleure.

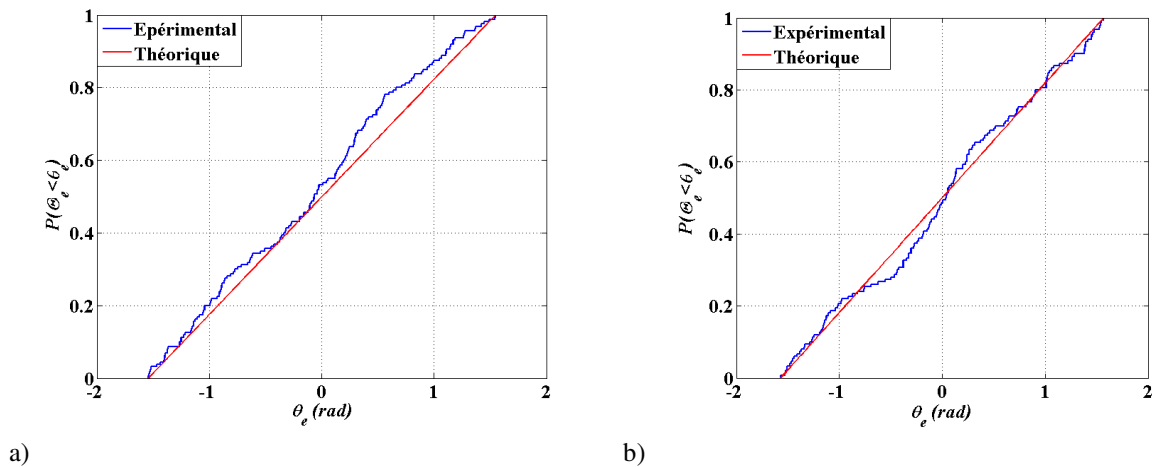


Figure 4.15 : Fonctions de répartition des orientations. a) mottes, b) creux

4.3.2.5 Loi de probabilité des centres de gravité

Précédemment, on a vu que les mottes et les creux étaient répartis de façon uniforme sur la surface. Il est naturel de faire une hypothèse de loi uniforme pour les coordonnées de centres de gravité des mottes et des creux. Le test de (ks) confirme cette hypothèse. Pour les mottes, X_{ge}^m et Y_{ge}^m suivent une loi uniforme de paramètres 20 et 595 et, pour les creux, X_{ge}^c et Y_{ge}^c suivent une loi uniforme de paramètres 10 et 595 (voir tableau 4.7 et tableau 4.8).

La figure 4.16 présente les fonctions de répartition théoriques et expérimentales des coordonnées des centres de gravités des mottes et des creux. La différence entre les courbes varie en fonction de la variable aléatoire traitée. Elle est de 5% sur X_{ge}^m , de 3% sur Y_{ge}^m et de 4% sur X_{ge}^c et de 3% sur Y_{ge}^c .

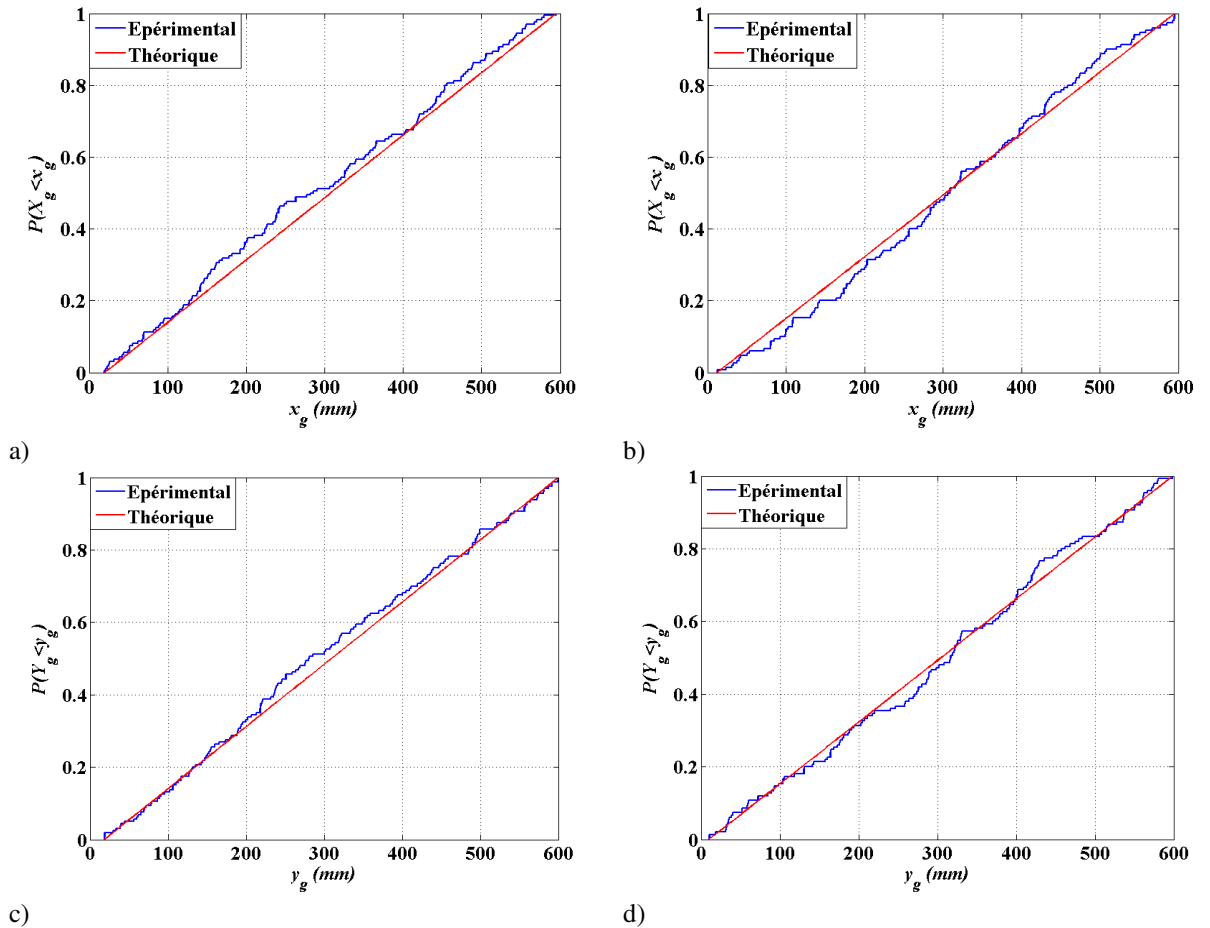


Figure 4.16 : Fonctions de répartition des coordonnées des centres de gravité. a) X_g mottes, b) X_g creux, c) Y_g mottes, d) Y_g creux.

4.3.2.6 Bilan sur les lois de probabilité des paramètres des demi-ellipsoïdes

Le tableau 4.7 présente le récapitulatif des lois retenues pour les mottes et le tableau 4.8 le récapitulatif des lois retenues pour les creux. Les paramètres p_1 et p_2 des lois sont donnés avec une incertitude. Ces incertitudes sont les écart-types estimés sur les paramètres des lois par la méthode du maximum de vraisemblance. Pour les deux types d'objet, les lois des paramètres sont identiques mais, les paramètres des lois changent en fonction du type d'objets (mottes ou creux) et il est donc imprudent de conclure que les mottes sont les complémentaires des trous.

	lois	p-valeurs	p_1	p_2
A_e^m (mm)	Gamma	0.33	2.34±0.5	5.84±0.9
$A_e^{m'}$ (mm)	Gamma	0.46	1.07±0.19	8.68±1.88
Υ_{he}^m	Bêta	0.36	4.46±0.87	2.65±0.41
Υ_{ve}^m	Gamma	0.53	2.87±0.49	0.04±0.01
Θ_e^m (rad)	Uniforme	0.13	-1.54±0.1	1.55±0.1
X_{ge}^m (mm)	Uniforme	0.24	20	595
Y_{ge}^m (mm)	Uniforme	0.69	20	595

Tableau 4.7 : Récapitulatif des tests positifs sur les lois et leurs paramètres. Cas des mottes.

	lois	p-valeurs	p_1	p_2
A_e^c (mm)	Gamma	0.72	3.45±0.83	3.35±0.56
$A_e^{m'}$ (mm)	Gamma	0.86	1.45±0.26	5.19±1.12
Υ_{he}^c	Bêta	0.76	4.32±0.89	3.24±0.55
Υ_{ve}^c	Gamma	0.20	2.35±0.52	0.04±0.01
Θ_e^c (rad)	Uniforme	0.13	-1.57±0.1	1.57±0.1
X_{ge}^c (mm)	Uniforme	0.59	12	595
Y_{ge}^c (mm)	Uniforme	0.51	12	595

Tableau 4.8 : Récapitulatif des tests positifs sur les lois et leurs paramètres. Cas des creux.

Connaissant les lois de probabilité des paramètres $A_e^{m,c}$, $\Upsilon_{he}^{m,c}$ et $\Upsilon_{ve}^{m,c}$, on en déduit les valeurs h_e et b_e aussi bien pour les mottes que pour les creux par les équations :

$$h_e = 2 \times a_e \times \varepsilon_{ve} \quad 4.21$$

et

$$b_e = a_e \times \varepsilon_{he} . \quad 4.22$$

Les autres paramètres sont tirés de façon indépendante. Il s'agit de l'orientation et la position des objets.

4.4 Procédure de génération des objets posés sur une surface plane

Dans le paragraphe 4.3.2, nous avons exhibé les lois de probabilités des paramètres des mottes et des creux sur une surface de taille 600x600 mm². Nous allons utiliser ces lois pour la génération des mottes et des creux sur une surface plane. La génération de la surface numérique avec des objets se fait comme suit :

- Définition du nombre d'objets qui est égal au produit de la densité surfacique d_o par l'aire de la surface que l'on souhaite générer (avec $d_o=861$ objets par m² pour le semis étudié)
- Tirage des paramètres a_e , ε_{he} et ε_{ve} des mottes et des creux suivant leurs lois.
- Déduction des paramètres h_e et b_e par les équations (4.21) et (4.22).
- Rangement des paramètres dans l'ordre décroissant par rapport au produit $a_e \times b_e$ des mottes et creux séparément.
- Tirage d'une variable aléatoire P uniforme entre 0 et 1. Si $P < 0.5$, l'objet est un creux sinon c'est une motte. Ce seuil de 0.5 indique que nous supposons qu'une surface présente autant de mottes que de creux. Sur le semis étudié, ce seuil est égal à 0.48.
- En fonction de la nature de l'objet, choix des paramètres correspondant et on le construction suivant l'équation (4.5).
- En fonction de la nature de l'objet, tirage des coordonnées du centre de gravité de l'objet.
- Calcul du taux de recouvrement surfacique de l'objet par rapport aux autres objets sur la surface. S'il est nul, on pose l'objet sinon on fait un autre tirage des coordonnées du centre de gravité. Après 20 tirages si on ne parvient pas à poser l'objet on passe à l'objet suivant. Cette étape traduit le fait que les fonctions $m_l(x, y)$ et $c_l(x, y)$ décrivant les mottes et les trous ont des supports disjoints.

- Arrêt quand on a parcouru l'ensemble des paramètres des mottes et creux simulés.

Les grands axes peuvent être simulés suivant les lois de A_e^m pour les mottes et A_e^c pour les creux. Dans ce cas, on ne considère que les valeurs supérieures aux minima des grands axes imposés par les détections. Ils peuvent aussi être simulés en suivant les lois de $A_e^{m'}$ pour les mottes et $A_e^{c'}$ pour les creux. Dans ce cas, on ajoute aux valeurs simulées le rayon équivalent minimal.

4.4.1 Validation des surfaces générées

Pour valider le générateur de surface par objets structurants, nous déterminons les fonctions de répartition des paramètres h_e et b_e déduits des équations 4.13 et 4.14 pour une surface simulée (surf-simul) et comparons ces fonctions de répartition à celles des paramètres h_e et b_e de la surface (surf-ell). Nous rappelons que la surface (surf-ell) est formée des demi-ellipsoïdes ajustés sur les objets détectés par la méthode HC et posés sur un plan horizontal. La simulation des paramètres des demi-ellipsoïdes est faite à l'aide des paramètres statistiques et des lois donnés dans le tableau 4.7 pour les mottes et dans le tableau 4.8 pour les creux. La figure 4.17 représente une réalisation de la surface générée. Pour cette réalisation, les 310 objets simulés ont été posés sur la surface.

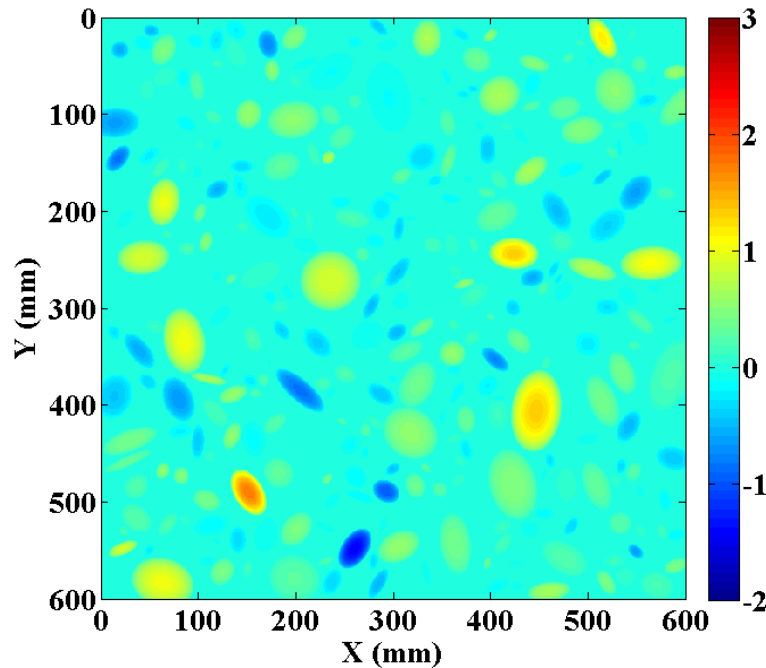


Figure 4.17: Exemple d'une surface générée.

Sur la surface formée des demi-ellipsoïdes ajustés aux mottes, agrégats et creux (surf-ell), la valeur des hauteurs de l'image varie entre -1.5 cm et 1.6 cm. Il en est de même pour la surface

simulée (surf-simul). La figure 4.18 présente les fonctions de répartition des paramètres (petit axe et hauteur) des mottes et creux des surfaces (surf-ell) et (surf-simul).

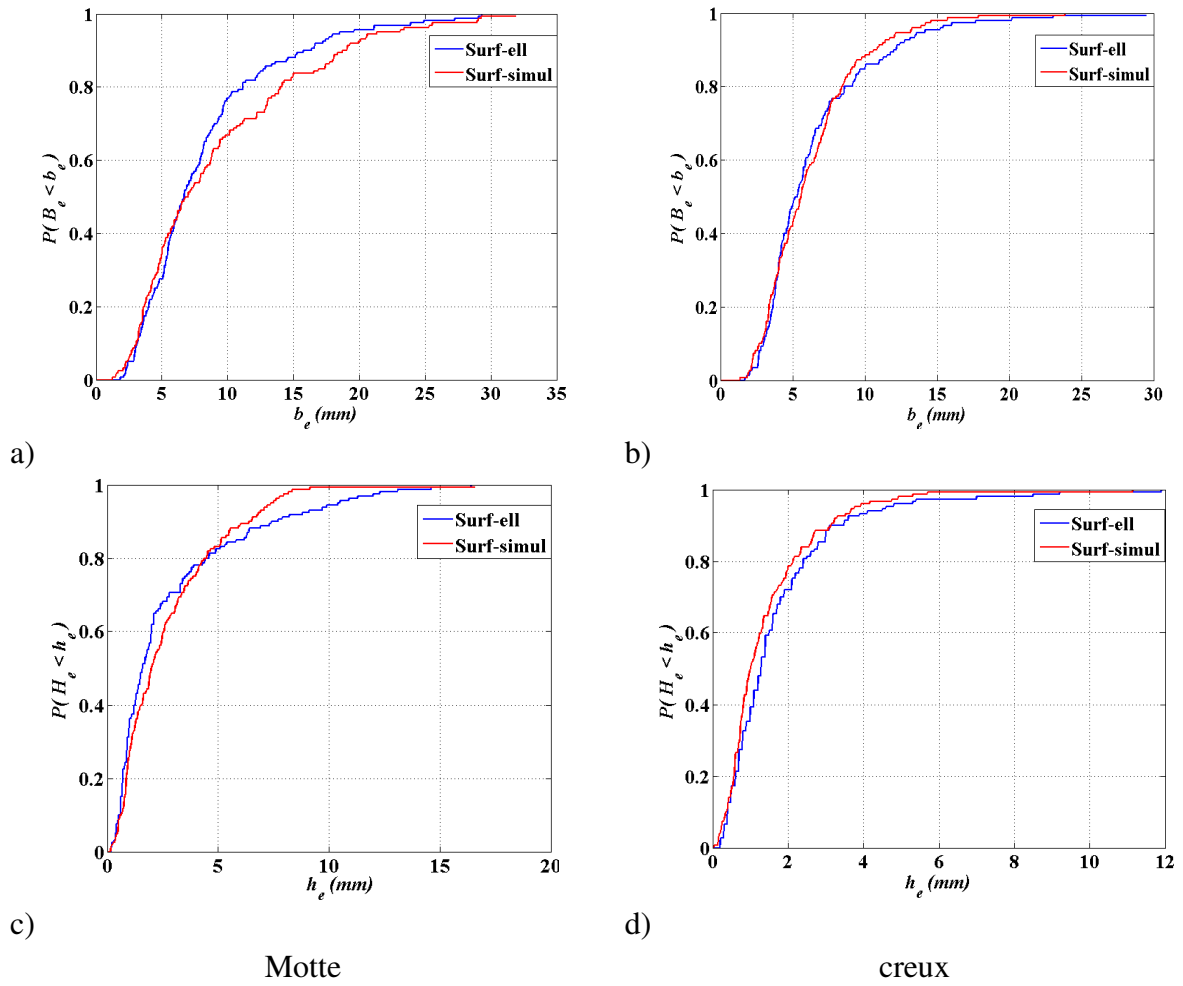


Figure 4.18 : Fonctions de répartition du petit axe des mottes (a) et des creux (b) et de la hauteur des mottes (c) et des creux (d) pour les surfaces (surf-ell) et (surf-simul).

Les courbes sont assez proches les unes des autres mais elles sont plus proches pour les creux. Les résultats changent d'une réalisation à une autre. Le tableau 4.9 présente les erreurs relatives sur les fonctions de répartition des paramètres h_e et b_e des mottes et des creux. Le calcul de l'erreur est donné par l'équation (4.13) où ψ_1 est une fonction de répartition d'un des paramètres géométriques des demi-ellipsoïdes associés à la surface (surf-ell) et ψ_2 une fonction de répartition d'un des paramètres géométriques associés à la surface (surf-simul). Ces erreurs sont une combinaison des erreurs faites sur la simulation des paramètres a_e , ε_{he} et ε_{ve} . La différence entre l'erreur produite sur les mottes et sur les creux est liée à l'erreur faite sur l'estimation des grands axes et sur les différents aplatissements.

	Mottes		Creux	
Paramètres	h_e	b_e	h_e	b_e
Err	4.2%	5.1%	2.3%	2.7%

Tableau 4.9: Erreur faite sur les paramètres h_e et b_e pour une réalisation.

Pour valider le générateur, nous pouvons comparer les fonctions d'autocorrélation associées à la surface simulée (surf-simul) et à la surface (surf-ell). La figure 4.19 présente les coupes dans les plans (Oyz) et (Oxz) des deux fonctions d'autocorrélation. On note une certaine proximité des lobes principaux. Pour cette réalisation, la valeur moyenne des hauteurs de la surface (surf-ell) est presque nulle et celle de la surface (surf-simul) est non nulle et positive. La valeur de l'autocorrélation à l'origine pour la surface simulée (surf-simul) est légèrement supérieure à celle obtenue sur la surface (surf-ell). Contrairement à celle de la figure 4.5, les ondulations autour des lobes principaux ne se superposent pas. Ceci est dû au fait que les positions et les tailles des objets sur la surface ne sont pas les mêmes.

Nous pouvons approcher ces fonctions d'autocorrélation par le modèle défini au chapitre 1 et introduire les trois paramètres : l'écart type, la longueur de corrélation et l'exposant de rugosité. Rappelons que ces paramètres sont obtenus par minimisation de l'équation (1.23). Le tableau 4.10 donne les valeurs de ces paramètres statistiques. La longueur de corrélation et l'écart type des hauteurs pour la surface simulée sont supérieurs à ceux de la surface (surf-ell). Le caractère isotrope de la surface simulée est maintenu. Les exposants de rugosité permettent de dire que les autocorrélations des deux surfaces ne sont ni gaussiennes ni exponentielles.

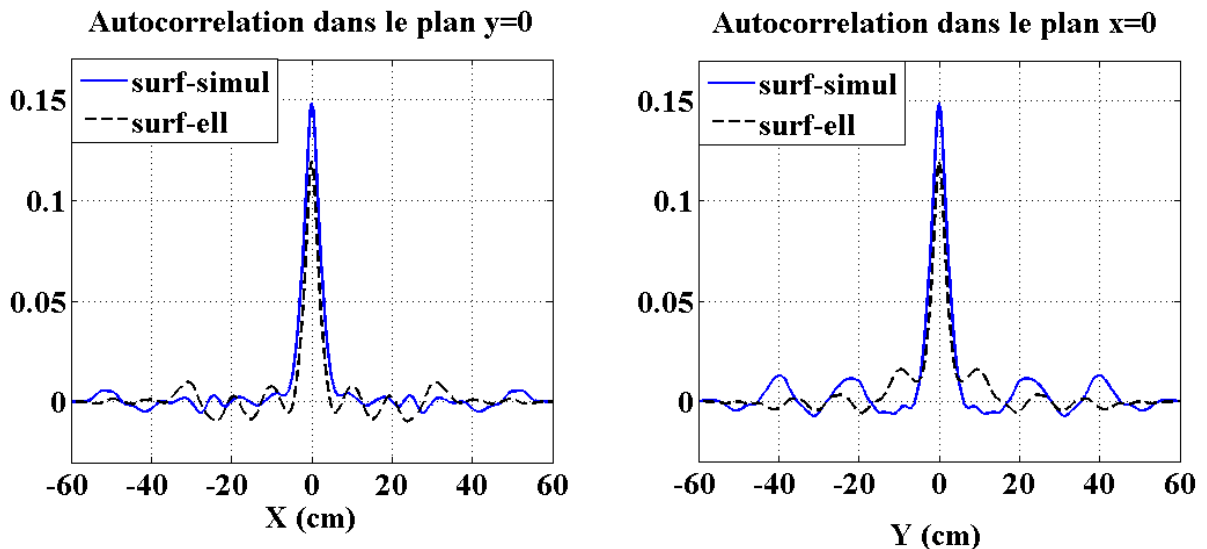


Figure 4.19 : Autocorrélations des surfaces surf-ell et surf-simul dans les plans (Oxz) et (Oyz).

Paramètres statistiques	Ecart type de hauteurs en cm	Longueur de corrélation en cm	Exposant de rugosité	Indice d'isotropie
Surf-ell	0.35	2.46	0.80	0.94
Surf-simul	0.39	2.92	0.68	0.91

Tableau 4.10 : Paramètres statistiques et facteurs d'isotropie estimés sur les surfaces (surf-ell) et une surface simulée (surf-simul).

Sur une réalisation, on fait une erreur moyenne de 4% sur la simulation des valeurs des petits axes et des hauteurs des demi-ellipsoïdes (tableau 4.11). Ces erreurs se répercutent sur l'autocorrélation de la surface simulée. Pour réduire ces erreurs, il faut avoir un plus grand nombre d'échantillons. Ceci entraîne soit d'avoir une surface plus grande, soit la simulation de plusieurs surfaces. Simulons 100 surfaces.

Le tableau 4.12 donne les erreurs faites sur les paramètres h_e et b_e sur 100 réalisations. Par rapport aux valeurs du tableau 4.8, on note une réduction des erreurs sur les paramètres déduits des équations (4.21) et (4.22). Les erreurs sont plus faibles pour les creux.

	Mottes		Creux	
Paramètres	h_e	b_e	h_e	b_e
Err	1.6%	1.6%	1.4%	0.1%

Tableau 4.12 : Erreurs faites sur les paramètres h_e et b_e pour 100 réalisations.

La figure 4.20 présente l'autocorrélation de la surface surf-ell et la moyenne des autocorrélations sur 100 surfaces (surf-simul) issues du générateur. Pour les 100 réalisations, la variance moyenne est égale à 0.11. Ceci produit une légère différence entre les deux pics à l'origine mais les lobes principaux se superposent. L'effet de moyenner réduit voir annule les oscillations autour du lobe principal. L'autocorrélation moyennée est légèrement supérieure à l'axe des abscisses. Ceci est dû au fait que pour la plupart des réalisations, la moyenne des hauteurs sur la surface est non nulle et supérieure à zéro car les paramètres géométriques des mottes sont plus grands que ceux des trous.

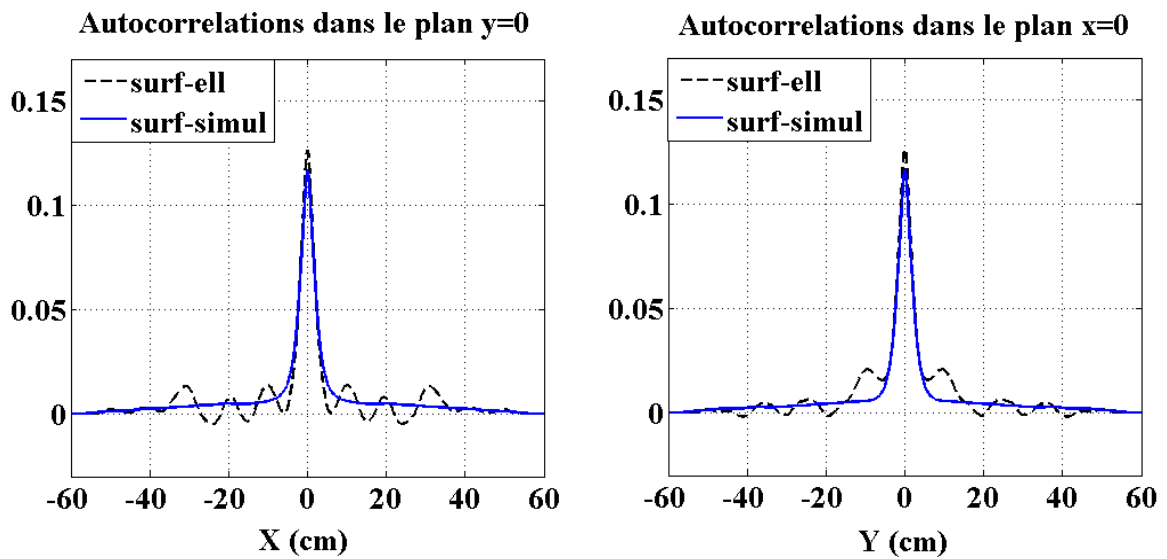


Figure 4.20 : Autocorrélation de la surface surf-ell et moyenne des autocorrélations de 100 surfaces surf-simul. Coupes dans les plans (Oxz) et (Oyz).

Le tableau 4.13 montre les paramètres statistiques moyennés sur les 100 réalisations. Ces moyennes sont proches des valeurs associées à la surface (surf-ell). Le biais reste élevé sur l'exposant de rugosité.

Paramètres statistiques	Ecart type de hauteurs en cm	Longueur de corrélation en cm	Exposant de rugosité	Indice d'isotropie
Surf-ell	0.35	2.46	0.80	0.94
Moyenne	0.33	2.33	0.62	0.92

Tableau 4.13 : Paramètres statistiques et facteurs d'isotropie moyenne sur 100 réalisations.

4.4.2 Influence de l'orientation des mottes et creux sur l'isotropie de la surface

Les paramètres utilisés dans ce paragraphe sont identiques à ceux utilisés dans le paragraphe 4.4.1 à la seule différence que tous les objets posés sur la surface ont une même orientation égale à 0° . Le tableau 4.14 donne l'écart type des hauteurs et le facteur d'isotropie moyennés sur 100 réalisations.

Paramètres statistiques	Ecart type de hauteurs en cm	Indice d'isotropie
Moyenne	0.32	0.66

Tableau 4.14: Ecart type des hauteurs et facteur d'isotropie moyennés sur 100 réalisations avec $\theta_e = 0^\circ$.

Nous avons vérifié que toutes les réalisations étaient anisotropes. La valeur du facteur d'isotropie moyen est égale à 0.66 et l'écart-type égal à 0.05. La valeur de l'écart-type des hauteurs est proche de la valeur obtenue dans le tableau 4.13.

Cette étude permet de dire que l'isotropie du semis est liée à l'orientation des objets sur la surface. L'isotropie de la surface est assurée si l'orientation des objets suit une loi uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$. Le caractère isotrope a aussi été observé sur le sol artificiel surf3 (chapitre 1, paragraphe 1.4). Pour ce sol, nous avons cherché à positionner les mottes avec une orientation uniforme. L'hypothèse émise au paragraphe 1.4 (une loi uniforme induit l'isotropie) semble être confirmée par cette étude.

4.4.3 Analyse des objets détectés sur une surface Gaussienne et isotrope simulée

Au chapitre 1, nous avons montré que le semis peut être raisonnablement décrit par un processus Gaussien et isotrope. Dans le chapitre 2, nous avons étudié une surface générée par filtrage. Cette surface est une réalisation d'un processus gaussien et isotrope. La fonction d'autocorrélation est donnée par le modèle du chapitre 1 (équation 1.20) avec les mêmes caractéristiques statistiques que la surface naturelle (le semis Surf2). Sur cette surface, nous avons détecté 33 mottes et 33 creux à l'aide de l'algorithme de hiérarchie de contour (figure 4.21). Nous allons poser ces objets sur une surface plane, les approcher par des demi-ellipsoïdes et estimer leurs paramètres statistiques. On note (surf-simul-GI) la surface obtenue (voir figure 4.22).

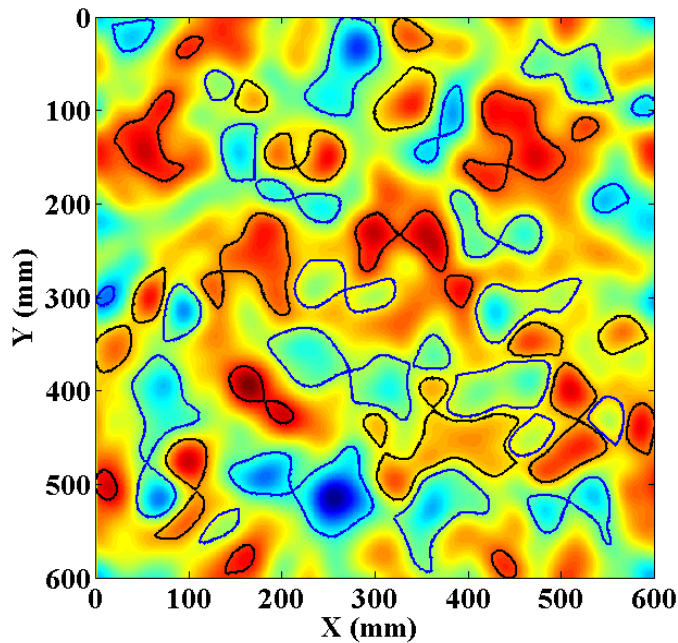


Figure 4.21 : Contours des objets sur la surface simulée. En noir, contours des mottes. En bleu, contours des creux.

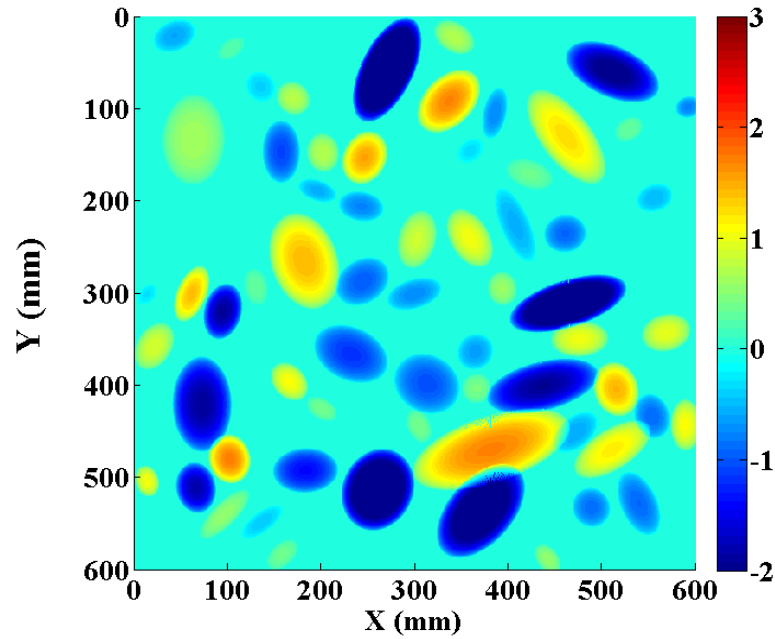


Figure 4.22 : Image des hauteurs (en cm) des mottes et creux détectés sur la surface gaussienne et isotrope générée par filtrage et posés sur un plan horizontal.

La figure 4.22 montre le recouvrement de quelques ellipses. Le tableau 4.15 présente les valeurs moyennes des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustée aux mottes et creux détectés sur la surface simulée et la surface réelle.

Surfaces	Objets	a_e en mm	b_e en mm	h_e en mm
Surf-ell	Motte	13.64	8.19	5.82
	Creux	11.55	6.47	5.82
Surf-simul-GI	Mottes	29.50	18.2	9
	creux	32.80	19.9	11.9
33 plus grandes hauteurs de surf-ell	Mottes	28.87	17.22	10.45
	Creux	21.26	13.05	5.33

Tableau 4.15 : Moyennes des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustés aux mottes et creux détectés sur la surface réelle (surf-ell), ceux issus de la surface générée par filtrage (surf-simul-GI), et ceux ayant les 33 plus grandes hauteurs de la surface réelle.

Les valeurs des paramètres des demi-ellipsoïdes ajustés sur la surface simulée (surf-simul-GI) sont nettement plus grandes en moyenne. Par ailleurs, en sélectionnant les mottes et creux ayant les 33 plus grandes hauteurs, en moyenne, on se rapproche des valeurs obtenues sur la surface simulée. Sur la figure 4.23, nous avons superposé les fonctions d'autocorrélation

des deux surfaces. Malgré la différence entre le nombre d'objets détectés sur les deux surfaces et leurs dimensions moyennes, on note une bonne superposition des lobes principaux.

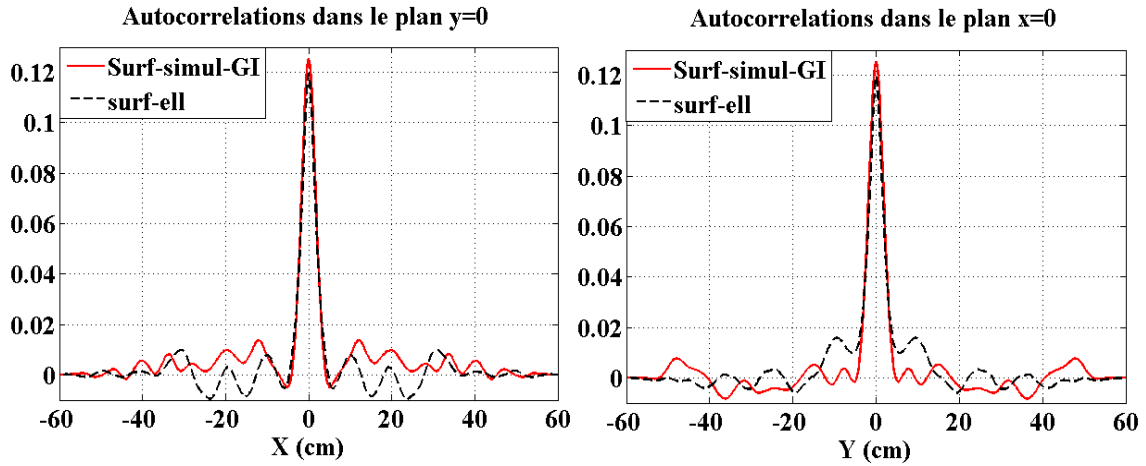


Figure 4.23 : Autocorrélations des surfaces surf-mc et surf-simul-GI dans les plans (Oxz) et (Oxz) .

Les objets détectés sur la surface simulée issue d'un processus Gaussien et isotrope ont des dimensions plus grandes (en moyenne) que les objets détectés sur le semis agricole. On peut donc conclure que :

- le lobe principal de la fonction d'autocorrélation dépend avant tout des objets les plus grands. Il est peu sensible aux petits objets détectés.
- Le modèle global présenté au chapitre 1 est insuffisant. Certes, il permet de donner la fonction d'autocorrélation mais il ne permet pas l'accès aux agrégats, aux mottes et aux creux de petites dimensions. Il y a une perte d'informations. Il ne peut pas donner les lois de probabilités des objets présents sur la surface agricole.

4.6 Caractérisation du substrat

La fonction $a(x, y)$ représente la surface agricole. Au paragraphe 4.1, cette fonction est définie comme la somme des fonctions $m(x, y)$, $c(x, y)$ et $s(x, y)$. La fonction $m(x, y)$ définit l'image des hauteurs des mottes et des agrégats détectés par la méthode de hiérarchie de contours et $c(x, y)$ celle des creux. Ces objets sont posés sur le plan horizontal $z = 0$ et on note $h(x, y) = m(x, y) + c(x, y)$, la fonction décrivant cette surface. La fonction $s(x, y)$ définit l'image des hauteurs de la surface restante (le substrat). Les objets détectés sont retirés de la surface $a(x, y)$ pour obtenir le substrat $s(x, y)$. La figure 4.24 présente l'image des hauteurs de $h(x, y)$ et $s(x, y)$. La surface $s(x, y)$ présente donc des parties planes aux endroits où les objets ont été retirés. Dans la mesure où $h(x, y)$ est le complément de $s(x, y)$, les objets ne peuvent pas être posés de manière aléatoire sur le substrat. Avec une telle description, $s(x, y)$

et $h(x, y)$ ne peuvent pas être générées indépendamment.

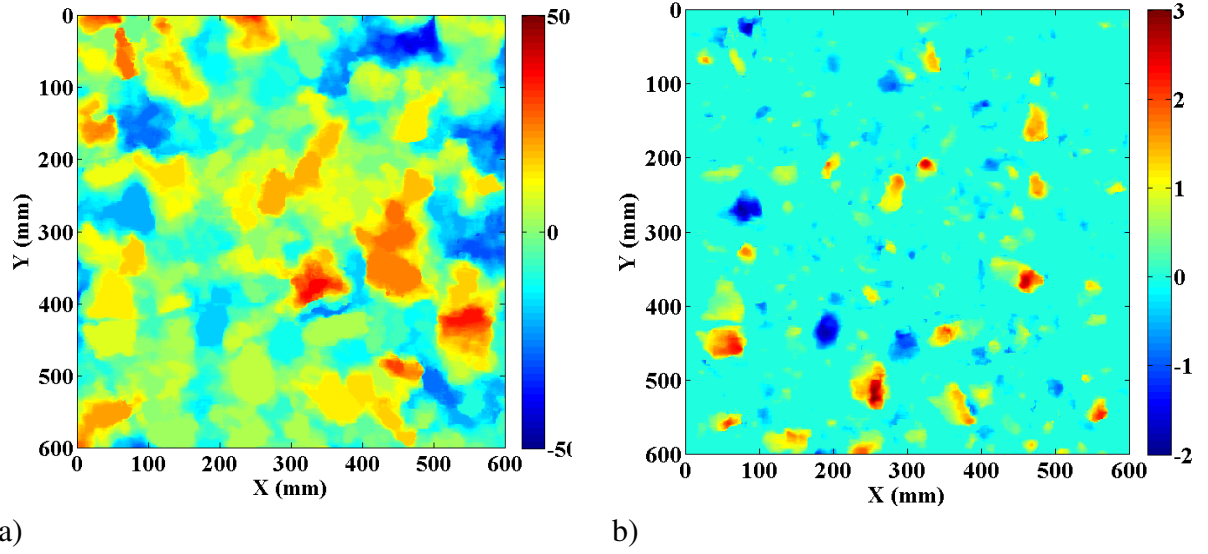


Figure 4.24 : Images des hauteurs du (a) substrat et (b) des mottes et creux posés sur un plan.

La fonction d'autocorrélation $C_{aa}(x, y)$ de la surface $a(x, y)$ vérifie la relation :

$$C_{aa}(x, y) = C_{hh}(x, y) + C_{ss}(x, y) + C_{sh}(x, y) + C_{hs}(x, y) \quad 4.23$$

où $C_{hh}(x, y)$ et $C_{ss}(x, y)$ sont les autocorrélations respectives des surfaces $h(x, y)$ et $s(x, y)$. $C_{sh}(x, y)$ et $C_{hs}(x, y)$ sont les fonctions d'intercorrrelation (voir figure 4.25).

Le coefficient de corrélation r_{sh} est défini par :

$$r_{sh} = \frac{C_{sh}(0, 0)}{\sqrt{C_{ss}(0, 0) \times C_{hh}(0, 0)}} \quad 4.24$$

Il est égal à 0.3. Ceci montre une forte corrélation entre les surfaces $s(x, y)$ et $h(x, y)$. Il n'est donc pas possible de générer le substrat indépendamment des objets.

Dans ce chapitre, les objets détectés sont approchés par des demi-ellipsoïdes. Il est donc nécessaire de définir un nouveau substrat sur lequel seront posés ces demi-ellipsoïdes. Soit $m_e(x, y)$ la surface formée des demi-ellipsoïdes ajustés aux mottes et aux agrégats détectés et posés sur le plan $z = 0$. Soit $c_e(x, y)$ la surface formée des demi-ellipsoïdes ajustés aux creux détectés. On définit $h_e(x, y) = m_e(x, y) + c_e(x, y)$ la fonction donnant la surface formée des demi-ellipsoïdes posés sur le plan horizontal. Nous définissons un nouveau substrat $s_e(x, y)$ sur lequel sont posés les objets par :

$$s_e(x, y) = s(x, y) + h(x, y) - h_e(x, y) \quad 4.25$$

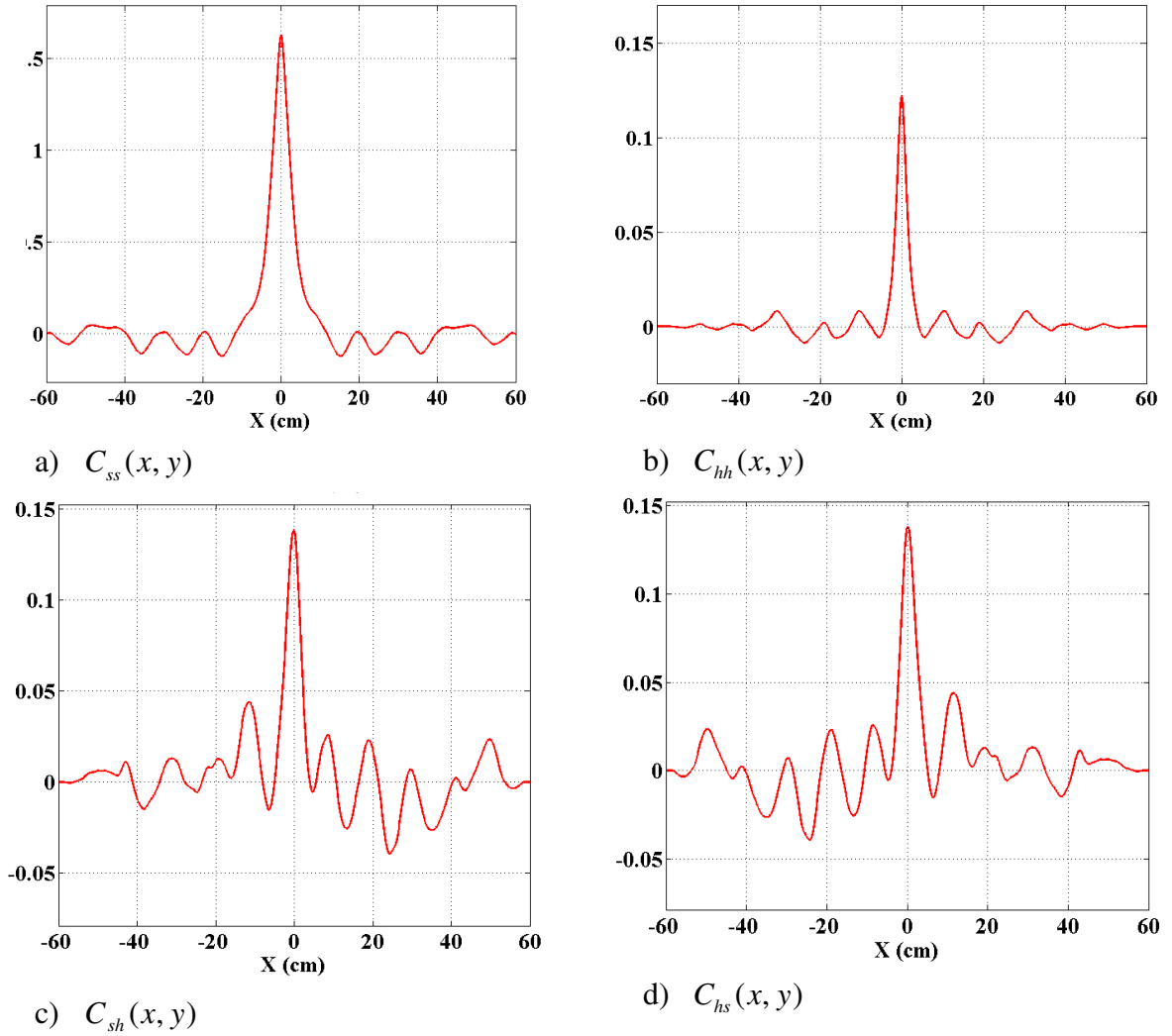


Figure 4.25 : Autocorrélations dans le plan (xOz) (a) du substrat et (b) de la surface d'objets, (c) et (d) intercorrélations.

La fonction $a(x, y)$ décrivant la surface agricole vérifie l'expression suivante :

$$a(x, y) = h_e(x, y) + s_e(x, y) \quad 4.26$$

La fonction d'autocorrélation $C_{aa}(x, y)$ vérifie :

$$C_{aa}(x, y) = C_{h_e h_e}(x, y) + C_{s_e s_e}(x, y) + C_{s_e h_e}(x, y) + C_{h_e s_e}(x, y) \quad 4.27$$

$C_{h_e h_e}(x, y)$ et $C_{s_e s_e}(x, y)$ sont les fonctions d'autocorrélation et $C_{s_e h_e}(x, y)$ et $C_{h_e s_e}(x, y)$, les fonctions d'intercorrélations. Le coefficient de corrélation $r_{s_e h_e}$ est égal à 0.2. Il est plus petit que r_{sh} mais la corrélation entre le substrat et la surface contenant les demi-ellipsoïdes est non négligeable et en conséquence, il n'est pas possible de générer indépendamment les fonctions $h_e(x, y)$ et $s_e(x, y)$.

Dans la référence (Zribi et al. 2010), les auteurs décrivent un sol agricole comme des mottes posées sur un substrat. Les mottes sont représentées par des demi-sphères et le substrat par une distribution des hauteurs gaussienne et une fonction d'autocorrélation exponentielle. L'approche est 2D et non 3D (le sol est invariant suivant une dimension. Les mottes sont en fait des cylindres dont la section est une demi-sphère). La taille des mottes et la distance entre mottes obéissent à des lois de probabilité qui ne sont pas déduites de l'observation. De plus, le substrat et les mottes sont générés de manière indépendante. Ce travail (de précurseur) a permis d'étudier l'influence de la distribution des mottes sur le coefficient de rétrodiffusion.

Par rapport à ce récent article (Zribi et al. 2010), on a développé une approche 3D par objets structurants en prenant en compte des mottes et des trous. On montre que ces objets sont bien décrits par des demi-ellipsoïdes et non des demi-sphères. En plus on montre que le substrat et la surface d'objets sont corrélés. A ce jour, on n'a pas su prendre en compte dans le processus de génération l'intercorrrelation entre le substrat et la surface d'objets.

Dans une approche simplifiée, comme M. Zribi et al, on suppose que la surface d'objets et le substrat soient générés indépendamment. La caractérisation du substrat se fait par l'estimation de la densité de probabilité des hauteurs et des paramètres de l'autocorrélation suivant l'équation 1.20. La figure 4.26 montre l'histogramme normalisé des hauteurs du substrat et une densité de probabilité gaussienne centrée et d'écart type 1.24cm. La superposition de la densité de probabilité et de l'histogramme des hauteurs suggère le caractère gaussien du substrat $s_e(x, y)$.

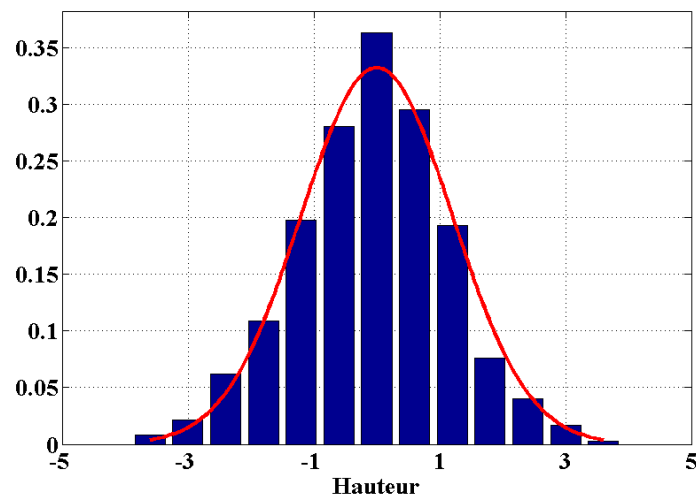


Figure 4.26: Histogramme des hauteurs du substrat.

Le tableau 4.16 présente les valeurs des paramètres statistiques du substrat.

Paramètres statistiques	Ecart type de hauteurs en cm	Longueur de corrélation en cm	Exposant de rugosité	Indice d'isotropie	Kurtosis
Substrat	1.16	3.4	0.78	0.89	3.14

Tableau 4.16: Paramètres statistiques et facteurs d'isotropie estimés sur le substrat.

La valeur du kurtosis proche de 3 permet également de suggérer le caractère gaussien du substrat. Par ailleurs, en enlevant les mottes et les creux sur la surface, la valeur autour de zéro a augmenté.

4.7 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'analyse des objets détectés et la mise en place d'un procédé de génération de surface par objets structurants. Nous avons proposé de décrire la surface agricole avec deux niveaux de rugosité : le premier étant les mottes, les agrégats et les creux que l'on trouve sur la surface et le deuxième étant le substrat sur lequel sont déposés ces objets.

Pour le semis Surf2, nous montrons que les objets identifiés sont modélisables par des demi-ellipsoïdes. En vue d'apprécier la qualité de cette modélisation, nous avons déterminé pour chaque objet les taux de recouvrement surfacique et volumique et déterminé les fonctions de répartition $F_{T_s}(\tau)$ et $F_{T_v}(\tau)$ associées à l'ensemble des objets. Nous montrons que plus de 50% des objets ont des taux de recouvrement supérieurs à 70%. Nous avons aussi comparé la fonction d'autocorrélation de la surface associée à l'ensemble des objets détectés posés sur le plan horizontal (surf-mc) et celle de la surface formée des demi-ellipsoïdes ajustés aux objets et posés sur le plan horizontal (surf-ell). Les deux courbes sont très proches et montrent dans les deux cas un caractère isotrope.

Chaque demi-ellipsoïde est décrit par six paramètres (grand axe, petit axe, hauteur, coordonnées du centre de gravité et orientation dans le plan Oxy). On montre que le grand axe est indépendant de l'aplatissement vertical et de l'aplatissement horizontal. L'orientation est indépendante des autres paramètres. Les coordonnées du centre de gravité sont indépendantes. Le grand axe suit, au sens du test de Kolmogorov-Smirnov, une loi Gamma, l'aplatissement horizontal qui est compris entre 0 et 1 suit une loi Beta. L'aplatissement vertical suit une loi Gamma. L'orientation des mottes comme des trous est uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$. Les centres de gravité sont équirépartis sur la surface.

A l'aide de ces lois, nous avons mis en place un procédé de génération d'objets. Ce procédé nécessite la connaissance de la concentration en objets (densité surfacique en objets). Ces objets sont posés une surface plane (surf-simul). Les grands axes, l'aplatissement vertical et l'aplatissement horizontal sont tirés de manière indépendante suivant les lois exhibées (Gamma ou Beta). Les valeurs des petits axes et les hauteurs s'en déduisent. Les demi-ellipsoïdes sont répartis de manière uniforme sur la surface plane mais les supports restent disjoints. On montre que le petit axe et la hauteur des demi-ellipsoïdes ainsi générés ont les mêmes propriétés statistiques que ceux des demi-ellipsoïdes ajustés sur les objets détectés par la méthode de hiérarchie de contour (surf-ell). De plus, on montre qu'une surface générée (surf-simul) et la surface (surf-ell) ont des fonctions d'autocorrélation très proches. Les écarts peuvent varier d'une réalisation à une autre. Nous avons montré que la moyenne des fonctions d'autocorrélation de plusieurs réalisations (surf-simul) et la fonction d'autocorrélation de la surface (surf-ell) ont des lobes principaux qui se confondent.

Cet algorithme a permis de mettre en évidence l'influence de l'orientation des objets sur l'isotropie de la surface. L'isotropie du semis étudié est liée à l'orientation des objets sur la surface. L'isotropie de la surface est assurée si l'orientation des objets suit une loi uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$.

Au chapitre 1, nous avons montré que le semis peut être raisonnablement décrit par un processus Gaussien et isotrope. Nous avons donc détecté les objets sur une surface générée par filtrage d'un bruit blanc Gaussien et ayant la fonction d'autocorrélation du semis Surf2. Ces objets sont déposés sur une surface plane et approchés par des demi-ellipsoïdes. Les objets détectés sur cette surface simulée ont des dimensions plus grandes (en moyenne) que les objets détectés directement sur le fichier de stéréovision. Mais la densité surfacique d'objets est plus faible. Malgré ces différences, on a noté que les fonctions d'autocorrélation ont des lobes principaux qui se superposent. Nous pouvons en conclure que la fonction d'autocorrélation dépend avant tout des objets les plus grands et que le modèle global présenté au chapitre 1 est insuffisant. Il permet de donner la fonction d'autocorrélation mais ne permet pas l'accès aux agrégats, aux mottes et aux creux de petites dimensions.

Nous montrons qu'une méthode globale peut être utilisée pour caractériser le substrat. Pour la surface étudiée, la densité de probabilité est proche d'une gaussienne et l'autocorrélation est comprise entre une gaussienne et une exponentielle. Le générateur de surface par filtrage doit permettre la génération du substrat. Par ailleurs, on note une corrélation du substrat et de la surface d'objets. Donc, on ne peut pas générer de façon indépendante le substrat et les objets. Mais à ce jour, on n'a pas su prendre en compte dans le processus de génération cette intercorrélation.

Conclusion et perspectives

Conclusion

Dans ce mémoire, il est question de faire une synthèse probabiliste d'une surface agricole par objets structurants à partir d'images à haute résolution. Le but principal est de définir une nouvelle méthode de caractérisation de la rugosité des surfaces agricoles. De ce fait, nous disposons d'une base de données de trois images de haute résolution (résolution de 0.5 mm et 1mm) : une surface naturelle acquise par photogrammétrie en plein champ (cette surface correspond à un semis) et, deux surfaces de laboratoire acquises par laser scanner.

Dans le chapitre 1, nous avons présenté différentes méthodes d'acquisition et nous avons défini les paramètres caractéristiques globaux de la rugosité. Une approche globale consiste à déterminer la densité de probabilité des hauteurs, l'écart-type des hauteurs de la surface, la longueur de corrélation, le paramètre de l'exposant de rugosité. Ces trois paramètres définissent la fonction d'autocorrélation. Cette fonction d'autocorrélation peut être isotrope ou non. A l'aide d'une description globale, nous avons caractérisé la rugosité des surfaces étudiées. Le semis (surf2) semble être décrit par un processus Gaussien et isotrope. Son Kurtosis est très proche de 3 et sa fonction d'autocorrélation présente une forme entre une gaussienne et une exponentielle. La surface de laboratoire (surf3) est isotrope et l'autre (surf1) ne l'est pas. Les fonctions d'autocorrélation ont des formes entre une gaussienne et une exponentielle. Ces deux surfaces artificielles ne sont pas des processus Gaussiens (la densité de probabilité des hauteurs n'est pas gaussienne). Afin de synthétiser des surfaces Gaussiennes et isotropes, le LATMOS a développé un générateur de surfaces rugueuses 1D ou 2D aléatoires basé sur le principe de filtrage linéaire d'un bruit blanc gaussien. Ce principe de génération ne permet pas de décrire les différents types de surfaces agricoles.

Une surface agricole présente des mottes et des agrégats mais aussi des trous. L'approche globale ne prend pas en compte la répartition de ces objets et leurs caractéristiques statistiques. Nous avons donc proposé de décrire la rugosité de la surface par deux niveaux. Le premier niveau correspond aux mottes, aux agrégats et aux creux présents sur le

sol agricole et le second niveau est le substrat sur lequel sont posés (ou enlevés) ces objets. Avant de modéliser les mottes et les trous, il est nécessaire de les détecter et de les caractériser.

Dans le chapitre 2, j'ai présenté deux méthodes de détection de contours. La première méthode utilise une segmentation fondée sur une technique de hiérarchie de contours. Cette méthode a été développée au LATMOS. La seconde utilise une approche de morphologie mathématique : La ligne de partage des eaux. En collaboration avec Sylvie Le-Hégarat Mascle de l'Institut d'Electronique Fondamental (IEF, Paris 11), j'ai adapté la méthode LPE pour la détection des mottes sur une surface agricole. Ces méthodes ont été utilisées pour l'identification des mottes sur les deux surfaces artificielles (surf1, surf3), une surface naturelle (surf2) et sur une surface simulée. Des parcelles des surfaces surf1 et surf2 ont été expertisées par Frédéric Darboux de l'INRA Orléans. Les contours tracés par Frédéric Darboux servent de contours de référence.

Pour qualifier et quantifier les détections, nous avons utilisé des paramètres tels que la spécificité et la sensibilité et défini des outils bien adaptés à notre étude tels que les fonctions de répartition des taux de recouvrement en surface définies sur l'ensemble des mottes (vraies et fausses mottes). La valeur de la fonction de répartition à l'origine s'exprime en fonction des valeurs de la sensibilité et de la spécificité. Cette valeur à l'origine représente un compromis entre la spécificité et la sensibilité. Nous avons défini un indicateur de performance à partir de la fonction de répartition. Cet indicateur très contraignant est compris entre 0 et 1. La méthode de segmentation est d'autant plus performante que la valeur de la fonction de répartition à l'origine et l'indicateur de performance sont proches de 0.

L'algorithme de HC est basé sur l'image de gradient. J'ai étudié l'influence du calcul d'estimation du gradient sur les résultats. D'après les résultats obtenus sur les surfaces surf1 et surf2, la méthode d'estimation dite de Sobel d'ordre 2 (Grad-S2) semble la plus performante des quatre méthodes étudiées. Cette méthode d'estimation utilise un masque 5×5. L'erreur commise est à la puissance quatre du pas d'échantillonnage. Je montre que les résultats se dégradent avec la résolution mais c'est la méthode Grad-S2 qui présente la dégradation la moins marquée. L'algorithme HC sous-estime les contours des objets. Ceci est lié à la méthode de détection qui cherche à définir des iso-contours.

La méthode LPE semble être celle la mieux adaptée pour la segmentation des surfaces topologiques mais, l'application de cette méthode sur nos surfaces présente beaucoup de sur-segmentation. Nous avons mis au point un procédé pour réduire la sur-segmentation en modifiant la surface d'entrée à l'aide d'une fonctionnelle qui combine l'image des gradients de l'image des hauteurs. Ceci nous a permis non seulement de réduire la sur-segmentation mais aussi d'avoir les contours situés à la base des objets recherchés. Sur la surface surf1 de laboratoire, la méthode de LPE a les meilleures performances. Sur la surface naturelle surf2, les performances sont équivalentes. Le principal inconvénient de la méthode LPE est l'optimisation des paramètres d'une fonction coût qui est faite jusqu'à présent à la main. Ces

paramètres varient d'une surface à une autre. Ceci se confirme quand on applique la méthode LPE sur une surface avec les paramètres optimisés sur une autre surface ou sur une zone réduite de la surface considérée.

Dans l'optique d'améliorer les contours détectés, nous avons mis en place au chapitre 3 un algorithme de déplacement de contour. Le déplacement des contours est fait par minimisation d'une fonction coût en utilisant le principe de recuit simulé. La fonction coût dépend de quatre critères caractéristiques des contours des objets à identifier sur la surface :

- f_1 : la moyenne des gradients sur le contour
- f_2 : l'écart-type des gradients sur le contour
- f_3 : l'écart-type des hauteurs sur le contour
- f_4 : la norme L_2 des hauteurs sur le contour

Les poids affectés aux critères sont optimisés sur des contours de référence définis sur une parcelle de la surface surf2. Cet algorithme opère sur un ensemble de contours de mottes qui est différent de l'ensemble de référence. L'étude sur la pertinence des critères a permis de mettre en évidence l'importance du critère f_4 dans la fonction coût. Les performances de l'algorithme sont meilleures si l'ensemble des contours de référence et l'ensemble des contours à déplacer sont proches. L'algorithme permet néanmoins une amélioration des taux de recouvrement quand les paramètres de la fonction coût ne sont déterminés que sur un sous-ensemble des contours de référence ou que le nombre des contours à déplacer sont plus élevé que celui de la référence. Une bonne description des contours de référence est nécessaire pour que les poids affectés aux critères soient optimaux. L'algorithme est sensible aux conditions initiales. Nous préconisons une initialisation des contours autour des sommets locaux et sur les objets à décrire. Nous avons utilisé les ellipses inscrites dans les contours de référence. Une astuce d'initialisation automatique serait, l'utilisation des résultats de détection par transformée en ondelettes (Vannier et al, 2009) avec des ellipses autour des croix matérialisant la motte. Je montre que le déplacement des contours des creux est possible avec cet algorithme qui a été développé pour les mottes.

Au chapitre 4, je montre que pour le semis surf2, les ellipses s'ajustent aux contours détectés et que le demi-ellipsoïde est une forme mathématique qui s'ajuste au mieux aux objets présents sur la surface. Après déplacement, les contours ne sont plus des iso-contours mais situés dans un plan incliné. Il en est de même pour les contours détectés par la méthode de LPE. Pour des raisons de simplicité, nous avons utilisé les contours détectés par l'algorithme de HC car les contours sont situés sur un plan horizontal. Chaque demi-ellipsoïdes est alors représenté par six paramètres : grand axe, petit axe, hauteur, les 2 coordonnées du centre de gravité, orientation dans le plan (Oxy). Dans un plan incliné, il faut introduire deux autres paramètres angulaires. Ceci complique lourdement l'étude statistique.

Une étude statistique a permis de montrer que le grand axe est indépendant de l'aplatissement vertical (rapport entre la hauteur et le grand axe) et de l'aplatissement horizontal (rapport entre le petit axe et le grand axe). L'orientation est indépendante des autres paramètres. Les coordonnées du centre de gravité sont indépendantes. Le grand axe suit une loi Gamma, l'aplatissement horizontal qui est compris entre 0 et 1 suit une loi Beta. L'aplatissement vertical suit une loi Gamma. L'orientation des mottes comme des trous est uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$. Les centres de gravité sont équirépartis sur la surface.

Un algorithme de génération des demi-ellipsoïdes sur une surface plane a été mis en place sur la base des lois de probabilité (estimées) des paramètres des demi-ellipsoïdes. Je montre que les paramètres des demi-ellipsoïdes générés sont proches de ceux ajustés sur les objets détectés par la méthode de HC. Les surfaces obtenues ont les mêmes caractéristiques (statistiquement parlant) que la surface formée des objets détectés posés sur un plan. Ce générateur a permis de mettre en évidence l'influence de l'orientation des objets sur l'isotropie d'une surface. L'isotropie du semis étudié est liée à l'orientation des objets sur la surface. L'isotropie de la surface est assurée si l'orientation des objets suit une loi uniforme entre $-\pi/2$ et $+\pi/2$.

Comme présenté au chapitre 1, le semis peut être raisonnablement décrit par un processus Gaussien et isotrope. A partir d'une surface générée par filtrage d'un bruit blanc Gaussien et ayant la fonction d'autocorrélation du semis surf2, je montre que les objets sont moins nombreux mais les demi-ellipsoïdes ajustés à ces objets détectés sur cette surface générée ont des dimensions plus grandes (en moyenne) que les objets détectés directement sur le fichier de stéréovision. Malgré ces différences, les fonctions d'autocorrélation ont des lobes principaux qui se superposent. La fonction d'autocorrélation du semis dépend avant tout des objets les plus grands et le modèle global présenté au chapitre 1 est insuffisant. Il permet de donner la fonction d'autocorrélation mais ne permet pas l'accès aux agrégats, aux mottes et aux creux de plus petites dimensions.

Le substrat a été caractérisé par une approche globale avec une fonction d'autocorrélation et une densité de probabilité des hauteurs. La densité de probabilité est sensiblement gaussienne. L'autocorrélation est comprise entre une gaussienne et une exponentielle. Le substrat est fortement corrélé aux objets sur la surface. A ce jour, on n'a pas su prendre en compte dans le processus de génération cette intercorrélation.

Au cours de cette thèse, nous avons amélioré et développé les outils adéquats pour la détection des objets sur les surfaces agricoles. Ceci passe par l'amélioration de l'algorithme de Hiérarchie de contour, l'adaptation de l'algorithme de Ligne de Partage des Eaux (LPE) pour l'identification des objets sur les surfaces agricoles, la mise en place d'un algorithme permettant le déplacement des contours et la définition de nouveaux outils permettant de qualifier et de quantifier les détections. Ensuite, nous avons défini et validé une forme géométrique simple (demi-ellipsoïde) des objets sur la surface. Enfin, nous a développé et

validé un générateur de surface par objets structurants. Ce générateur nous a permis de mettre en évidence l'influence de l'orientation des objets sur l'isotropie de la surface.

Perspectives

A courts termes, nous devons reproduire notre étude à d'autres types de sols agricoles tels que les labours et les déchaumages et confirmer nos conclusions en travaillant sur une base de données plus importante. Pour la méthode LPE, nous chercherons à définir le lien entre les paramètres caractéristiques des surfaces (tels que les écart-types des hauteurs ou des pentes) et les paramètres utilisés dans la fonctionnelle. L'objectif serait de mettre en place une procédure pour estimer de façon automatique les paramètres de cette fonctionnelle.

Les contours des objets détectés avec la méthode de HC (mottes, agrégats et creux) sont dans un plan horizontal. Après déplacement de contours, l'objet n'est plus dans un plan horizontal. Sa base est dans un plan incliné caractérisé par une normale définie par deux angles. La méthode LPE conduit aussi à des contours dans un plan incliné. Un modèle plus réaliste devrait prendre en compte l'inclinaison des objets sur la surface. Il serait intéressant d'étendre l'étude statistique menée au chapitre 4 au cas d'objets à base inclinée. Mais cette approche imposera d'étudier 15 dépendances entre 6 paramètres. Avec cette approche, il sera intéressant de vérifier si le substrat et la surface d'objets restent fortement corrélés. Une étude approfondie sur la dépendance statistique entre le substrat et la surface d'objet devra être menée.

Le LATMOS travaille sur la description statistique des surfaces agricoles dans le cadre de la télédétection radar. Le LATMOS a implémenté et développé plusieurs modèles électromagnétiques pour simuler la signature radar des surfaces. A courts termes, le LATMOS projette de coupler le générateur de surfaces que j'ai développé aux codes électromagnétiques (approchés et exacts).

Aurélien Le Morvan a défini en 2010 un modèle 1D où le sol agricole est décrit comme des mottes posées sur un substrat. Les mottes sont représentées par des cylindres dont la section est une demi-sphère. Le substrat est représenté par une distribution des hauteurs gaussienne et une fonction d'autocorrélation exponentielle. La taille des mottes et la distance entre mottes obéissent à des lois de probabilité qui ne sont pas déduites de l'observation. Le travail proposé dans ma thèse est dans la continuité du travail de thèse de Aurélien Le Morvan (effectuée au LATMOS). Contrairement à ce premier modèle, la procédure de génération de surfaces développée est en 2D avec des objets ayant les mêmes caractéristiques que les objets détectés sur une surface naturelle. A l'aide de ce nouveau modèle de génération de surfaces, il serait intéressant de reprendre une partie du travail qui consistait à étudier l'influence de la rugosité d'une surface sur le signal rétrodiffusé mais cette fois-ci avec un modèle de surface plus réaliste et des codes électromagnétiques 3D. Une étude conjointe de l'influence de la rugosité du substrat et de la densité surfacique en objets sur le signal diffusé pourrait être menée. Par inversion, à partir de mesures, il serait intéressant de remonter aux paramètres géométriques du sol et plus précisément à ceux des mottes et des trous.

Annexe A : Méthode des petites perturbations (SPM) et méthode des faibles pentes (SSA) en 3D.

Le modèle des petites perturbations (SPM, Small Perturbation Method) et le modèle des faibles pentes (SSA, Small Slope Approximation) sont des méthodes analytiques. Ce sont des méthodes approchées qui permettent d'évaluer le champ et l'intensité diffractés par une surface rugueuse éclairée par une onde électromagnétique monochromatique incidente (régime harmonique, la fréquence est fixée par le radar). La méthode SPM a un domaine d'application très étroit et ne s'applique que pour des surfaces aux écart-types très petits par rapport à la longueur d'onde de l'onde incidente (Ogilvy 1991, Tsang 2000). La méthode SSA s'applique lorsque la cotangente de l'angle d'incidence et de l'angle diffracté est plus petite que l'écart type des pentes des surfaces (Voronovich 1994). Ce modèle possède un domaine d'application plus étendu et contient le domaine d'application de la méthode SPM.

J'ai mis en œuvre ces deux méthodes analytiques à l'ordre 1 pour des surfaces aléatoires 1D (c'est à dire invariantes suivant une dimension du plan) et pour des surfaces 2D. Dans le cas de surfaces 1D, les champs électromagnétiques incidents et diffractés dépendent de 2 coordonnées d'espace. Dans le cas de surfaces 2D, les champs électromagnétiques dépendent des 3 coordonnées d'espace.

A.1 Validation des modèles SPM 3D et SSA 3D

Lorsqu'une onde électromagnétique plane éclaire une surface qui sépare l'air d'un milieu chargé en eau, il se produit un phénomène de diffraction. La surface renvoie un champ électromagnétique dans toutes les directions de l'espace. Lorsque le champ électrique incident est parallèle au plan moyen de la surface, on dit que la polarisation incidente est horizontale. Lorsque c'est le champ magnétique incident qui est parallèle au plan (Oxy), la polarisation incidente est dite verticale (car le champ électrique est dans un plan vertical). Dans une direction donnée de l'espace, le champ diffracté présente une composante verticale et une composante horizontale. Soit (a) la polarisation incidente avec (a) = (v) ou (h) et (b), la polarisation de l'onde diffractée dans une direction donnée avec (b) = (v) ou (h). Pour une onde incidente et une onde diffractée, on peut définir quatre configurations (ba). Deux configurations sont directes (hh) et (vv) et deux configurations sont croisées (hv) et (vh).

Dans l'air, chaque point d'observation situé au dessus de la surface reçoit (en théorie) une onde diffractée. Chaque point d'observation $M(x,y,z)$ est repéré par un angle de site qui

est l'angle que fait la direction OM avec la verticale (Oz). Le plan d'incidence correspond au plan qui contient la verticale (Oz) et la direction de propagation de l'onde incidente.

Le coefficient de diffusion est défini comme la répartition par unité d'angle solide de la puissance totale diffusée sur la puissance incidente. Le coefficient de rétrodiffusion correspond au coefficient de diffusion dans la direction de l'onde incidente. Pour des surfaces rugueuses aléatoires, on définit la moyenne statistique des coefficients de diffusion. Cette moyenne statistique est la somme d'une contribution cohérente et d'une contribution incohérente. Le coefficient de diffusion bistatique dépend de l'angle d'incidence (angle mesuré par rapport à la verticale) et de l'angle de diffraction (angle de site du point d'observation). Le coefficient de diffusion présente d'une manière générale une composante directe (aa) et une composante croisée (ba). Dans le plan d'incidence, on démontre que la méthode SPM et la méthode SSA donnent des contributions croisées nulles (Ogilvy 1991, Tsang 2000, Voronovich 1994).

Pour la validation des méthodes SSA-3D et SPM-3D, nous avons comparé les résultats obtenus en polarisations directes dans le plan d'incidence avec des mesures (Macelloni 2000). La configuration est caractérisée par les données suivantes :

- Fréquence 5 GHz, soit une longueur d'onde $\lambda = 6 \text{ cm}$,
- Longueur de corrélation $l_c = \lambda$,
- Ecart-type des hauteurs $\sigma_A = 0.07\lambda$
- Permittivité du milieu $\varepsilon_r = 6.8 - j2.8$ (L'indice optique est égal à la racine carrée de la permittivité relative).
- Angle d'incidence $\theta_i = 20^\circ$ et $\theta_i = 40^\circ$.

La surface a une distribution des hauteurs gaussienne. La fonction d'autocorrélation est isotrope et gaussienne.

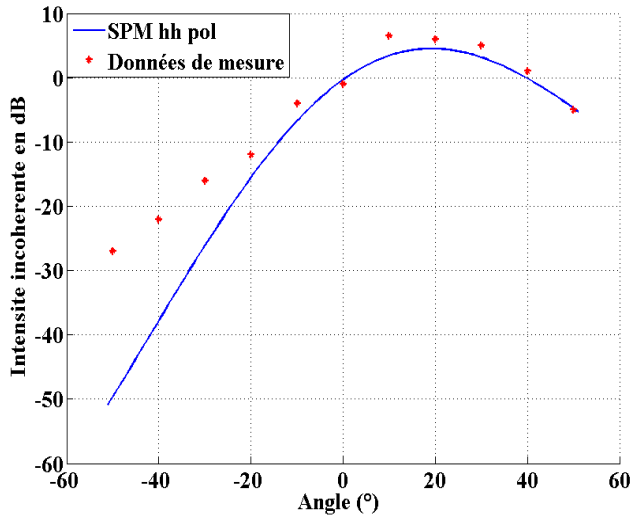
Sur la figure a.1, nous avons superposé les résultats expérimentaux et les résultats obtenus avec le modèle SPM-3D pour les polarisations directes (hh) et (vv). Bien que l'écart type des hauteurs soit faible, la méthode SPM ne permet pas d'analyser cette configuration.

Sur la figure a.2, nous avons superposé les données de mesure et les résultats obtenus par le modèle SSA-3D pour les deux polarisations directes. La comparaison est concluante et valide le modèle SSA pour la configuration traitée.

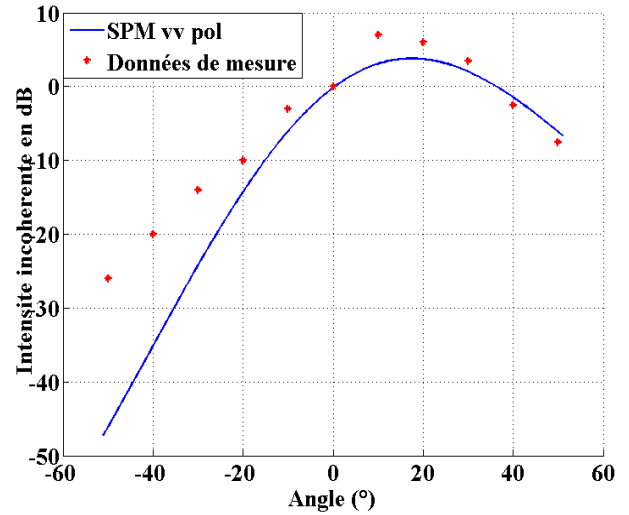
Nous avons aussi validé les deux modèles par comparaison avec des méthodes concurrentes et avec d'autres résultats expérimentaux dans le domaine des fréquences radar mais aussi des fréquences optiques.

Les résultats présentés sur les figures (A1) et (A2) ont été obtenus en programmant des formules analytiques donnant les intensités incohérentes. Ces formules ne peuvent être utilisées que si la distribution des hauteurs est gaussienne.

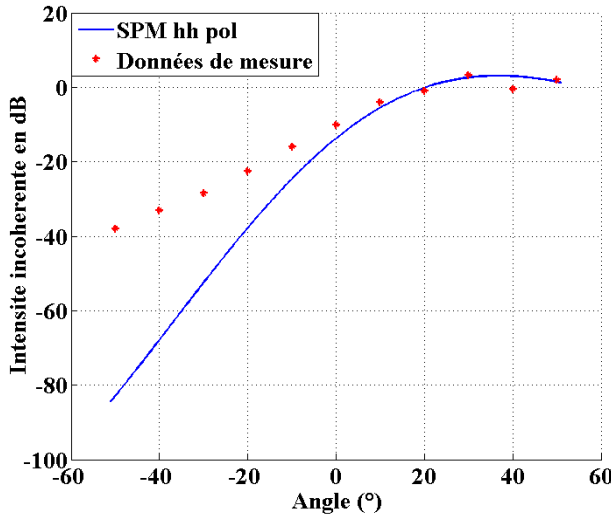
Nous avons développé deux codes de calculs basés sur les méthodes SPM et SSA qui peuvent être utilisés quelle que soit la distribution des hauteurs. Ces codes utilisent la méthode de Monte-Carlo. Il faut générer plusieurs réalisations de surfaces dont la distribution des hauteurs est gaussienne ou non. Pour chaque réalisation, on détermine le champ diffracté et le coefficient de diffusion bistatique. La moyenne statistique du coefficient de diffusion bistatique et les intensités cohérentes et incohérentes sont estimées sur l'ensemble des résultats (résultats de toutes les réalisations).



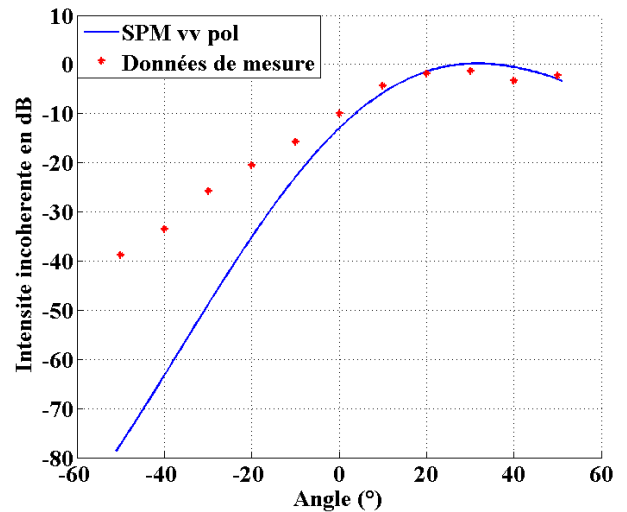
a) $\theta_i = 20^\circ$, polarisation (hh)



b) $\theta_i = 20^\circ$, polarisation (vv)

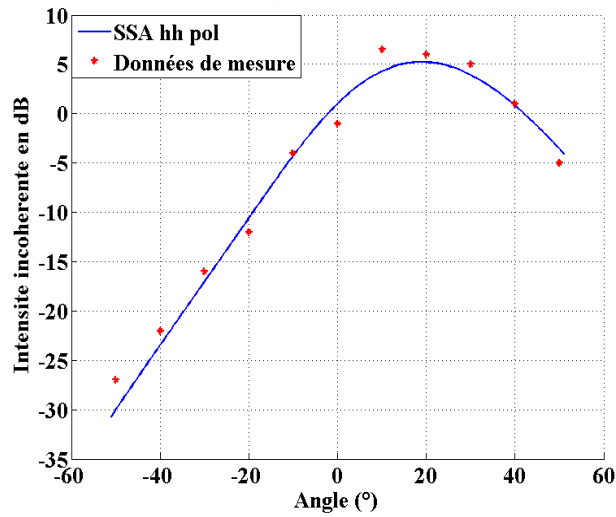


c) $\theta_i = 40^\circ$, polarisation (hh)

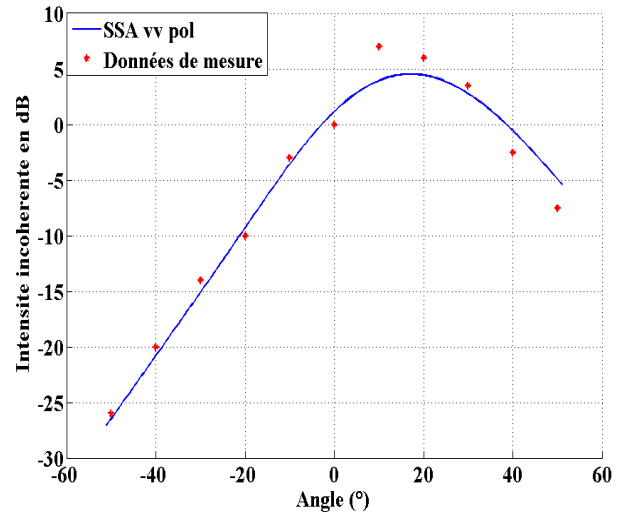


d) $\theta_i = 40^\circ$, polarisation (vv)

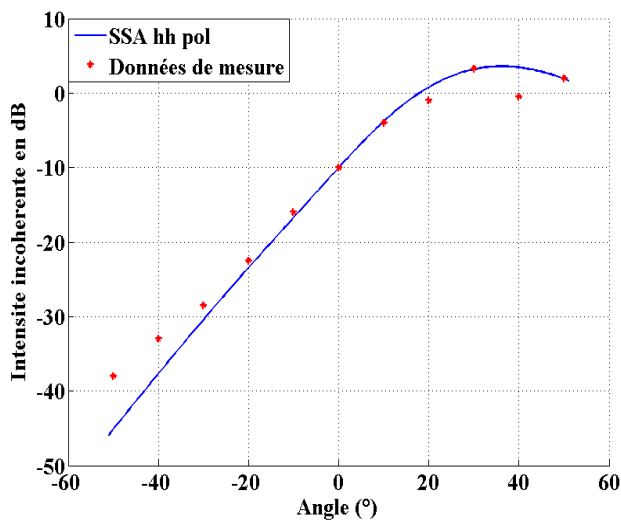
Figure A.1 : Comparaison des résultats obtenus avec le modèle SPM-3D et les mesures de Macelloni 2000.



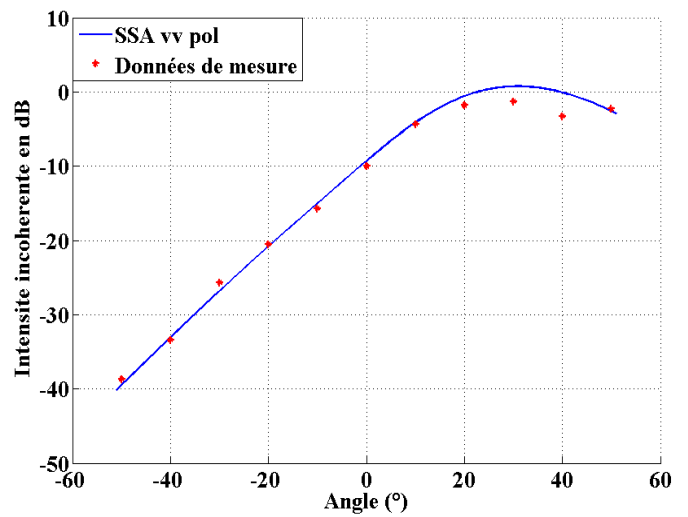
a) $\theta_i = 20^\circ$, polarisation (hh)



b) $\theta_i = 20^\circ$, polarisation (vv)



c) $\theta_i = 40^\circ$, polarisation (hh)



d) $\theta_i = 40^\circ$, polarisation (vv)

Figure A.2 : Comparaison des résultats obtenus par le modèle SSA-3D et les mesures de Macelloni 2000.

Annexe B : Procédés de génération de surfaces par filtrage

B.1 Formule de filtrage

Nous voulons générer numériquement des surfaces rugueuses 2D ayant :

- Une densité de probabilité des hauteurs gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type σ_A .
- Une fonction d'autocorrélation ayant la forme donnée par l'équation suivante

$$R(x, y) = \sigma_A^2 \exp \left(- \left[\frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{l_c} \right]^{2H} \right) \quad \text{B.1}$$

Plusieurs auteurs ont proposé de générer de telles surfaces par filtrage (Maystre 1986, Fung 1995, Braham et al, 2008). Le caractère gaussien est conservé par filtrage car le filtrage est une opération linéaire (Charbit 1990). Le filtrage d'un bruit blanc Gaussien $B(x, y)$ donne en sortie un signal de densité de probabilité gaussienne. Pour ce qui est de la fonction d'autocorrélation, on montre qu'il suffit de choisir un filtre caractérisé par une réponse impulsionnelle adéquate $h_f(x, y)$ pour avoir un signal en sortie ayant la fonction d'autocorrélation spatiale voulue. En effet, la formule de filtrage s'écrit :

$$a(x, y) = (h_f * b)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h_f(x - x', y - y') b(x', y') dx' dy' \quad \text{B.2}$$

où le symbole $*$ est le produit de convolution. Le signal d'entrée du filtre $b(x, y)$ est une réalisation d'un bruit blanc gaussien caractérisé avec une fonction d'autocorrélation donnée par :

$$R_{BB}(x, y) = \sigma_A^2 \delta(x) \delta(y) \quad \text{B.3}$$

$\delta(r)$ est la distribution de Dirac. Notons $R_{AA}(x, y)$ la fonction d'autocorrélation statistique du signal aléatoire de sortie $A(x, y)$. A partir de l'équation (1.11), on démontre que :

$$R_{AA}(x, y) = (C_{h_f} * R_{BB})(x, y) \quad \text{B.4}$$

$C_{h_f}(x, y)$ est la fonction d'autocorrélation spatiale de la réponse impulsionnelle du filtre :

$$C_{h_f}(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h_f(x, y) h_f(x - x', y - y') dx' dy' \quad \text{B.5}$$

Sachant que la distribution de Dirac est l'élément neutre du produit de convolution, nous obtenons :

$$R_{AA}(x, y) = \sigma_A^2 C_{h_f}(x, y) \quad \text{B.6}$$

D'après l'équation (B.6), la fonction d'autocorrélation de la sortie du filtre est égale à la fonction d'autocorrélation de la réponse impulsionnelle du filtre. Le choix du filtre détermine donc la fonction d'autocorrélation $R_{AA}(x, y)$.

Soit $\hat{H}_f(\alpha, \beta)$ la transformée de Fourier de la réponse impulsionnelle.

$$\hat{H}_f(\alpha, \gamma) = TF[h_f(x, y)] \quad \text{B.7}$$

En se rappelant que :

$$|\hat{H}_f(\alpha, \gamma)|^2 = TF[C_{h_f}(x, y)] \quad \text{B.8}$$

Les formules de filtrage permettent d'écrire que :

$$TF[R_{AA}(x, y)] = \sigma_A^2 |\hat{H}_f(\alpha, \beta)|^2 \quad \text{B.9}$$

Connaissant $R_{AA}(x, y)$ et en supposant que la phase de la fonction de transfert est nulle ($\hat{H}_f(\alpha, \gamma) = |\hat{H}_f(\alpha, \gamma)|$), la réponse impulsionnelle $h_f(x, y)$ est déduite en utilisant la transformée de fourrier inverse :

$$\begin{aligned} h_f(x, y) &= TF^{-1}[\hat{H}_f(\alpha, \beta)] \\ &= TF^{-1}\left[\sqrt{TF[R_{AA}(x, y)]}\right] \end{aligned} \quad \text{B.10}$$

B.2 Cas particulier d'une fonction d'autocorrélation gaussienne

Une valeur de l'exposant de rugosité permet d'avoir une fonction d'autocorrélation gaussienne : $H = 1$.

$$R_{AA}(x, y) = \sigma_A^2 \exp\left(-\left(\frac{x}{l_c}\right)^2\right) \exp\left(-\left(\frac{y}{l_c}\right)^2\right) \quad \text{B.11}$$

En se rappelant que la transformée de Fourier d'une gaussienne est une gaussienne, nous montrons que la forme analytique de la réponse impulsionnelle est :

$$h_f(x, y) = \frac{2}{l_c \sqrt{\pi}} \exp\left(-2 \left[\frac{x^2 + y^2}{l_c} \right]^2\right) \quad \text{B.12}$$

B.3 Discrétisation des formules

Afin d'implémenter la méthode de génération de surface que nous avons décrite, nous avons besoin de la forme discrète des différentes équations. Soit Δx et Δy les pas d'échantillonnage suivant les deux directions x et y . Ils sont obtenus par :

$$\Delta x = \frac{L_x}{N_x} \text{ et } \Delta y = \frac{L_y}{N_y}.$$

Dans la pratique, nous choisirons le même nombre de points, et la même longueur L suivant les deux directions x et y donc $h = \Delta x = \Delta y$. En discrétisant la formule de filtrage, nous obtenons :

$$a(x_m, y_m) = h^2 \sum_p \sum_q h_f(u_p, v_q) b(v_p - x_m, v_q - y_m) \quad \text{B.13}$$

avec $x_m = m h$, $v_p = p h$, $y_n = n h$ et $v_q = q h$.

Les valeurs discrètes $h_f(u_p, v_q)$ de la réponse impulsionnelle sont obtenues suivant la démarche explicitée dans le paragraphe précédent par l'utilisation de transformées de Fourier discrètes directe et inverse.

B.4 Résultats numériques

Dans ce paragraphe, nous allons présenter quelques résultats de la méthode de génération des surfaces rugueuses. Nous donnons un exemple de génération de surface 2D afin de valider la méthode décrite. Ensuite, nous présentons une comparaison entre les résultats obtenus à partir de données expérimentales et les résultats issus de la simulation numérique (avec des paramètres statistiques obtenus à partir de la base de données).

En utilisant la méthode de génération décrite précédemment, nous avons simulé une surface 2D avec des paramètres statistiques fixés arbitrairement. Ces paramètres statistiques sont les suivants :

- Une DDP gaussienne avec un écart-type des hauteurs $\sigma_A = 1\lambda$ et une moyenne nulle
- Une fonction d'autocorrélation gaussienne ($H=1$) de longueur de corrélation $l_c = 1.5\lambda$

Le support de la surface est $L_x = L_y = 20\lambda$ et le nombre de point $N = N_x = N_y = 200$. Sur la figure B.1 nous avons représenté le profil 2D obtenu.

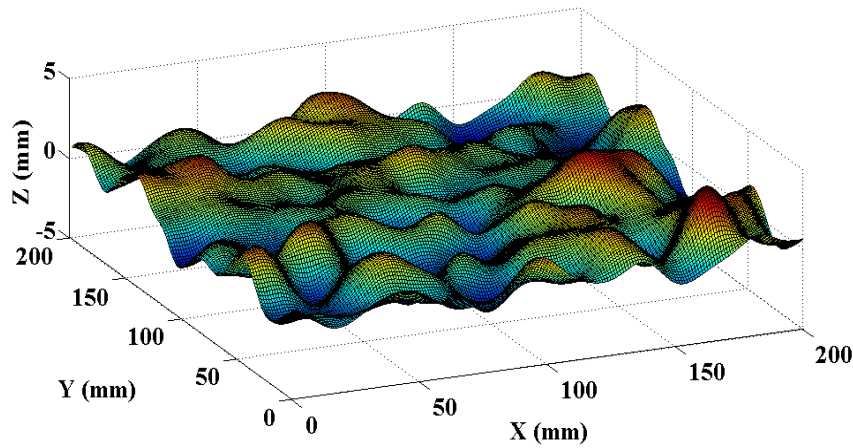


Figure B.1 : Profil gaussien généré par filtrage linéaire.

Nous avons estimé la densité de probabilité des hauteurs du profil généré en utilisant l'histogramme normalisé. La figure B.2 illustre la comparaison entre la DDP théorique et celle estimée.

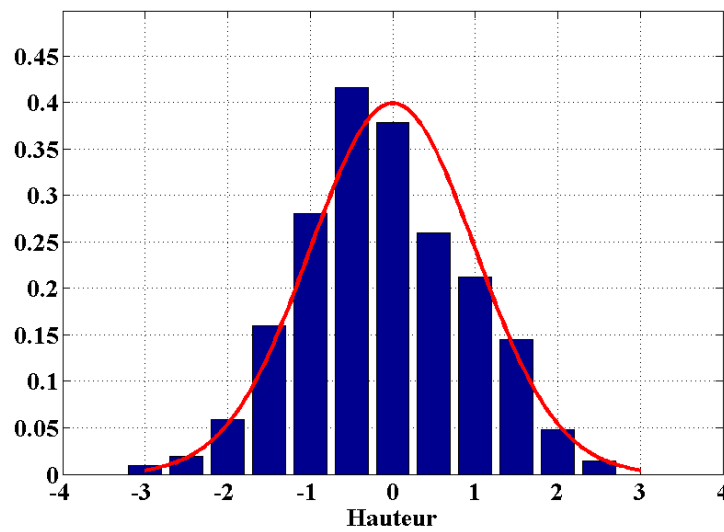


Figure B.2 : Densités de probabilité des hauteurs théorique et estimée.

.D'après cette figure, nous retrouvons bien une courbe en cloche dont l'étendu est entre $-3\sigma_A$ et $+3\sigma_A$. Ces caractéristiques sont bien celles d'une gaussienne.

Afin de permettre une comparaison entre la fonction d'autocorrélation estimée et théorique, nous avons réalisé une coupe verticale de l'autocorrélation estimée dans les plans (Oxz) et (Oyz) (figure B.3). Sur les courbes d'autocorrélation simulée, on note les oscillations en dehors du lobe principal. Ceci peut s'expliquer par la taille limitée de la surface et donc le nombre insuffisant d'échantillons. On note aussi un léger décalage des maxima des deux fonctions mais, les valeurs en zéros sont très proches de la variance sur le profil généré.

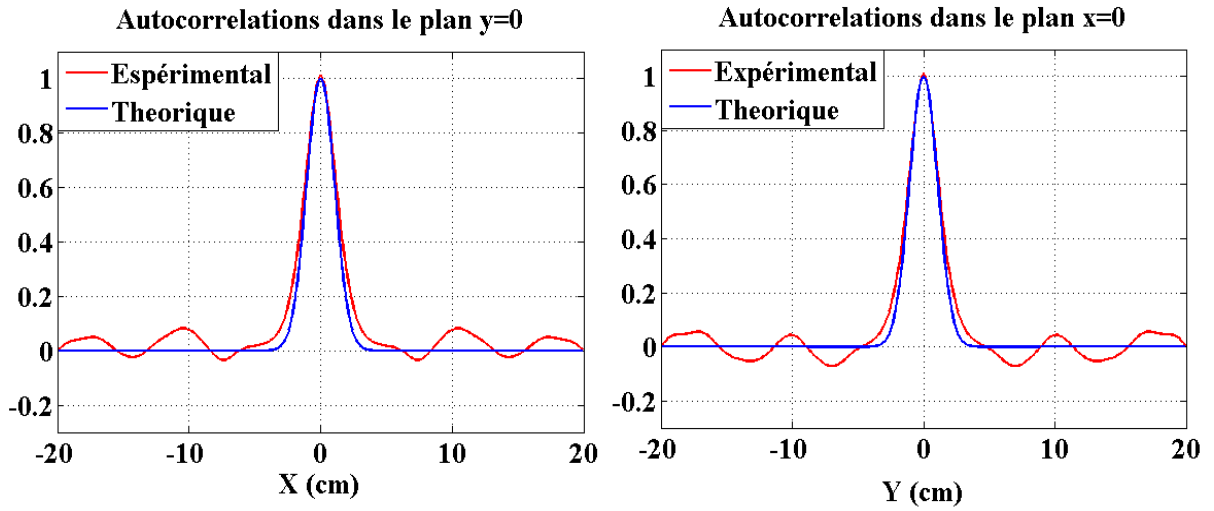


Figure B.3 : Fonctions d'autocorrélation spatiale sur une réalisation dans les plans $y=0$ et $x=0$.

Les résultats présentés précédemment étaient pour une seule réalisation. Voyons ce qu'il en est si on augmente le nombre de réalisations. Considérons un ensemble de $N_R = 100$ réalisations ayant les mêmes paramètres statistiques.

La figure B.4 représente la moyenne de l'estimation de la densité de probabilité des hauteurs sur 100 réalisations. La comparaison avec la courbe théorique est parfaite.

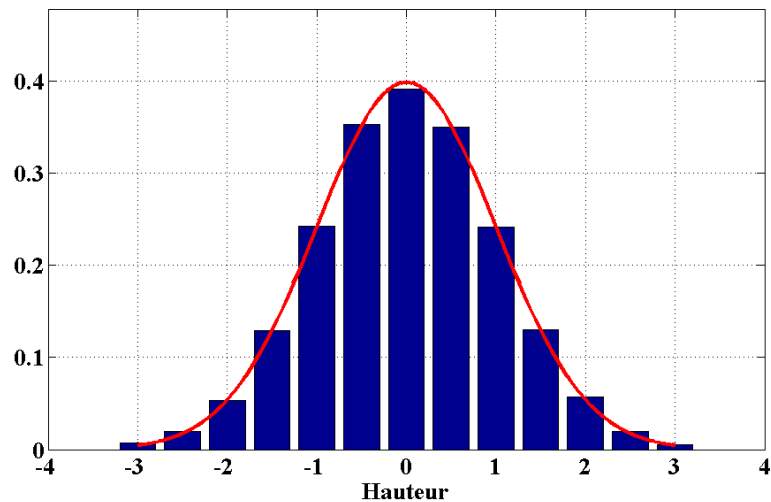


Figure B.4 : Densité de probabilité moyennée sur 100 réalisations.

La figure B.5 donne l'autocorrélation moyennée dans les plans (Oxz) et (Oyz) sur 100 réalisations (moyenne statistique de la fonction d'autocorrélation spatiale). On constate une atténuation des oscillations en dehors du lobe principal, l'écart entre la fonction théorique et la fonction estimée sont réduits par l'effet du moyennage. En effet, les oscillations en dehors du lobe principal sont différentes d'une réalisation à une autre et c'est en ce sens que leur moyenne tend vers zéro.

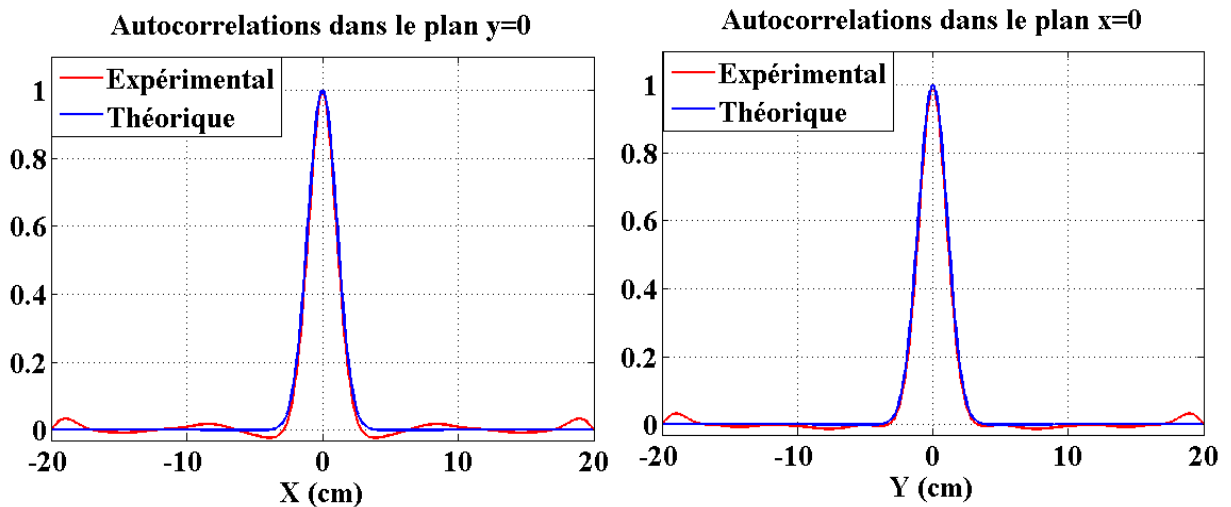


Figure B.5 : Fonctions d'autocorrélation moyenne sur 100 réalisations dans les plans $y=0$ et $x=0$.

La dimension des surfaces, c'est-à-dire le nombre d'échantillons considérés, influe sur la statistique des surfaces générées. Si on veut que les profils considérés soient représentatifs de la statistique exigée, il faut que la longueur de la surface soit au minimum de quelques longueurs de corrélation.

Annexe C : Méthodes d'estimation de gradient

Soit $z = a(x, y)$ l'image des hauteurs de la surface. Notons $a_x(x, y)$ la dérivée de la fonction $a(x, y)$ suivant la variable x et $a_y(x, y)$ la dérivée suivant y .

C.1 Différence centrée d'ordre 1

Suivant la variable x , on peut écrire les développements limités suivants :

$$\begin{cases} a(x+h, y) = a(x, y) + h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{h^2}{2!} \frac{\partial^2}{\partial x^2} a(x, y) + \frac{h^3}{3!} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \frac{h^4}{4!} \frac{\partial^4}{\partial x^4} a(x, y) + \dots \\ a(x-h, y) = a(x, y) - h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{h^2}{2!} \frac{\partial^2}{\partial x^2} a(x, y) - \frac{h^3}{3!} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \frac{h^4}{4!} \frac{\partial^4}{\partial x^4} a(x, y) + \dots \end{cases} \quad \text{C.1}$$

La différence des deux équations du système (C.1) donne :

$$a(x+h, y) - a(x-h, y) = 2h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{h^3}{3} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \dots \quad \text{C.2}$$

On peut donc écrire la dérivée $a_x^{(2)}$ avec une erreur d'ordre 2 sous la forme :

$$a_x^{(2)} = \frac{\partial a}{\partial x} = \frac{a(x+h, y) - a(x-h, y)}{2h} + O(h^2) \quad \text{C.3}$$

De même, on déduit la dérivée $a_y^{(2)}$ avec une erreur d'ordre 2 :

$$a_y^{(2)} = \frac{\partial a}{\partial y} = \frac{a(x, y+h) - a(x, y-h)}{2h} + O(h^2) \quad \text{C.4}$$

L'exposant (2) dans les expressions de $a_x^{(2)}$ et $a_y^{(2)}$ signifie que les erreurs sont d'ordre 2 en fonction du pas h .

Par discrétisation, la dérivée partielle par rapport à x au point $x_m = mh$ et $y_n = nh$ est estimée par :

$$a_x^{(2)}(m, n) = \frac{a(m+1, n) - a(m-1, n)}{2h} + O(h^2) \quad \text{C.5}$$

De l'équation (C.5), on déduit le masque H_x qui permet de déduire $a_x^{(2)}(m, n)$ à partir de 2 échantillons de la fonction $a(x, y)$

$$H_x = \frac{1}{2h} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad \text{C.6}$$

On établit que le masque $H_y = H_x^T$ où la lettre T en exposant désigne l'opérateur transposé.

C.2 Différence centrée d'ordre 2

On considère les développements limités suivants :

$$\begin{cases} a(x+2h, y) = a(x, y) + 2h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{4h^2}{2!} \frac{\partial^2}{\partial x^2} a(x, y) + \frac{8h^3}{3!} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \frac{16h^4}{4!} \frac{\partial^4}{\partial x^4} a(x, y) + \dots \\ a(x-2h, y) = a(x, y) - 2h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{4h^2}{2!} \frac{\partial^2}{\partial x^2} a(x, y) - \frac{8h^3}{3!} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \frac{16h^4}{4!} \frac{\partial^4}{\partial x^4} a(x, y) + \dots \end{cases} \quad \text{C.7}$$

La différence des deux équations du système (C.7) donne :

$$a(x+2h, y) - a(x-2h, y) = 4h \frac{\partial}{\partial x} a(x, y) + \frac{8h^3}{3} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) + \dots \quad \text{C.8}$$

D'après (C.2), on peut écrire que :

$$\frac{h^3}{3} \frac{\partial^3}{\partial x^3} a(x, y) = a(x+h, y) - a(x-h, y) - 2h \frac{\partial a}{\partial x} + \dots \quad \text{C.9}$$

En combinant (C.8) et (C.9), on obtient :

$$a_x^{(4)} = \frac{\partial a}{\partial x} = \frac{a(x-2h, y) - 8a(x-h, y) + 8a(x+h, y) - a(x+2h, y)}{12h} + O(h^4) \quad \text{C.10}$$

Par analogie, on établit ;

$$a_y^{(4)} = \frac{\partial a}{\partial y} = \frac{a(x, y-2h) - 8a(x, y-h) + 8a(x, y+h) - a(x, y+2h)}{12h} + O(h^4) \quad \text{C.11}$$

L'exposant (4) dans les expressions $a_x^{(2)}$ et $a_y^{(2)}$ signifie que les erreurs sont d'ordre 4 en fonction du pas h . Par discrétisation, la dérivée partielle par rapport à x au point $x_m = mh$ et $y_n = nh$ est estimée par :

$$a_x^{(4)}(m, n) = \frac{-a(m+2, n) + 8a(m+1, n) - 8a(m-1, n) + a(m-2, n)}{12h} + O(h^4). \quad \text{C.12}$$

De l'équation (C.12), on déduit le masque H_x qui permet de déduire $a_x^{(2)}(m, n)$ à partir de 4 échantillons de la fonction $a(x, y)$

$$H_x = \frac{1}{12h} [1 \quad -8 \quad 0 \quad 8 \quad -1], \quad \text{C.13}$$

On établit que le masque $H_y = H_x^T$.

Annexe D : Estimation des paramètres de la fonction coût du déplacement de contours

Soit $C = \{l\}$ est l'ensemble des contours de référence. C correspond à l'ensemble ou à un sous-ensemble des mottes caractérisées par l'expert des sciences du sol. N_c est le cardinal de C . C_l est le masque de l'objet sur un contour l ou les coordonnées des pixels appartenant au contour l . La fonction caractéristique $\Psi(C_l)$ des objets est définie par :

$$\Psi(C_l) = -\alpha_1 f_1(C_l) + \alpha_2 f_2(C_l) + \alpha_3 f_3(C_l) + \alpha_4 f_4(C_l) \quad \text{D.1}$$

où α_1 , α_2 , α_3 et α_4 sont les paramètres ou poids de pondération à déterminer. A partir de cette fonction caractéristique des objets de la surface, pour l'ensemble des contours sur la surface, nous avons défini la fonction coût suivante :

$$Q(C) = \left| \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} \Psi(C_l) \right| \quad \text{D.2}$$

En tenant compte de (D1), cette fonction coût peut s'écrire,

$$Q(C) = \left| -\alpha_1 f_1(C) + \alpha_2 f_2(C) + \alpha_3 f_3(C) + \alpha_4 f_4(C) \right| \quad \text{D.3}$$

où $f_1(C)$, $f_2(C)$, $f_3(C)$ et $f_4(C)$ représentent des valeurs moyennes suivantes,

$$f_1(C) = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} f_1(C_l), \quad f_2(C) = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} f_2(C_l), \quad f_3(C) = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} f_3(C_l) \quad \text{et} \quad f_4(C) = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} f_4(C_l)$$

On cherche les coefficients α_1 , α_2 , α_3 et α_4 qui minimisent la fonction $Q(C)$ sous les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 = 1 \\ 0 < \alpha_1; \alpha_2; \alpha_3; \alpha_4 < 1 \end{cases} \quad \text{D.4}$$

En remplaçant $-\alpha_1 = \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 - 1$ dans $|Q(C_l)|$ on obtient :

$$Q(C) = \left| -f_1(C) + \alpha_2 (f_2(C) + f_1(C)) + \alpha_3 (f_3(C) + f_1(C)) + \alpha_4 (f_4(C) + f_1(C)) \right| \quad D.5$$

Le minimum de $|Q(C)|$ est zéro. Le minimum est atteint si les coefficients α_2 , α_3 et α_4 obéissent à l'équation du plan suivant :

$$\alpha_3 = -\frac{f_2(C_l) + f_1(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \alpha_2 - \frac{f_4(C_l) + f_1(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \alpha_4 + \frac{f_1(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \quad D.6$$

avec $0 < \alpha_2, \alpha_4 < 1$.

On déduit que le coefficient α_1 avec $\alpha_1 = \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 + 1$ est donné par

$$\alpha_1 = -\frac{f_3(C_l) - f_2(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \alpha_2 - \frac{f_3(C_l) - f_4(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \alpha_4 + \frac{f_3(C_l)}{f_3(C_l) + f_1(C_l)} \quad D.7$$

Pour simplifier les écritures, posons :

$$\begin{aligned} \alpha_3 &= e_2 \alpha_2 + e_4 \alpha_4 + e_0 \\ \alpha_1 &= g_2 \alpha_2 + g_4 \alpha_4 + g_0 \end{aligned} \quad D.8$$

$$\text{avec } \begin{cases} e_2 = -\frac{f_2(C) + f_1(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \\ e_4 = -\frac{f_4(C) + f_1(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \\ e_0 = \frac{f_1(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} g_2 = -\frac{f_3(C) - f_2(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \\ g_4 = -\frac{f_3(C) - f_4(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \\ g_0 = \frac{f_3(C)}{f_3(C) + f_1(C)} \end{cases} \quad D.9$$

Les coefficients α_3 se déduisent des coefficients α_2 et α_4 par les relations (D.8). La solution n'est donc pas unique. Nous proposons de déterminer les valeurs de α_2 et α_4 en minimisant le moment d'ordre 2 :

$$\overline{Q(C_l)^2} = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} \left| -\alpha_1 f_1(C_l) + \alpha_2 f_2(C_l) + \alpha_3 f_3(C_l) + \alpha_4 f_4(C_l) \right|^2$$

où α_2 et α_4 sont données par les relations (D.8). On peut donc écrire :

$$\overline{Q(C_l)^2} = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} (\eta_{2l} \alpha_2 + \eta_{4l} \alpha_4 + \eta_{0l})^2 \quad D.10$$

où

$$\begin{cases} \eta_{0l} = -g_0 f_1(C_l) + e_0 f_3(C_l) \\ \eta_{2l} = -g_2 f_1(C_l) + f_2(C_l) + e_2 f_3(C_l) \\ \eta_{4l} = -g_4 f_1(C_l) + f_4(C_l) + e_4 f_3(C_l) \end{cases} \quad \text{D.11}$$

En annulant les dérivées de $\overline{Q(C)^2}$ par rapport à α_2 et α_4 , on obtient le système d'équation suivant :

$$\begin{cases} \overline{\alpha_2 \eta_{2l}^2 + \alpha_4 \eta_{2l} \eta_{4l}} = \overline{-\eta_{2l} \eta_{0l}} \\ \overline{\alpha_2 \eta_{2l} \eta_{4l} + \alpha_4 \eta_{4l}^2} = \overline{-\eta_{4l} \eta_{0l}} \end{cases} \quad \text{D.12}$$

où $\overline{\eta_{il} \eta_{jl}} = \frac{1}{N_c} \sum_{l=1}^{N_c} \eta_{il} \eta_{jl}$. La résolution de ce système donne α_2 et α_4 :

$$\begin{cases} \alpha_2 = \frac{\overline{\eta_{2l} \eta_{4l} \eta_{4l} \eta_{0l}} - \overline{\eta_{4l}^2 \eta_{2l} \eta_{0l}}}{\overline{\eta_{2l}^2 \eta_{4l}^2} - \overline{\eta_{2l} \eta_{4l}}^2} \\ \alpha_4 = \frac{\overline{\eta_{2l} \eta_{4l} \eta_{2l} \eta_{0l}} - \overline{\eta_{2l}^2 \eta_{4l} \eta_{0l}}}{\overline{\eta_{2l}^2 \eta_{4l}^2} - \overline{\eta_{2l} \eta_{4l}}^2} \end{cases} \quad \text{D.13}$$

Sur toutes les surfaces traitées, on a vérifié que $0 < \alpha_2; \alpha_4 < 1$. On déduit alors α_1 et α_3 avec les équations D.8.

Les coefficients obtenus par ce procédé conduisent à une valeur de la fonction $Q(C)$ égale à zéro et à un moment d'ordre 2 $\overline{Q(C_l)^2}$ minimal. Ce principe donne donc une erreur quadratique moyenne minimale.

Ce principe peut être adapté à 3 paramètres.

Bibliographie

Adam, K.M. and Erbach, D., "Secondary tillage tool effect on soil aggregation." Transactions of ASAE., vol. 35, pp. 1771-1776, 1992.

Aït Braham, K., Dusséaux, R., Vannier, E., Taconet, O. and Granet, G., "Scaterring From 2D_electric random surfaces, effects of roughness and moistures of seebed surfaces upon the bistatic scattering coefficient," IGARSS, Barcelona, pp. 486-748, July 2007.

Aït Braham, K., *Diffusion des ondes électromagnetiques par des surfaces rugueuses aléatoires naturelles méthodes exacte en coordonnées curvilignes et principe du faible couplage*. Thèse de l'Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines. France, nov. 2007.

Aït Braham, K. and Dusséaux R., "The curvilinear coordinate method associated with the short-coupling range approximation for the study of scattering from one-dimensional random rough surfaces." Optics communications, vol. 281, pp. 5504-5510, 2008a.

Aït Braham, K., Dusséaux, R. and Granet G., "Scattering of electromagnetic wave from two-dimensional perfectly conducting random rough surfaces - Study with the curvilinear coordinate method." Waves in random and complex media, vol. 18, No 2, 255-274, may 2008b.

Ambassa-Kiki, R. and Lal, R., "Surface clod size distribution as a factor influencing soil erosion under simulated rain." Soil and tillage research, vol. 22, pp. 311-322, 1992.

Arvidson, J. and Bölenius, E., "Effects of soil water content during primary tillage laser measurements of soil surface changes," Soil and tillage research, vol. 90, pp. 222-229, 2006.

Baghdadi, N., Gherboudj, I., Zribi, M., Sahebi, M., Bonn, F. and King, C., "Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. International journal of remote sensing, vol. 25, pp. 3593-3623, 2004.

Barnett, P.J., Singhoroy, V.H., Shiota, J. and Leney, S.J., "Methods for remote engineering geology terrain analysis in boreal forest regions of Ontario, Canada. Environmental engineering geosciences, vol. 10, pp. 229-241, 2004.

Baudier, C., Dusséaux, R., Edee, K.S. and Granet, G., "Scattering of plane wave by 1-dimensional dielectric random surfaces - Study with the curvilinear coordinate method. Wave in random media, vol. 14, pp. 61-74, 2004.

Beckman, P. and Spizzichino, A., *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. Pergamon : Oxford, 1963.

Bertuzzi, P., Caussignac, L.M., Stengel, P., Morel, G., Lomendeau, J.Y. and Pellaux, G., "An automated non contact laser profile meter for measuring soil roughness in situ." Soil. Sci., vol. 149, pp. 169-178, 1990.

Beucher, S., *Segmentation d'images et morphologie mathématique*. Thèse de l'école nationale supérieure des mines de Paris, 1990.

Beucher, S. and Meyer, F., "The morphological approach to segmentation: the watershed transformation." Mathematical Morphology in Image Processing (Ed. E.R. Dougherty), pp. 433-481, 1993.

Beucher, S. and Lantuéjoul, C., "Use of watersheds in contour detection." International workshop on image processing, real-time edge and motion detection/Estimation, 1979.

Beucher, S., "Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm," Mathematical morphology and its applications to image processing, Kluwer Academic Publishers, pp. 69-76, 1994.

Beucher, S., "Applications of mathematical morphology in material sciences: a review of recent developments." International metallography conference, pp. 41-46, 1995.

Bezdek, J., Kemler, J., Paler, N. and Krisnapuram, R., "Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing. Kluwer academic publisher. 1995.

Blaes, X. and Defourny, P., “Characterizing bidimensional roughness of agricultural soil surfaces for SAR modelling,” *IEEE Transactions geosciences remote sensing*, vol. 46, pp. 4050–4061, 2008.

Bogrekci, I. and Godwin, R.J., “Development of an image processing technique for soil tilth sensing.” *Biosystems engineering*, vol. 97, pp. 323-331, 2007.

Borselli, L. and Torri, D., “Soil roughness, slope and surface storage relationship for impervious areas.” *Journal of hydrology*, vol. 393, pp. 389–400, 2010.

Borselli L., Capra L., Sarocchi D., De La Cruz-Reyna S. “Flank collapse scenarios at Volcán de Colima, Mexico: a relative instability analysis.” *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, Vol. 208, pp. 51–65, 2011

Borselli L., Torri D., Poesen J., Iaquina P. “A robust algorithm for estimating soil erodibility in different climates.” *CATENA*, vol. 97, pp. 85-94, 2012.

Bres, S., Jolion, J. M., and Lebourgeois, F. *Traitement et Analyse des Images numériques*. Hermes Science, Paris, France, 2003.

Burns, W.J., Coe, J.A., Sener Kaya, B. and Ma L., “Analysis of elevation changes detected from multi-temporal LIDAR surveys in forested landslide terrain in western Oregon. *Environmental engineering geoscience*, vol. 16, pp. 315-341, 2010.

Canny, J. F., “A Computational Approach to Edge Detection.” *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol.8, pp 679-698, 1986.

Charbit, M., *Eléments de théorie de signal : les signaux aléatoires*. Ellipses : Paris 1990.

Chen, P. and Pavlidis, T., “Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm.” *Computer graphics and image processing*, vol.10, pp. 172–182, 1979.

Chimi-chiadjeu, O., Vannier, E., Dusséaux, R. and Taconet, O., “Influence of gradient estimation on cloud identification on seabed digital elevation model.” *Env. Eng. Geo.*, vol. 17, pp. 337-352. 2011

Coleman, T.F. and Li, Y., “A reflective method for minimizing a quadratic function subject to bounds on some variables.” *Siam journal optimisation*, vol. 6, pp. 1040-1058, 1996.

Cootes, T., Edwards, G. and Taylors, C., "Active shape models." IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, vol. 23, pp. 681-685, 2001.

Cootes, T. and Taylors, C., "Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision." SPIE Medical Imaging, 2001.

Corder, G. W., and Foreman, D. I. " *Nonparametric Statistics for Non-Statisticians: A Step-by-Step Approach.* " John Wiley & Sons, 2009.

Darboux F., Davy Ph., Gascuel-Odoux C., Huang C. "Evolution of soil surface roughness and flowpath connectivity in overland flow experiments." Catena, vol. 46, pp. 125-139, 2001.

Darboux, F. and Huang, C.H., "An instantaneous-profile laser scanner to measure soil surface microtopography." Soil Science Society of America Journal, vol. 67, pp. 92-99, 2003.

Deriche, R., "Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector." International journal of computer vision, pp. 167-187, 1987.

Digabel, H. and Lantujoul C., "Iterative algorithm. Quantitative analysis of microstructures in materials sciences. Vol. 1, pp. 85-99, 1978.

Duda Richard O., Hart Peter E. et Stork David G., "Pattern Classification" 2nd edition, Hardcover-Oct. 2000.

Dusséaux, R., Aït Braham, K. and Granet, G., "Implementation and validation of the curvilinear coordinate method for the scattering of electromagnetic waves from two-dimensional dielectric random rough surfaces." Waves random complex media, vol. 18, pp. 551-570, 2008.

Dusséaux, R., Aït Braham, K., and Emad, N., "Eigenvalue system for the scattering from rough surfaces - Saving in computation time by a physical approach.", Optics communication, vol. 282, pp. 3820-3826, 2009.

Dusséaux, R., Vannier, E., Taconet, O. and Granet, G., "Study of backscatter signature for seedbed surface evolution under rainfall-influence of radar precision." PIER, vol. 125, pp. 415-437, 2012.

Eadie, W.T., Drijard, D., James, F.E., Roos, M. and Sadoulet, B., "Statistical methods in experimental physics." Amsterdam : North-Holland. pp. 269-271. 1971.

Eviatar, H., and Somorjai, R.L., "A fast simple active contour algorithm for biomedical images." *Pattern Recognition Letter*, vol. 17, pp. 969-974, 1996.

Feral F., Mesnard F., Sauvageot H., Castanets L., Lemorton J. "Rain cells shape and orientation distribution in south-west of France." *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology and atmosphere*. Vol. 25, pp. 1073-1078, 2000.

Firbank, M.J., Harrison, R.M., Xilliams, E.D. and Coulthard A., "Measuring extraocular muscle volume using dynamic countours." *Magnetic resonance imaging*, vol. 19, pp. 257-265, 2001.

Flanagan, D.C., Huang, C, Norton, L.D. and Parker S.C., "Laser scanner for erosion plot measurements." *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, vol. 38, pp. 703-710, 1995.

Francheschetti G., Iodice A., Maddaluno S. and Riccio D. "A Fractal-Based theoretical framework for retrieval of surface parameters from electromagnetic backscattering data." *IEEE Transaction on Geosciences and remote sensing*, vol. 38 pp. 641-650, 2000.

Fung, A. K., Shah, M. R., and Tjuatja, S., "Numerical simulation of scattering from three-dimensional randomly rough surfaces." *IEEE Trans. Geosciences Remote Sensing*, vol. 32, pp. 986-995, 1995.

Garcia Moreno R., Saa Requejo A., Tarquis Alonso, A.M., Barrington S., and Diaz, M.C. "Shadow analysis: A method for measuring soil surface roughness." *Geoderma*, vol. 146, pp. 201-208, 2008.

Glaze, L.S. and Baloga, S.M. "DEM flow path prediction algorithm for geologic mass movements." *Environmental and Engineering Geosciences*, vol. 9, pp. 748-756, 2003.

Greenwood P. E., McKeague I. W. and Wefelmeyer, W. "Outperforming the Gibbs sampler empirical estimator for nearest neighbor random fields." *Ann. Statist.*, Vol. 24 pp. 1433- 1456, 1996.

Hahn, Gerald J., and Shapiro, S.S., "Statistical model in engineering." Hoboken, NJ : John Wiley & Sons, pp. 88, 1994.

Haralick R., Sternberg Stanley R., and Zhuang X., "Image analysis using mathematical morphology." *IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence*, vol 9, pp. 532-550, 1987.

Haubrock, S.N., Kuhnert, M., Chabrilat, S., Günter, A. and Kaufman, H., "Spatiotemporal variations of soil surface roughness from in-situ laser scanning." *Catena*, vol. 79, pp. 128-139, 2009.

Helming, K., Roth, C. H. and Diestel H., "Characterization of rainfall - microrelief interaction with runoff using parameters derived from digital elevation models (DEMs)." *Soil technology*, vol. 6, pp. 273-286, 1993.

Hemmat, A., Ahmadi, I., and Masoumi, A. "Water infiltration and clod size distribution as influenced by ploughshare type, soil water content and ploughing depth." *Biosystems engineering*, vol. 97, pp. 257–266, 2007.

Huang, C. and Bradford, J.M., "Portable laser scanner for measuring soil surface roughness." *Soil Science Society of America Journal*, vol. 54, pp. 1402-1406, 1990.

Huang, C., White, E., Thwaite, E.G. and Bendeli A., "A non contact laser system for measuring soil surface topography." *Soil Science Society of America Journal*. Vol. 52, pp. 350-355, 1988.

Hult, R., "Grey-level morphology combined with artificial neural networks approach for multimodal segmentation of the hippocampus." *International conference on image analysis and processing*, pp. 277-282, 2003.

Kamphorst, E.C., Chadoeuf, J., Jetten, V., Guérif, J., "Generating 3D soil surfaces from 2D height measurements to determine depression storage." *Catena*, vol. 62, pp. 189-205, 2005.

Kolmogorov, V. and Zabini, R., "What energy functions can be minimized via graph cuts." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, pp. 147-159, 2004.

Le Morvan A., *Modification des modèles de diffusion pour une meilleure compréhension de la mesure radar sur les sols agricole nus*. Thèse de l'université Pierre et Marie Curie. 2010.

Li, H., Liu, T., Young, G., Guo, L. and Wong S., "Brain tissue segmentation based on DWI/DTI data." *International symposium on biomedical imaging*, pp. 57-60, avril 2006.

Macelloni, G., Nesti, G., Pampaloni, P., Sigismondi, S., Tarchi, D. and Lolli, S., "Experimental validation of surface scattering and emission models." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 38, pp. 459-469, 2000.

Maître, H., *Le traitement des images*. Hermes Lavoisier, 2003.

Maître H., *Image Processing*. Digital signal and image processing series. Lavoisier, 2008.

Mandelbrot B. *Trad. : Les objets fractals. Forme, chance et dimension*. Flammarion 2^e édition, 1984.

Marzahn, P. and Ludwog, R., "On the derivation of soil surface roughness from multi parametric PolSAR data and its potential for hydrological modelling." *Hydrology earth system sciences*, vol. 13, pp. 381-394, 2009.

Maystre, D. "Rigorous theory of light scattering from rough surfaces." *J. Optics*, vol.15, pp. 43-51, 1984.

Meyer, F., "Un algorithme optimal pour la ligne de partage des eaux." 8e congrès de reconnaissance des formes et intelligence artificielle, vol. 2, pp. 847-857, 1991.

Mumford, D. and Shah, J., "Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problem." *Commun. Pure Appl. Math.*, vol. 42, pp. 577-685, 1989.

Nicolas, J.M., *Application de la transformée de Mellin : étude des lois statistiques de l'imagerie cohérente*. rapport D010, 2006.

Oh, Y., and Kay, Y.C., "Condition for precise measurement of soil surface roughness." *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.*, vol. 36, pp. 691-695, 1998.

Ogilvy, J.A., *Theory of wave scattering from random rough surfaces*. Adam Hilger, Bristol, Philadelphia and New York. 1991.

Römken, M.J.M. and Wang, J.Y., "Effect of tillage on surface roughness," *Transaction American society of agricultural engineering*, vol. 29, pp. 429-433, 1986.

Römken, M.J.M. and Wang, J.Y., "Soil roughness changes from rainfall." *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*. Vol. 30, pp. 101-107, 1987.

Sandri, R., Anken, T., Hilfiker, T., Sartori, L., and Bolhalder, H., "Comparison of methods for determining cloddiness in seedbed preparation." *Soil Tillage Research*, vol. 45, pp. 75-90, 1998.

Shen J., Castan, "An optimal linear operator for edge detection." *IEEE Conference on vision and pattern recognition*, pp. 109-114, 1986.

Sobel, I., "An isotropic 3x3 image gradient operator." Machine Vision for three dimensional scenes. Academic press, pp. 376-379, 1990.

Sobel, I. and Feldman, G., "A 3x3 isotropic gradient operator for image processing." Never published but presented at a talk at the Stanford Artificial Project, 1968.

Stephens, M.A., "Test of fit for the logistic distribution based on the empirical distribution function." Biometrika, vol. 66 pp. 591-5, 1979.

Taconet, O. and Ciarletti, V., "Estimation soil roughness indices on a ridge and furrow surface using stereo photogrammetry." Soil tillage research, vol. 93, pp. 64-76, 2007.

Taconet, O., Vannier, E. and Le Hégarat-Masclé, S., "A contour-based approach for clods identification and characterization a soil surface." Soil Tillage Research. Vol. 109, pp. 123-132, 2010.

Takken, I., Jetten, V., Govers, G., Nachtergaele, J. and Steegen, A., "The effect of tillage-induced roughness on runoff and erosion patterns." Geomorphology, vol. 37, pp. 1-44, 2001.

Tan, C. and Rajapakse, J., "Tissue segmentation of multi-channel brain images with inhomogeneity correction." Image and Signal processing and Analysis, vol. 1, pp. 571-576, Sept. 2003.

Tsang, L., Kong, J.A. and Ding, K.H., *Scattering of electromagnetic waves: theories and application*. John Wiley et Sons: New York, 2000.

Tsang, L., Kong, J.A. and Ding, K.H., *Scattering of electromagnetic waves-numerical simulations*. John Wiley et Sons: New York, 2001.

Vannier, E., Gademer, A. and Ciarletti, V., "A new approach for roughness analysis of soil surfaces." 14th European signal processing conference, Eusipco 2009

Vemuri, B., Rahman, S., and Li, J., "Multiresolution adaptive K-means algorithm for segmentation of brain MRI." International computer science conference on image analysis application and computer graphics, pp. 347-354, 1995.

Voronovich, A.G., "Small-Slope Approximation for electromagnetic wave scattering at a rough interface of two dielectric half-space." Waves random media, vol. 4, pp. 337-367, 1994.

Wang J.R., and Schmugge, T.J., "An empirical model for the complex dielectric permittivity of soils as a function of water content." IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 18, pp. 288-295, 1980.

Warner, W.S., "Mapping a three-dimensional soil surface with handheld 35 mm photography". Soil tillage research, vol. 34, pp. 187-197, 1995.

Werner, J., and Klik, A., "Soil surface roughness measurement methods, applicability and surface representation." Catena, vol. 64, pp 174-192, 2005.

Wilson, B.N., Leaf, R.B. and Hanren B.J., "Microrelief meter for field to topography measurements." Transactions of the American Society of Agricultural Engineers, vol. 44, pp. 286-295, 2001.

Xue, J., Ruan, S., Moretti, B., Revenu, M. and Bloyet, D., "Knowledge-based segmentation and labeling of brain structures from MRI images." Pattern recognition letters, vol. 22, pp. 395-405, 2001.

Taiqian. Y. and Broschat, S.L., "A comparaison of scattering Model results for two-dimensional randomly rough surfaces." IEEE Transaction Antennas and Propagation. Vol. 40, December 1992.

Zribi, M., Taconet, O., Le Hégarat-Masclé, S., Vidal-Madjar, D., Emblanch, C., Loumagne, C. and Normand, M., "Backscattering behaviour and simulation comparaison over bare soils using SIRC/XSAR and ERASME 1994 data over Orgeval." Remote sensing of environment, vol. 39, pp. 2040-2050, 1997.

Zribi, M., *Développement de nouvelles méthodes de modélisation de la rugosité pour la rétrodiffusion hyperfréquence de la surface du sol*. Thèse 3^{ième} cycle, Université Paul Sébastier. Toulouse, 1998.

Zribi, M., Ciarletti, V. Taconet, O., Paillé, J. and Boissard, P., "Characterization of the soil structure and microwave backscattering based on numerical three-dimensional surface representation: analysis with a fractional Brownian model." Remote sens. Environ., vol. 172, pp. 159-169, 2000.

Zribi, M., Saux-Picart, S., André, C., Descroix, L., Ottele, O. and Kallel, A., "Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a sahelian site." International journal of remote sensing, vol. 28, pp. 3547-3565, 2006a.

Zribi, M., Le Morvan-Quemener, Dechambre, A. and Baghdadi, N., “Numerical backscattering analysis for rough surfaces including a cloddy structure. ” IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 48, pp. 2367-2374, 2010.