

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

Transformée en ondelettes, tortuosité et lacunarité fractale
pour la caractérisation de surfaces rugueuses.
Application à la mesure de rugosité du pavage.

ARNAUD LINA

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET DE GÉNIE INFORMATIQUE
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE ÉLECTRIQUE)
DÉCEMBRE 1999



National Library
of Canada

Acquisitions and
Bibliographic Services

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque nationale
du Canada

Acquisitions et
services bibliographiques

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

Our file Notre référence

The author has granted a non-exclusive licence allowing the National Library of Canada to reproduce, loan, distribute or sell copies of this thesis in microform, paper or electronic formats.

The author retains ownership of the copyright in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque nationale du Canada de reproduire, prêter, distribuer ou vendre des copies de cette thèse sous la forme de microfiche/film, de reproduction sur papier ou sur format électronique.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

0-612-53588-6

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE

Ce mémoire intitulé:

Transformée en ondelettes, tortuosité et lacunarité
fractale pour la caractérisation de surfaces
rugueuses.
Application à la mesure de rugosité du pavage.

présenté par: Arnaud LINA

en vue de l'obtention du diplôme de: Maître ès science appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de:

CONAN Jean, Ph.D., président

COHEN Paul, Ph.D., membre et directeur de recherche

HERVÉ Jean-Yves, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

BURSANESCU Liviu, Ph.D., membre

Pour Blandine, ma femme,
Pour nos deux familles réunies,

*I never learn anything talking.
I only learn things when I ask questions.*

- Lou Holtz.

*La joie du torrent,
c'est de rencontrer des rochers,
pas d'aboutir au lac.*

- Albert Jacquart.

Remerciements

Mes remerciements vont tout d'abord à M. Paul Cohen qui m'a accueilli dans son groupe et m'a donné l'opportunité de réaliser ce travail. Je remercie également M. Jean-Yves Hervé pour son soutien et ses conseils éclairés tout au long de la maîtrise, la compagnie G.I.E. Technologies de sa courtoise collaboration, ainsi que tous les membres du GRPR, chercheurs, étudiants et stagiaires, pour les discussions enrichissantes que nous avons eues ensemble.

Je tiens à remercier Mme Fahima Nekka, du département de Pharmacologie de l'Université de Montréal, pour sa précieuse expertise dans l'univers fractal, M. Hicham Lahlou, étudiant en maîtrise au GERAD de l'École Polytechnique de Montréal grâce à qui chaque midi fut une surprise, M. Jean-Marc Lina, chercheur au sein du groupe PhysNum de l'Université de Montréal pour avoir usé de sa patience, et bien entendu ma femme, Blandine, ma famille et mes amis au grand complet, qui m'ont soutenu dans mes choix au cours de ces 25 dernières années.

Résumé

Au cours des dernières années, la surveillance des réseaux routiers est devenue l'une des plus importantes priorités des administrations routières. Afin d'aboutir à une connaissance continue de l'évolution de la voirie, des sociétés spécialisées, comme la société G.I.E. Technologies à Montréal, développent des équipements de pointe pour l'automatisation du contrôle de la qualité des routes. Plusieurs travaux ont déjà été effectués sur la reconnaissance des matériaux qui constituent les chaussées. Néanmoins les techniques développées, qui reposent principalement sur l'utilisation de caméras optiques, ne permettent pas l'analyse rapide de grandes quantités de mesures. Dans le cadre de cette maîtrise, nous proposons d'étudier le comportement rugueux de la surface de la route à partir de données télémétriques laser. Celles-ci, obtenues à l'aide d'un système de six caméras laser embarqué à bord d'un camion, permettent l'étude de profils du pavage. Ces profils, d'une largeur de 90 cm, sont acquis à une fréquence de 60 Hz tandis que le véhicule se déplace le long de la route avec une vitesse moyenne de 60 km/h. Ainsi, l'ensemble des profils, composés de 256 points de mesure, fournit une grande masse de données et compose une surface à partir de laquelle

nous allons estimer les états de surface de la chaussée. Puisque ce système nous donne pour seule information la distance entre la route et le système caméra, nous ne possédons qu'une faible connaissance sur la nature du signal obtenu. En effet, ne connaissant ni les mouvements du camion, ni la géométrie de la surface de la route, les mesures prélevées décrivent une surface de caractéristiques inconnues, et nous sommes restreints à une observation des mesures dans le repère local du système d'acquisition. Cependant, nous pouvons profiter d'une représentation multirésolution des profils afin de séparer les composantes suivantes : d'une part, la surface douce qui résulte de la combinaison des mouvements du camion et de la macro-géométrie de la route; d'autre part, les détails de petites résolutions qui sont principalement issus de la texture de l'asphalte. Ainsi, une décomposition multirésolutions nous permet de caractériser ces deux structures physiques en nous basant sur leur relation d'échelle. Une fois les détails restitués, nous devons avoir recours à un opérateur robuste pour estimer la rugosité des états de surfaces observés. À cette fin, nous proposons deux techniques basées sur la notion de tortuosité puis sur la mesure de lacunarité fractale. Dans les deux cas, les résultats obtenus sont ensuite segmentés à l'aide d'une méthode simple de classification. Finalement, nous représentons la répartition des sections de route de rugosité distincte sur une carte au sein d'un système d'information géographique. Cette représentation, rendue possible grâce à l'information d'odométrie connue pour chaque profil, fournit un outil puissant d'analyse via une interface utilisateur adaptée.

Abstract

Over the past few years, surveying pavement condition has become one of the most important preoccupations of highway maintenance agencies. For an updated knowledge of the spatial distribution of pavement quality on the road network, some companies, such as G.I.E Technologies, based in Montreal, offer high-technology equipment for the automation of quality control. Several researchers have developed precise asphalt recognition systems based mainly on the use of optical cameras. These, however, do not allow the acquisition of a high density of measures. In this thesis, we use telemetric data gathered from a 6-camera-laser on-board system fixed to a vehicle. While the vehicle is moving along the road at an average speed of 60 km/hr, each camera scans three 90 cm-wide profiles on the road surface at a 60 Hz frequency. Hence, each profile, composed of 256 measure points, gives a large amount of data, and yields to an estimate of the surface roughness. Furthermore, the profiles are referenced along the truck's path using an odometric system. Since the foregoing technique gives only the distance between the camera and the road surface, there is a weak knowledge of the variations in the road surface. In effect, as we know neither the topology of the

road surface nor the movement of the vehicle, the resulting surface described by the profiles is unknown. However, since we are observing the measures from the camera's local frame, we can take advantage of a multiresolution decomposition to separate the following signals: the smooth surface which results from the combination of the movement of the truck and the global geometry of the pavement, as well as the details of small resolution, mainly generated by the texture of the asphalt. Using the multiresolution representation, we characterize both these physical structures using the single knowledge of their scale relation. With a 1 mm spatial resolution of the measure and a profile every 10 cm on the road at the speed of 60 km/hr, a robust operator is employed to distinguish coarse and low roughness areas of the asphalt. To this end, we propose the use of the tortuosity measure and the lacunarity measure, respectively provide a global, and then a local analysis. Results are segmented to obtain sections of road of distinct surface quality, with thresholds determined by a simple monodimensional classification method. These sections can be then mapped along a route via the odometric information. Finally, we introduce the use of a geographical information system for data management and global view of the spatial results along the road network. It allows a global representation of data and provides a powerful analysis tool with an user-friendly interface.

Table des matières

Dédicace	iv
Remerciements	v
Résumé	vi
Abstract	viii
Table des matières	x
Liste des tableaux	xiv
Liste des figures	xv
Liste des annexes	xix
Liste des notations	xx
1 Introduction	1
1.1 Introduction générale.	1

	xi
1.2 Profils de chaussée et données lasers.	3
1.3 Systèmes d'information géographique.	7
1.4 Organisation du mémoire	8
2 Normalisation des signaux lasers.	9
2.1 Modélisation du problème.	9
2.2 Normalisation par la moyenne locale :	
approximation et limitation.	14
2.2.1 Description.	14
2.2.2 Résultats.	16
2.2.3 Remarques et conclusion.	18
2.3 Reconstruction des détails.	19
2.3.1 Description.	19
2.3.2 Expérimentation.	28
2.3.3 Application aux profils laser de l'asphalte.	40
2.3.4 Conclusion.	43
3 Caractérisation de la rugosité.	46
3.1 Segmentation de texture.	46
3.2 Caractérisation de chaque profil.	47
3.2.1 Mesure de tortuosité.	47
3.2.2 Résultats.	48

3.2.3	Conclusion.	52
3.3	Caractérisation locale.	54
3.3.1	Calcul fractal.	54
3.3.2	Introduction de la dimension de Hausdorff.	55
3.3.3	La mesure de lacunarité.	57
3.3.4	Résultats.	60
3.4	Conclusion.	66
4	Classification.	68
4.1	Séparation des classes et méthode de Fisher.	68
4.2	Résultats de classification.	71
4.3	Conclusion.	75
5	Données spatialement distribuées et systèmes d'information géographique.	77
5.1	Introduction : système SIG.	77
5.2	Système de gestion de l'information du pavage.	79
5.3	Architecture du système.	83
5.3.1	Structure de route.	83
5.3.2	Structure de données.	86
5.4	Représentation des mesures et analyse.	87
5.5	Conclusion.	91

6 Conclusion générale.	92
Bibliographie.	94
Annexes.	101

Liste des tableaux

2.1	Coefficients de la transformée de Haar.	25
2.2	Ondelette de Daubechies d'ordre 1.	27
2.3	Liste des composants de la surface.	30

Liste des figures

1.1	Exemples de dégradation de la chaussée.	2
1.2	Véhicules de la société G.I.E.	3
1.3	Configuration des caméras lasers.	4
1.4	Profils lasers (hauteur (mm) vs. points de mesure).	5
1.5	Méthodologie.	6
2.1	Modélisation du problème.	10
2.2	Modélisation de la surface S_r	11
2.3	Exemple de données brutes (300 profils).	13
2.4	Surface S_r (300 profils).	16
2.5	Processus de normalisation.	17
2.6	Surface S'_r (300 profils).	17
2.7	Surface S''_r (300 profils).	18
2.8	Exemple de décomposition, extrait de Xu, Weaver, Healy et Lu (1994).	20
2.9	Fonctions de Haar.	22

2.10	Décomposition multirésolution.	23
2.11	Algorithme de décomposition.	24
2.12	Algorithme de reconstruction.	25
2.13	Ondelettes de Daubechies.	27
2.14	Banc d'expérimentation.	28
2.15	Vues du banc d'essai.	29
2.16	Surface test et image du profil laser.	30
2.17	Variations d'altitude de la surface.	31
2.18	Extraction des profils laser.	32
2.19	Exemples de profils pathologiques.	33
2.20	Exemples de profils.	34
2.21	Occultation du signal.	34
2.22	Exemples de reconstructions.	36
2.23	Signal brut (70 profils).	37
2.24	Version passe-bas du signal (70 profils).	38
2.25	Détails du signal (70 profils).	39
2.26	Distribution des profils.	40
2.27	Ensemble des données brutes (300 profils).	41
2.28	Extraction des détails - Haar (300 profils).	41
2.29	Reconstruction des détails - Daubechies d'ordre 1 (300 profils).	42
2.30	Reconstruction des détails - Daubechies d'ordre 3 (300 profils).	43

2.31	Données brutes avec fissures (512 profils).	44
2.32	Extraction des fissures (512 profils).	45
3.1	Mesure de tortuosité.	48
3.2	Données brutes (512 profils).	49
3.3	Reconstruction des détails (512 profils).	49
3.4	Mesure de tortuosité (512 profils).	50
3.5	Mesure de tortuosité filtrée - Daubechies 8 (512 profils).	51
3.6	Exemple de chemin de même tortuosité.	52
3.7	Mesure locale de tortuosité (512 profils).	53
3.8	Ensembles de même dimension fractale, extrait de Barnsley, Devaney, Mandelbrot, Peitgen, Saupe et Voss (1988).	58
3.9	Résultats sur un voisinage Ω de taille 18.	61
3.10	Résultats sur un voisinage Ω de taille 32.	62
3.11	Ensemble de test calculé sur un voisinage 18×18 .	64
3.12	Mesure de lacunarité fractale - Ω de dimension 18×18 (512 profils).	65
3.13	Mesure locale de lacunarité (800 profils).	66
4.1	Ensemble d'apprentissage (512 profils).	69
4.2	Segmentation du signal à partir de la tortuosité (512 profils).	70
4.3	Segmentation du signal à partir de la lacunarité (512 profils).	72
4.4	Exemple de classification : transition lisse (blanc) - rugueux (noir) (1792 profils).	73

4.5	Exemple de classification : régions lisses de rénovation (en blanc) (1792 profils).	74
4.6	Système de détection par profil.	75
4.7	Système de détection locale.	76
5.1	Structure du système.	80
5.2	Système de route et chaînage.	81
5.3	Composantes géographiques et représentation spatiale.	82
5.4	Couvertures principales.	84
5.5	Système de route.	85
5.6	Structure de données.	87
5.7	Exemple de carte numérique.	88
5.8	Carte des mesures.	89
5.9	Carte résultante de l'analyse des données.	90
A.1	Algorithme de <i>Diamond-Square</i>	102
A.2	Terrain de faible rugosité.	104
A.3	Terrain de forte rugosité.	104

Liste des annexes

A	Rugosité et terrains fractals.	101
B	Normalisation par la moyenne locale.	105
C	Reconstruction des détails.	112
D	Programme <i>Asphalt</i>.	133

Liste des notations

$\mathbb{R}$: Ensemble des réels.

$\mathbb{N}$: Ensemble des entiers naturels.

$\mathbb{Z}$: Ensemble des entiers relatifs.

$f(x)$: Fonction réelle de x .

R_a : Repère a .

S_b : Surface d'élévation b .

P_c : Plan c .

$M_{i,j}$: Point de coordonnées (i, j) .

PL_k : Profil laser k .

Ω : Voisinage 2-D de dimension $\omega_i \times \omega_j$.

$L^2(\mathbb{R})$: Ensemble des fonctions de $\mathbb{R}$ d'énergie finie.

τ : Tortuosité 1-D.

$\mathcal{A}$: Espace Euclidien borné à n dimensions.

D : Dimension fractale.

Λ : Lacunarité fractale.

Chapitre 1

Introduction

1.1 Introduction générale.

L'amélioration de la gestion des réseaux routiers constitue, depuis ces dix dernières années, l'une des préoccupations fondamentales des administrations routières. Aux États-Unis, par exemple, la FHWA (Federal Highway Administration) impose aux municipalités, depuis 1991, une sévère réglementation de maintenance de la voirie (loi ISTEA). En effet, la bonne gestion des routes implique non seulement le confort et la sécurité de l'utilisateur, mais aussi d'importants enjeux financiers par l'optimisation des travaux de rénovation et l'assurance d'une fluidité du trafic qui assure un transport efficace des personnes et des marchandises. Bien que la construction des routes profite de technologies et de matériaux toujours plus performants, l'usure du réseau reste inévitable. Aussi, les climats rudes et la grande densité de circulation accélèrent

la détérioration des chaussées (*cf.* figure 1.1). Les préjudices causés font d'ailleurs régulièrement l'objet d'articles dans la presse quotidienne (Paquin 1997).

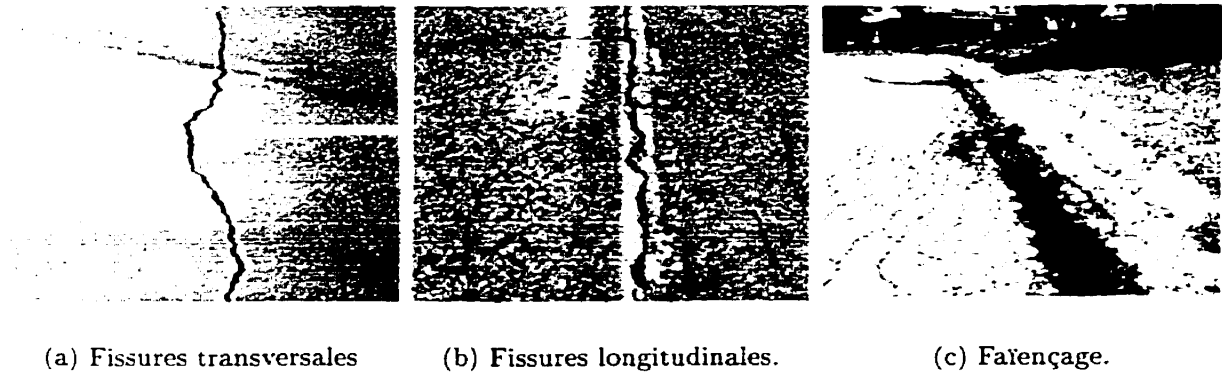


Figure 1.1 : Exemples de dégradation de la chaussée.

Afin d'améliorer la qualité des réseaux routiers, une surveillance régulière de leurs infrastructures est nécessaire. Cependant, face à l'importance des réseaux, une fastidieuse collecte d'information rend difficile la gestion de la masse de données générée. À Montréal, la société G.I.E. Technologies Inc., qui a initié ce travail, développe et commercialise des véhicules (*cf.* figure 1.2) qui permettent l'acquisition automatique de mesures variées à une vitesse moyenne de 60 km/h. Ces mesures proviennent de multiples senseurs radar et caméras laser, qui facilitent le calcul de plusieurs indices révélateurs de condition de la route.

Dans le cadre du présent mémoire, nous proposons une méthode pour la reconnaissance des types de rugosité des asphaltes ainsi qu'une structure de gestion des résultats obtenus à l'aide d'un système d'information géographique. La caractérisation de la rugosité utilise les données télémétriques lasers acquises par les senseurs



Figure 1.2 : Véhicules de la société G.I.E.

du camion. Cette connaissance de la route permet non seulement une meilleure estimation de la répartition sur le réseau routier des états de surface des asphaltes, mais conduit aussi à l'amélioration de l'opération de détection des fissures réalisée par la société G.I.E. Par ailleurs, la manipulation d'une telle densité de données nécessite la mise en œuvre d'un système efficace de gestion des mesures pour en faciliter l'analyse. Nous proposons à cette fin une structure de gestion du pavage implantée à l'aide d'un système d'information géographique. Ce dernier rend possible un stockage et une observation pertinente de l'information, et fournit un environnement informatique propice à l'analyse de données spatiales.

1.2 Profils de chaussée et données lasers.

Les véhicules de la société G.I.E. sont équipés de 6 caméras lasers BIRIS, dont deux longitudinales et deux transversales (cf. figure 1.3). Équipées d'un système optique à double iris, ces caméras fournissent des mesures télémétriques de précision : chaque système possède trois plans laser parallèles qui déterminent des profils de 256 points

de mesure de distance, du centre optique de la caméra à la chaussée. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons uniquement aux caméras transversales. L'acquisition des profils est réalisée à une fréquence de 60 Hz et ce avec une vitesse d'obturation d'environ 1/10000 s. Chaque plan laser balaie un profil de 90 cm de longueur sur la chaussée, ce qui nous conduit à une couverture transversale de 3.6 m de la route. Nous obtenons au total 12 profils définis sur 8 bits qui nous donnent des mesures de distance avec une résolution de 1 mm. Nous remarquerons qu'à une vitesse moyenne de 60 km/h, nous obtenons un profil tous les 10 cm le long du parcours du véhicule. Il s'agit ici d'une collecte très dense qui conduit au stockage de 46080000 points de mesure sur la seule distance de 1 km ! Enfin, chaque profil est positionné par rapport au point d'origine de la collecte à l'aide d'un système d'odométrie.

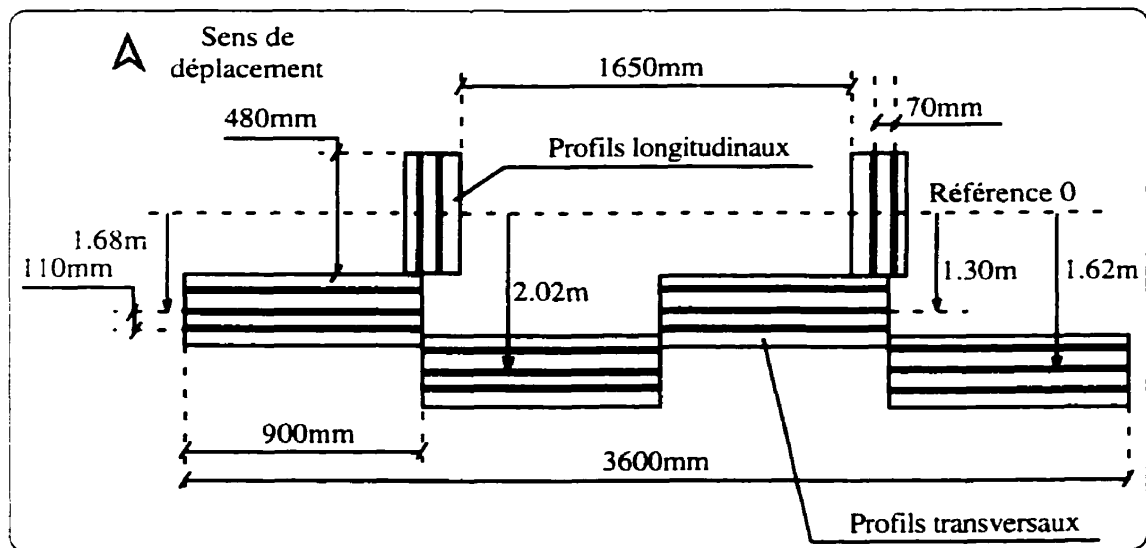


Figure 1.3 : Configuration des caméras lasers.

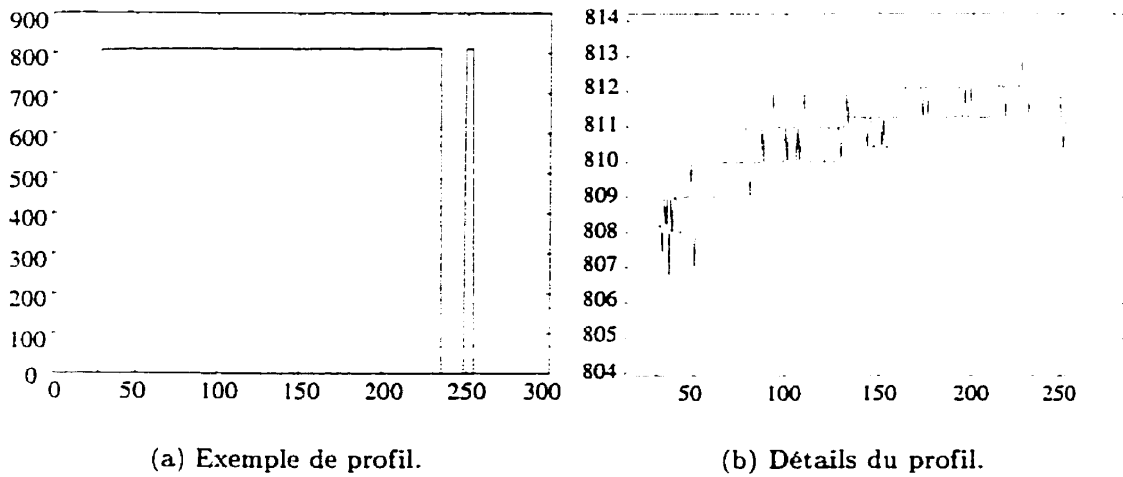
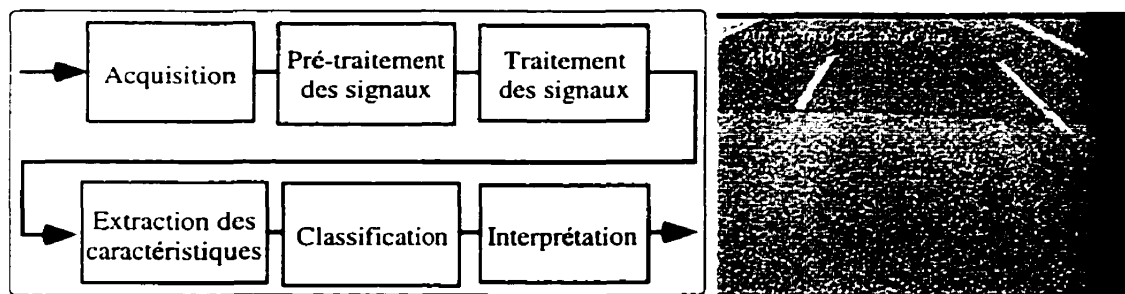


Figure 1.4 : Profils lasers (hauteur (mm) vs. points de mesure).

La figure 1.4(a) présente un exemple de profil laser obtenu par cette technique. Nous retrouvons sur l'ordonnée la mesure en millimètres de la distance route-caméra suivant les 256 points de mesure en abscisse. Remarquons l'absence de données en certains points du profil : différents phénomènes, comme la présence d'une tache d'huile sur le bitume ou l'occultation partielle du faisceau, peuvent engendrer une perte de mesure ou encore une mesure particulièrement faible. De plus, nous observons la présence d'une inclinaison (*cf.* figure 1.4(b)) induite par la configuration du système {route, véhicule} à l'instant t de l'acquisition.

La caractérisation des types d'asphalte a déjà fait l'objet de quelques travaux (Marcondes, Burgess, Harichandran et Snyder 1991, Transportation Research Board 1991). Récemment, Augereau, Khoudair, Brochard et Legeay (1999) ont proposé une méthode de reconnaissance des revêtements routiers à partir d'images du grain de l'asphalte. Cependant cette solution précise, qui fait appel aux techniques d'analyse

des textures, est difficilement exploitable pour une collecte automatique de données de grande envergure à bord d'un véhicule. Notons en effet les problèmes liés à la prise d'une vue rapprochée de l'asphalte à l'aide d'une caméra optique : la distance route-caméra, la vitesse du véhicule, l'illumination, les projectiles, les graisses, les poussières... sont parmi les contraintes indissociables de l'environnement du problème. De plus, un tel système ne pourrait prendre en compte qu'une partie très réduite de la chaussée, et ce avec une faible densité de mesure. Dans notre approche, nous caractérisons la rugosité des revêtements routiers à partir de la variation des petites échelles des profils lasers, et la distinction principale entre les deux classes de rugosité faible et forte du pavage constitue le principal objectif du travail. À terme, nous aboutissons à une méthodologie classique de traitement des signaux (cf. figure 1.5(a)) dont les résultats ont pu être soumis à l'expertise des ingénieurs de la société G.I.E. et confirmés grâce à l'utilisation d'une prise de vue de la chaussée. En particulier, sur la figure 1.5(b) nous apercevons une transition de nature d'asphalte qui passe d'un état de surface lisse à un état de surface rugueux.



(a) Diagramme des processus.

(b) Acquisition vidéo.

Figure 1.5 : Méthodologie.

1.3 Systèmes d'information géographique.

L'extraction d'une mesure ne prend de sens que si les résultats sont représentés dans un contexte qui en permet l'analyse et l'interprétation. La modélisation et la représentation des données constitue une phase essentielle à l'élaboration du système complet et nous devons permettre au système de re-distribuer les résultats qualitatifs de rugosité le long des tronçons de route parcourus par le véhicule. C'est à partir de l'information de position de chaque profil le long du parcours du véhicule que nous allons pouvoir construire la carte des données. La bonne gestion du protocole, de la phase d'acquisition à la représentation des données, a des conséquences immédiates sur la rapidité du processus de décision de l'entretien des routes, sur l'efficacité de la gestion des données, et sur la facilité d'interprétation des résultats par la mise en évidence des corrélations spatiales des mesures.

Point central de notre système, le SIG, ou système d'information géographique (Korte 1992), permet la description numérique de cartes géographiques riches et leur association avec des tables de données et d'attributs (Côté, Roy et Rousseau 1991). C'est grâce à cet outil, et plus particulièrement grâce au logiciel ArcInfo de la société ESRI (ESRI 1993), que nous décrivons et mettons en œuvre une structure de gestion des données collectées par le véhicule de la compagnie G.I.E. L'utilisation des SIG dans le domaine de l'entretien des routes, qui fait l'objet de beaucoup de développements à travers le monde (National Academic Press 1994, National Research Council 1991), a pour but de maintenir à jour notre connaissance des réseaux routiers et de leurs

infrastructures, afin de réduire les coûts d'entretien. En effet, ces systèmes offrent, entre autres, la possibilité d'optimiser la mobilisation des machines et de la main d'œuvre et rendent plus efficaces les rénovations effectuées en se concentrant sur des régions données.

1.4 Organisation du mémoire

Le second chapitre s'ouvrira sur une analyse des données brutes acquises sur la chaussée. Cette analyse nous conduira à l'élaboration d'une méthode de normalisation des données, étape de transformation qui permettra de ramener notre problème dans un espace propice à l'analyse de rugosité. Le troisième chapitre proposera ensuite deux méthodologies pour la caractérisation qualitative de l'état de surface du pavage. La première méthode nous donnera une approximation globale par section de route, tandis que la seconde méthode conduira à l'obtention d'une information locale qui met en évidence les régions de réparation sur la chaussée. Ces indices sur la rugosité seront alors soumis, dans le quatrième chapitre, à une étape de classification simple qui mettra en évidence des grandes sections de route d'états de surface distincts. Finalement, nous aborderons dans le cinquième et dernier chapitre la structure de représentation de l'information décrite au sein d'un système d'information géographique.

Chapitre 2

Normalisation des signaux lasers.

2.1 Modélisation du problème.

La mise en place de tout système de manipulation et de traitement de signaux nécessite une étude préalable de la provenance et de la formation des données étudiées. Cette étude permet en général l'établissement des hypothèses qui constituent la base de l'analyse. Dans notre problème, nous élaborons tout d'abord une modélisation du système {véhicule, laser, route}. Cette modélisation, représentée sur la figure 2.1, nous conduit à définir les référentiels suivants : l'axe horizontal du plan P_c de la caméra décrit une surface localement parallèle S_c , dont la hauteur h , et la pente transversale β , varient à chaque instant t dans le repère global R_g suivant l'attitude du véhicule. Par ailleurs, l'inclinaison longitudinale du camion induit une pente α du plan P_c de la caméra. Nous pouvons dès lors projeter dans le plan P_c l'image du

profil laser P_l de la surface S_a de la route. À l'instant t , le profil laser que nous observons permet d'établir la distance h du centre optique de la caméra à la surface de la route. La surface résultante S_r , combinaison de l'attitude du véhicule et de la surface de la route, est décrite dans le référentiel $R_c(t)$ attaché au système de la caméra, et c'est dans ce repère local d'observation du signal que nous travaillons dans la suite de l'analyse.

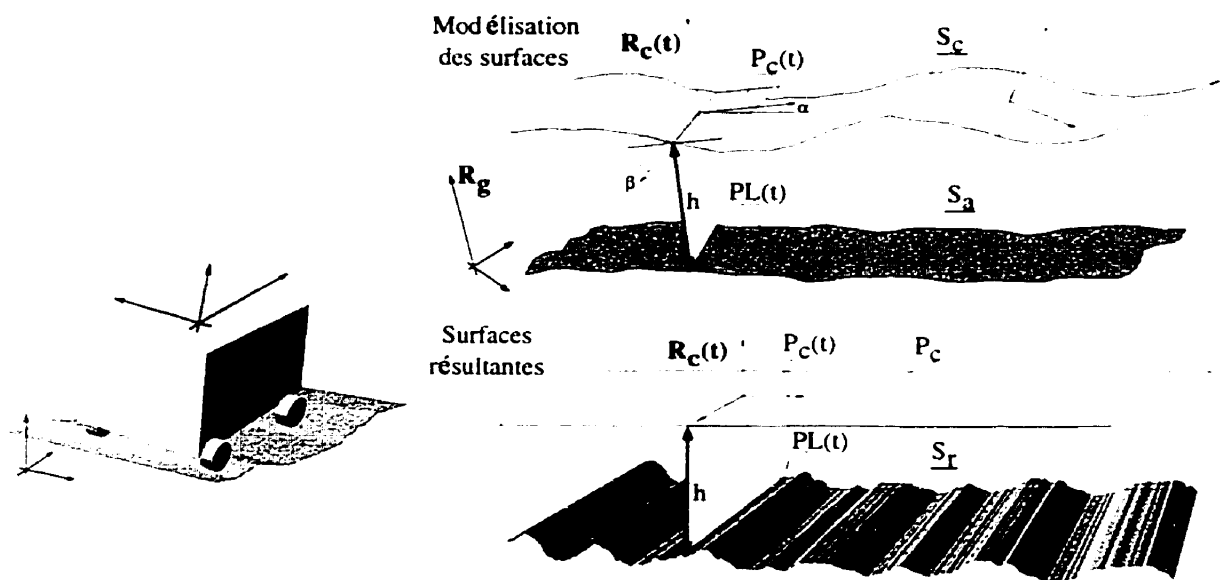
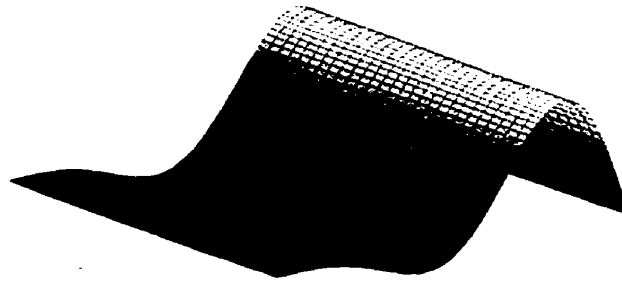


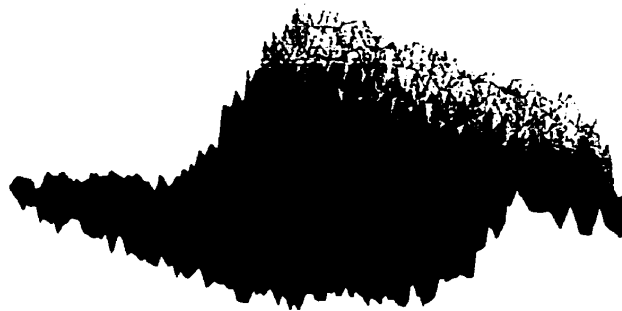
Figure 2.1 : Modélisation du problème.

La notion de rugosité ne possède pas de définition mathématique unique : dans le domaine de la génération de terrain, l'algorithme de *Diamond-Square* nous propose une approche intuitive de l'indice de rugosité défini par l'amplitude maximale des perturbations appliquées à une surface initiale (cf. annexe A). Dans notre cas, nous définirons la rugosité par le signal de haute-fréquence et de faible amplitude qui s'additionne à la macro-géométrie des signaux, et nous dirons que la surface

S_a est une surface rugueuse. Ainsi nous modélisons idéalement la surface S_a par la somme d'une surface S_l lisse par morceaux avec la rugosité de l'asphalte. De même, si nous supposons continue et lisse la surface S_c , nous modélisons la surface rugueuse résultante S_r comme la combinaison d'une surface lisse par morceaux avec la rugosité de la route (cf. figure 2.2). Nous supposons ici que la rugosité observée



(a) Surface idéale S_l .



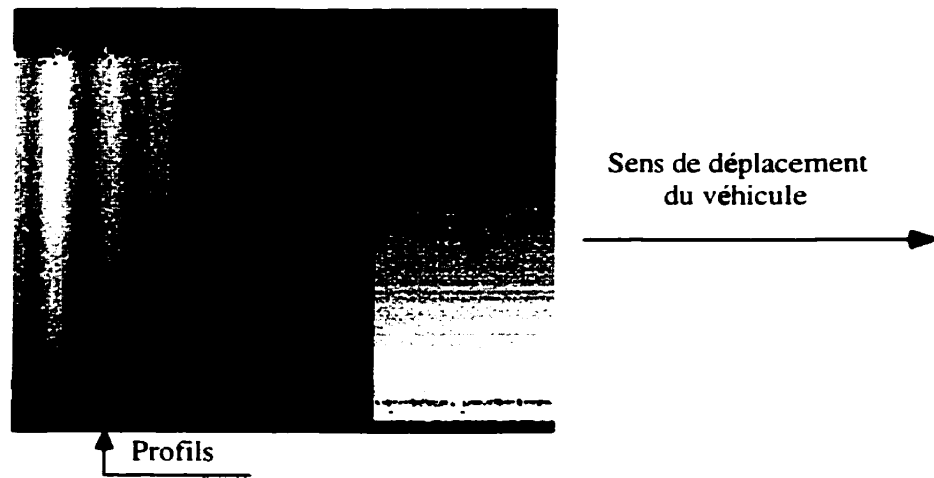
(b) Surface rugueuse S_r .

Figure 2.2 : Modélisation de la surface S_r .

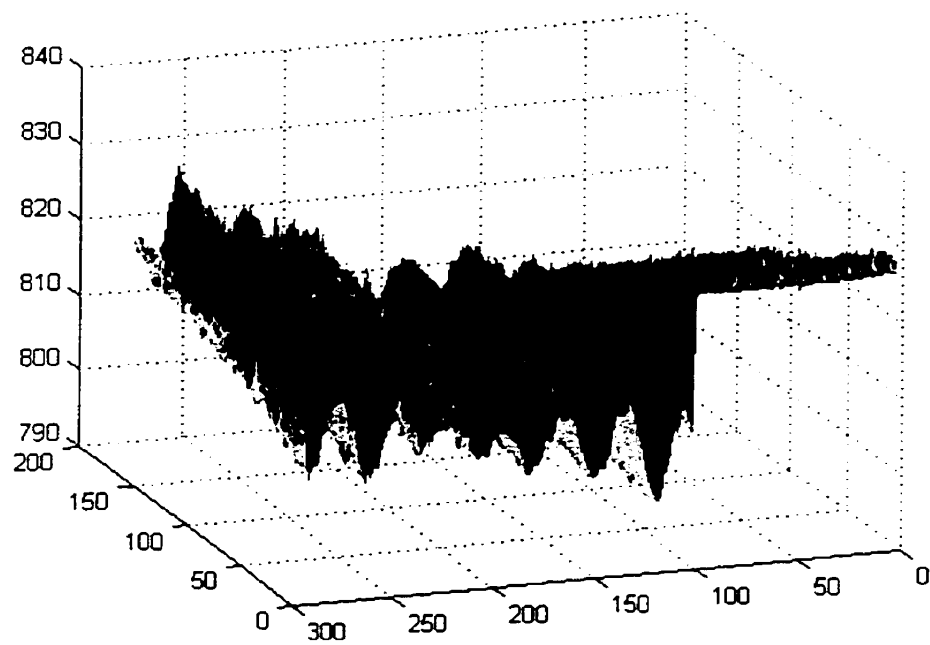
à partir des profils laser est issue principalement de la texture du revêtement routier. En effet, dans la mesure où, premièrement, le camion a une masse importante, où

deuxièmement, la vitesse d'obturation de la caméra est de 0.1 ms et où, troisièmement, les mesures sont quantifiées à l'échelle du millimètre, cette supposition est acceptable puisque les vibrations du système roulant n'entacheront qu'exceptionnellement les mesures. Notons de plus que la vitesse d'obturation de la caméra correspond à un flou longitudinal maximal de 2 mm sur la route, très inférieur à l'échelle de la rugosité du pavage, et que le bruit d'origine électronique qui émane de la caméra est négligé car il n'est que d'une faible amplitude ($\leq$ millimètre).

Dans l'étape de pré-traitement, que nous nommons "phase de normalisation des signaux", notre but est d'extraire la rugosité de la surface S_r , projection locale de la texture de la route dans le plan $P_c(t)$. Sur les figures 2.3(a) et 2.3(b), qui ont subi une expansion linéaire d'histogramme pour faciliter la visualisation, nous présentons trois extraits juxtaposés de données laser. Les première et seconde sections en partant de la gauche proviennent de mesures réalisées sur une chaussée rugueuse puis sur une chaussée lisse. La dernière section, à droite, correspond à une position inclinée du véhicule stoppé sur le bas-côté de la route. Ainsi, nous observons sur la figure 2.3(b) les composantes de la surface S_r , à savoir la variation de grande amplitude due au mouvement du camion combiné à la géométrie de la route, et les détails de petite amplitude et de faible résolution spatiale qui répondent à la texture de l'asphalte.



(a) Image des données brutes



(b) Surface d'élévation des données brutes.

Figure 2.3 : Exemple de données brutes (300 profils).

2.2 Normalisation par la moyenne locale : approximation et limitation.

2.2.1 Description.

Comme nous l'avons déjà remarqué, le signal observé résulte de la combinaison de la hauteur de la caméra par rapport à la chaussée, de son inclinaison locale liée à l'attitude du véhicule, et de la texture de l'asphalte. Intuitivement, nous sommes tentés de soustraire au signal l'influence des deux premières composantes à l'aide d'une simple décomposition des mouvements. Sous l'hypothèse d'un comportement agréable des signaux étudiés, nous pourrions vouloir à cette fin soustraire les moyennes locales du signal. Néanmoins, cette solution triviale comporte de nombreuses faiblesses que nous allons mettre en évidence dans le développement qui suit.

2.2.1.1 Soustraction de l'altitude des profils.

Nous observons ici les profils au cours du temps. Soit M_{ij} , la mesure effectuée sur un profil PL_i à l'instant i , au point de mesure j . Afin de ramener chaque profil à une altitude nulle, nous translatons chaque point M_{ij} par la moyenne du profil PL_i :

$$M'_{ij} = M_{ij} - \frac{1}{\text{Card}_j(M_{ij} \geq 0)} \sum_j (M_{ij} - \mu). \quad (2.1)$$

La valeur du seuil μ permet un calcul de la moyenne sur les données pertinentes du signal, c'est-à-dire sur les points qui ne sont pas, par exemple, corrompus par la présence d'une occultation du faisceau laser. Nous obtenons la surface S'_r pour laquelle l'information de détails contenue dans chaque profil n'a pas été dénaturée. Cependant, comme nous pouvons l'observer sur la figure 2.3, les variations en altitude au cours du temps ont été compensées.

2.2.1.2 Élimination des variations transversales.

Des variations transversales, dues à la combinaison de surface de la route et de l'inclinaison β de la caméra, persistent sur la surface S'_r . Considérons la surface S'_r localement lisse. Autrement dit, faisons l'hypothèse que l'inclinaison du système et la géométrie de la route varient doucement par rapport à l'échantillonnage : nous éliminons, en chacun des points (i, j) , les fluctuations en soustrayant à la mesure M_{ij} sa moyenne locale calculée sur un voisinage Ω de (i, j) :

$$M''_{ij} = M'_{ij} - \frac{1}{\text{Card}_{(i,j) \in \Omega}(M'_{ij} \geq 0)} \sum_{(i,j) \in \Omega} (M'_{ij} - \nu). \quad (2.2)$$

La valeur du seuil ν permet de ne prendre en compte que les données essentielles du signal. Par ailleurs, la dimension $\omega_i \times \omega_j$ du voisinage Ω est, quant à elle, contrainte par l'hypothèse de continuité locale de la surface S'_r . La surface S''_r obtenue contient alors les détails de la surface S_r qui proviennent, par construction, de la rugosité de la surface de la route S_a .

2.2.2 Résultats.

Les résultats sont obtenus sur quatre échantillons typiques de mesures. Ici aussi, les figures ont toutes subi une expansion linéaire d'histogramme, afin d'améliorer la visualisation par une augmentation de la dynamique des signaux qui ne dénature pas leurs caractéristiques. Nous observons, sur la figure 2.4, quatre types de données brutes qui correspondent, dans l'ordre traditionnel, à une chaussée lisse, une chaussée rugueuse puis à une position à l'arrêt du véhicule.

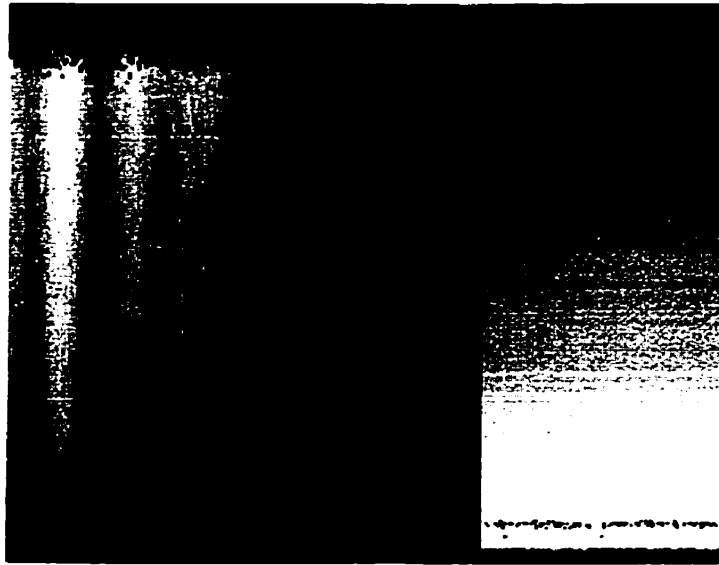


Figure 2.4 : Surface S_r (300 profils).

Pour chaque nouveau profil acquis, le processus nécessite la mise en mémoire de ω_i profils afin de procéder à l'opération 2.2. Nous devons donc conserver en mémoire, pour un nouveau profil PL_k , l'ensemble des profils $\left[PL'_{k-\frac{\omega_i}{2}}, \dots, PL'_{k+\frac{\omega_i}{2}} \right]$ (cf. figure 2.5). La figure 2.6 montre le résultat de l'application de la correction d'altitude des profils. Puisque la caméra laser mesure des altitudes qui varient entre 600 mm et

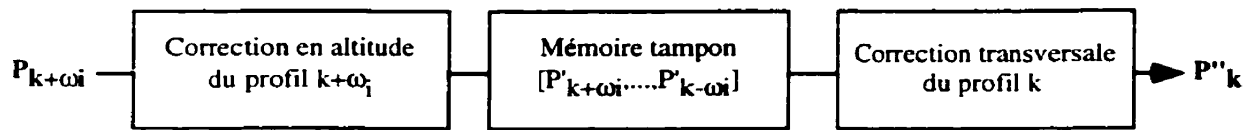
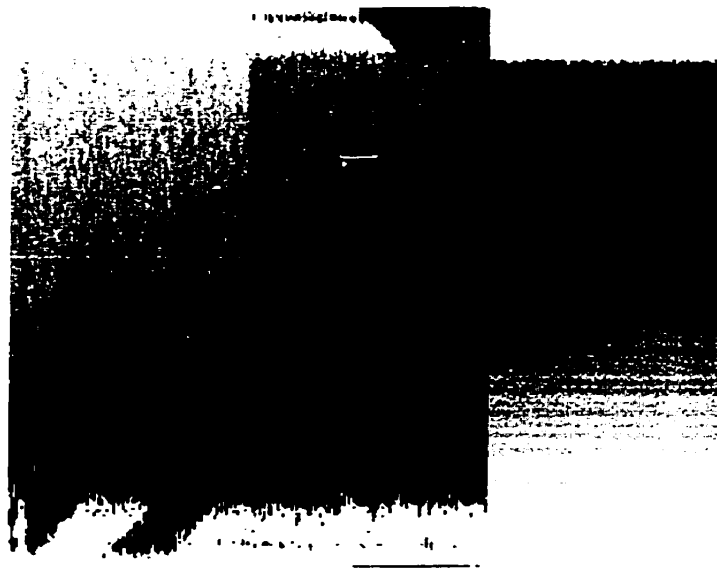


Figure 2.5 : Processus de normalisation.

900 mm. nous imposons au seuil μ une valeur appropriée de 400 mm afin d'éliminer les mesures inadéquates. Ainsi, si nous comparons la figure 2.6 aux données brutes de la figure 2.4. nous remarquons la disparition des variations d'intensités longitudinales : les *vagues* dues aux mouvements en altitude ont été soustraites. Cependant nous observons très nettement la persistance des variations transversales sous la forme de pente d'intensité.

Figure 2.6 : Surface S'_r (300 profils).

La seconde étape du processus nécessite le choix du paramètre ν et des dimensions du voisinage Ω . La variation maximale de la géométrie des profils suite à la première opération étant de l'ordre de 300 mm, nous imposons une valeur de -150 mm au seuil ν .

Nous choisissons par ailleurs un voisinage Ω de taille 8×16 . Cela correspond, sur la surface S_r , à un voisinage d'une dimension de 80 cm dans le sens de parcours du véhicule, par une dimension transversale de 5 cm pour une vitesse de déplacement de 60 km/h. Le résultat de cette seconde opération est présenté sur la figure 2.7. Nous obtenons une surface texturée de luminosité uniforme sur laquelle les différents types de rugosité rencontrés apparaissent très nettement. De plus amples résultats sont présentés en annexe B.

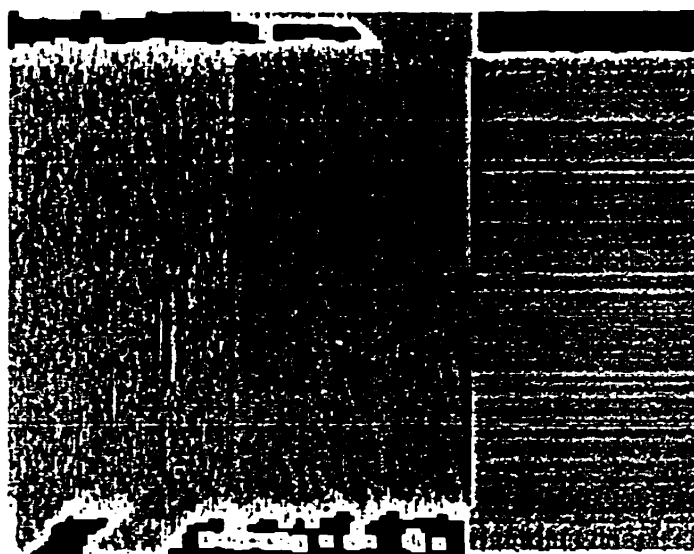


Figure 2.7 : Surface S_r'' (300 profils).

2.2.3 Remarques et conclusion.

Ce processus de normalisation, composé de deux opérations non commutatives, transforme le signal dans un espace de représentation dans lequel nous pouvons observer les différentes textures représentatives de la rugosité de la route. Cette méthode au-

rait pu convenir pour notre analyse. Néanmoins, la seconde opération est coûteuse en temps de calcul, et repose sur une hypothèse de continuité de la surface S'_r dont la validité n'est pas toujours assurée selon la géométrie plus ou moins accidentée de la route, la vitesse du véhicule et le choix de la taille du voisinage Ω . Par ailleurs, cette technique conduit à un résultat faiblement contrasté qui est dû à un lissage considérable de la surface rugueuse. C'est pourquoi nous nous pencherons plutôt sur l'utilisation d'une méthode locale, qui agit profil par profil, afin d'obtenir une normalisation adéquate des signaux.

2.3 Reconstruction des détails.

2.3.1 Description.

2.3.1.1 Introduction.

Bien que nous ne possédions qu'une faible connaissance *a priori* de la surface S_r , nous savons que les détails de la route, qui constituent sa rugosité, sont d'une résolution très inférieure à la largeur d'un profil : ils sont en général de l'ordre du centimètre en résolution transversale et de l'ordre du millimètre en altitude pour une largeur de profil de 90 cm. Une observation des signaux sur différentes échelles s'avère d'autant plus naturelle que nous regardons des événements physiques d'origines distinctes. Les figures 1.4(a) et 1.4(b), page 5, nous ont déjà permis d'apprécier ces différences.

L'analyse multirésolutions par ondelettes, introduite par Mallat (1989), permet

une décomposition efficace d'un signal à différentes échelles. Cette représentation décrit le signal en espaces de détails successifs allant de la résolution la plus fine à une résolution pré-définie de grande échelle (*cf.* figure 2.8). Bien que récente dans le domaine des mathématiques appliquées, la transformée en ondelette constitue un outil attrayant qui a fait l'objet, depuis ces dix dernières années, d'une large utilisation dans des domaines variés comme le traitement du signal (Xu, Weaver, Healy et Lu 1994), l'infographie (Stollnitz, DeRose et Salesin 1996), ou encore l'astronomie (Bijaoui et Rué 1995). Au sein de la vaste littérature qui couvre le domaine, nous signalerons au lecteur l'ouvrage récent de Mallat (1998) qui couvre de façon très exhaustive la théorie des ondelettes.

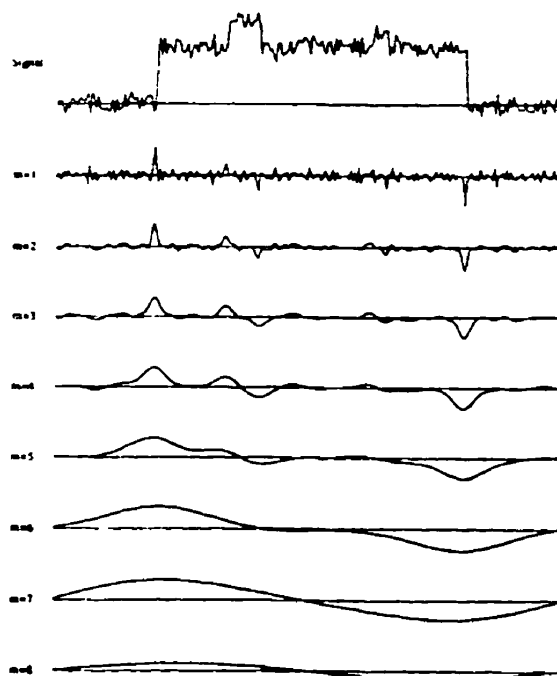


Figure 2.8 : Exemple de décomposition, extrait de Xu, Weaver, Healy et Lu (1994).

2.3.1.2 Transformation de Haar et multirésolution.

La transformation de Haar a été proposée en 1910 (Haar 1910), bien avant la naissance du concept de la fonction d'ondelette. Son utilisation relève alors du domaine de l'analyse fonctionnelle. C'est avec l'avènement des algorithmes pyramidaux (Burt et Adelson 1983) et du travail de Mallat (1989), que l'analyse multi-échelles fait son apparition dans le domaine du traitement du signal. Auparavant, le concept d'ondelette avait été introduit pour la première fois par Grossman et Morlet en 1984 (Mallat 1998, Burke Hubbard 1995).

La transformée de Haar constitue un outil incontournable, pilier fondamental de l'analyse multi-résolution. La fonction de Haar, anti-symétrique et constante par morceaux sur le demi-intervalle de son support, est définie par l'équation 2.3. La fonction d'échelle symétrique associée est décrite par l'équation 2.4.

$$\psi = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq \frac{1}{2}, \\ -1, & \frac{1}{2} \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.3)$$

$$\phi = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.4)$$

Dans le cadre de notre étude, nous avons recours à l'algorithme de décomposition dyadique des signaux que nous décrivons brièvement : la fonction d'échelle mère

o donne naissance à la famille des fonctions d'échelle par le biais du processus de dilatation et de translation dyadique décrit par l'équation 2.5. La fonction d'échelle $\phi_{j,k}$ est alors une copie dilatée d'indice j et translatée d'indice k de la fonction d'échelle mère. De même, la relation équivalente pour la fonction en ondelette est établie par les équations 2.6.

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \phi(2^j x - k). \quad (2.5)$$

$$\begin{cases} \psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k), \\ \text{supp } \psi_{j,k} = [k 2^{-j}, (k+1) 2^{-j}], \\ \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{j,k}(x) dx = 0. \end{cases} \quad (2.6)$$

La figure 2.9 montre quelques exemples de fonctions $\psi_{j,k}$ à partir de la fonction de Haar.

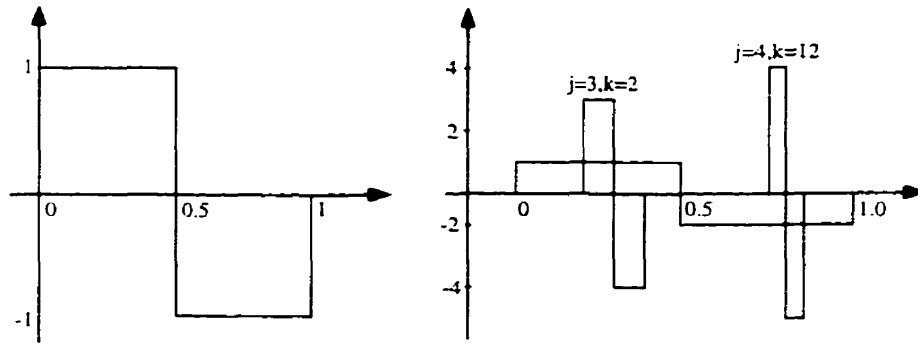


Figure 2.9 : Fonctions de Haar.

L'ensemble $\{\psi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}$ des fonctions de Haar forme une base orthonormale de $L^2(\mathbb{R})$. Ainsi nous avons $\langle \psi_{j,k}, \psi_{j',k'} \rangle = \delta_{j,j'} \delta_{k,k'}$ et toute fonction de $L^2(\mathbb{R})$ peut être approchée dans cette base par une combinaison linéaire des fonctions $\psi_{j,k}$. En notant W_j les espaces engendrés par les fonctions $\psi_{j,k}$, $k \in \mathbb{Z}$, nous avons $L^2(\mathbb{R}) =$

$\overline{\bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j}$. En remarquant par ailleurs que $\langle \phi_{j,k}, \psi_{j',k'} \rangle, j \leq j'$, et en notant V_j l'espace engendré par les fonctions $\phi_{j,k}, k \in \mathbb{Z}$, nous aboutissons à l'importante propriété de l'analyse multi-résolution décrite par $V_j = V_{j-1} \oplus W_{j-1}$. La substance de l'analyse par ondelette est contenue dans cette propriété : à partir de la combinaison linéaire des fonctions d'échelle, il est possible de construire des approximations à différentes échelles de décomposition de la fonction f (cf. équations fondamentales 2.7). Les détails, qui permettent le passage entre deux niveaux de résolution, sont décrits par une combinaison linéaire des fonctions d'ondelette (cf. figure 2.10) qui agissent comme des microscopes de grossissement variable sur le signal : elles restituent, pour chaque niveau de décomposition, les détails localisés du signal.

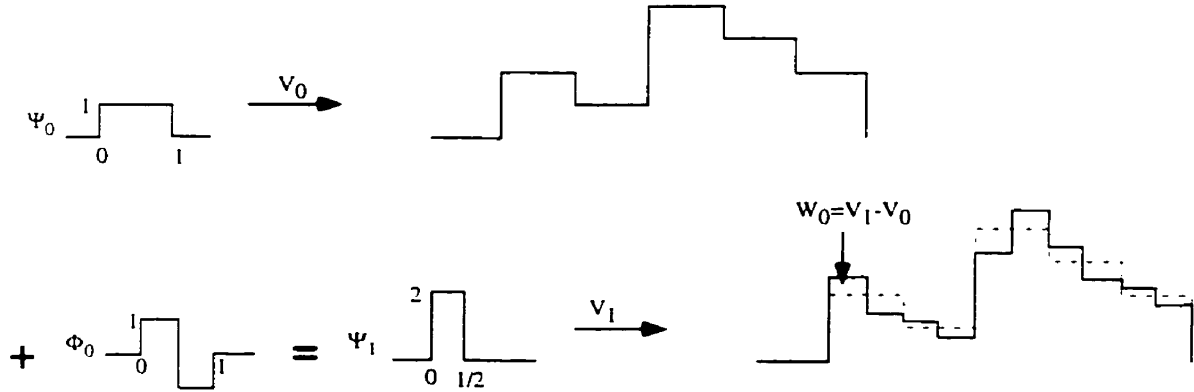


Figure 2.10 : Décomposition multirésolution.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dots V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \text{ (espaces d'une résolution de plus en plus fine),} \\ \overline{(\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j)}_{L^2} = L^2(\mathbb{R}) \text{ (base complète),} \\ \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \text{ (unicité)} \\ f(x) \in V_j \iff f(2x) \in V_{j+1}, j \in \mathbb{Z} \text{ (propriété d'échelle).} \end{array} \right. \quad (2.7)$$

Finalement, si nous considérons la fonction $f_N \in V_N$ un signal de taille 2^N , l'application répétée de la décomposition nous conduit à l'équation 2.8, représentation complète de la fonction f_N . Les fonctions f_i et g_i , entièrement décrites par les coefficients c^j et d^j , sont les approximations de la fonction et de ses détails aux différentes échelles de décomposition.

$$f_N = g_{N-1} + g_{N-2} + \cdots + g_{N-M} + f_{N-M},$$

avec $f_i \in V_j$, $g_i \in W_j$ et

$$\begin{cases} f_j(x) = \sum_k c_k^j \phi(2^j x - k), \\ g_j(x) = \sum_k d_k^j \psi(2^j x - k). \end{cases} \quad (2.8)$$

Ainsi, à l'aide de l'équation 2.9, dans laquelle les coefficients a_{l-2k} et b_{l-2k} représentent respectivement les coefficients des filtres de la fonction d'échelle et ceux de la fonction d'ondelette, nous obtenons les coefficients c^j et d^j . Cette équation constitue l'opération de décomposition illustrée par la figure 2.11.

$$\begin{cases} c_k^{j-1} = \sum_l a_{l-2k} c_l^j, \\ d_k^{j-1} = \sum_l b_{l-2k} c_l^j. \end{cases} \quad (2.9)$$

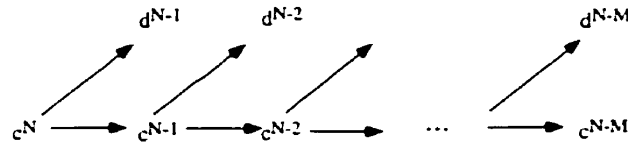


Figure 2.11 : Algorithme de décomposition.

2.3.1.3 Reconstruction des détails et ondelettes splines.

Pour restituer la rugosité de la surface S_r , nous allons exploiter les propriétés de la décomposition multirésolutions afin de séparer, dans une base d'ondelettes orthogonales, les grandes échelles des petites échelles des signaux. Suite à la représentation des profils selon un nombre de décomposition $N - M$ pré-défini, nous reconstruisons les signaux après avoir annulé l'approximation passe-bas $f_{N-M} \in V_{N-M}$ (cf. équation 2.8). En d'autres termes, nous ne reconstruisons que les espaces des détails W_j , $j = \{N - M, \dots, N - 1\}$ des profils. Par ailleurs, le choix de l'ondelette est soumis dans notre étude à la contrainte suivante : la réponse impulsionnelle du filtre est finie et son support doit être de petite dimension. En effet, comme nos profils laser ne sont définis que sur 256 points et présentent souvent des "trous", ces conditions nous garantissent une décomposition satisfaisante des signaux avec une bonne localisation spatiale et un cône d'influence réduit afin que les fortes singularités du signal n'aient que de faibles répercussions sur l'ensemble du profil. La précision en localisation spatiale de l'ondelette de Haar fait d'elle un outil approprié dans le cadre de nos travaux. Cependant, sa mauvaise localisation fréquentielle entraîne une grossière approximation (constante par morceaux) de la version passe-bas f_{N-M} du signal. Pour palier ce problème, nous proposons l'utilisation des ondelettes définies par approximation polynomiale spline. Bien que ces ondelettes soient généralement décrites sur des supports infinis, elles possèdent souvent une bonne propriété de décroissance exponentielle des coefficients des filtres, ce qui permet leur troncature avec une perte

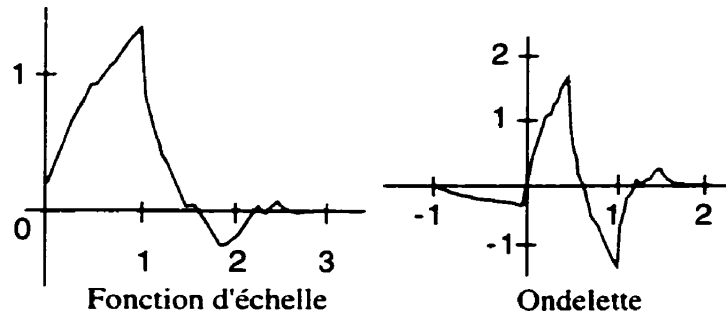


Figure 2.13 : Ondelettes de Daubechies.

très négligeable (Lemarié 1988, Chui et Wang 1991, Chui 1992). Nous attacherons une attention particulière aux ondelettes de Daubechies (1992) (*cf.* figure 2.13) qui sont définies sur des supports compacts. Leur orthogonalité aux espaces polynomi-
aux jusqu'à un ordre k choisi, nous fournit une approximation plus régulière de la
fonction f_{N-M} . Ainsi, les composantes d'ordre polynomial 0 et 1 présentes dans le
signal seront traduites dans f_{N-M} , et ce avec une fonction d'ondelette définie sur un
support compact de taille $l = 2 * k + 2 = 4$ (*cf.* tableau 2.2). Remarquons finalement
que l'ondelette de Haar constitue le cas particulier des ondelettes splines à l'ordre 0.

Tableau 2.2 : Ondelette de Daubechies d'ordre 1.

n	$h_2(n)$
0	0.482962913145
1	0.836516303738
2	0.224143868042
3	-0.129409522551

2.3.2 Expérimentation.

2.3.2.1 Principes.

Afin d'évaluer l'efficacité de la méthode, nous proposons un procédé d'expérimentation à partir d'un système rigide {caméra, laser}. Le système scanne la surface rugueuse en suivant une trajectoire pré-définie (*cf.* figure 2.14). Aussi les figures

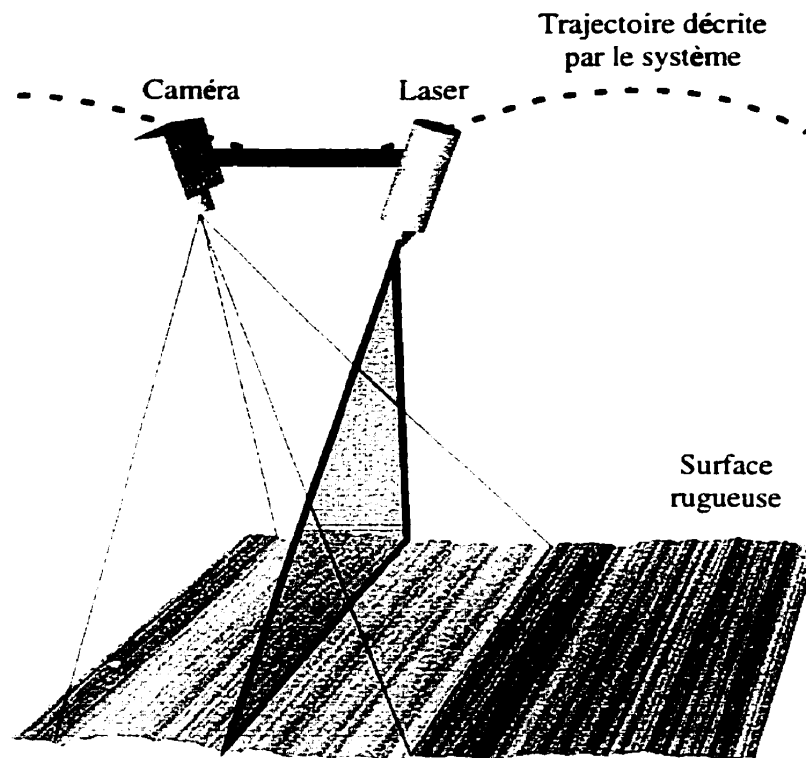
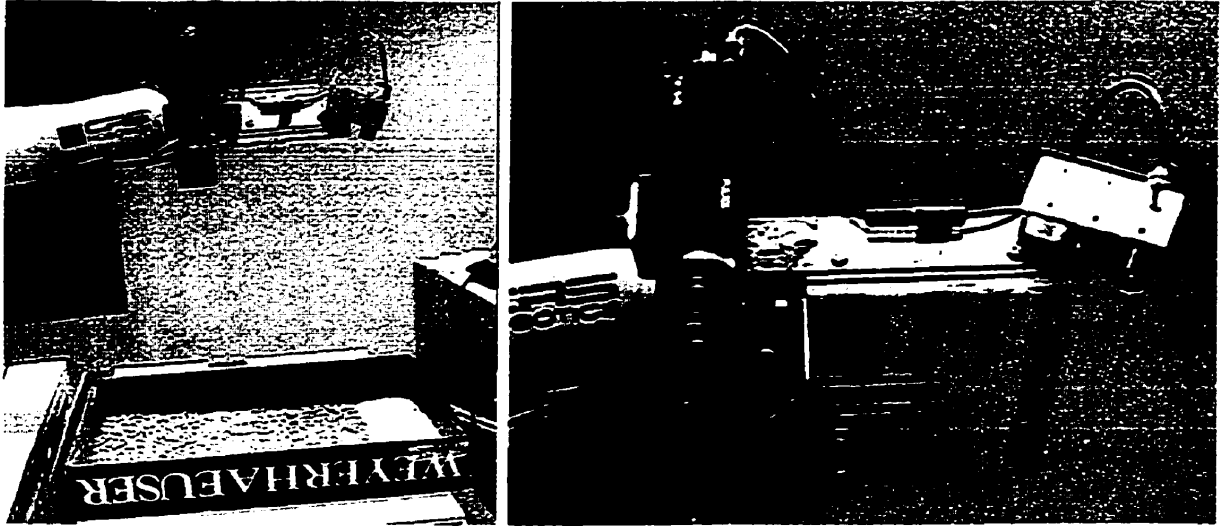


Figure 2.14 : Banc d'expérimentation.

2.15(a) et 2.15(b) présentent-elles les détails du montage pour lequel une caméra Pulnix TN-840 équipée d'une optique Cosmocar 16 mm est utilisée. Celle-ci, montée rigidement avec un laser Lasiris de plage de longueur d'onde [600 nm,710 nm], est réglée avec une ouverture de f11 pour, d'une part, mettre en évidence l'image du

faisceau laser et pour, d'autre part, conserver une profondeur de champ satisfaisante au cours du balayage. L'ensemble du système est ensuite fixé sur le joint terminal d'un bras manipulateur CRS Robotics 465 commandé à l'aide du langage RAPL.

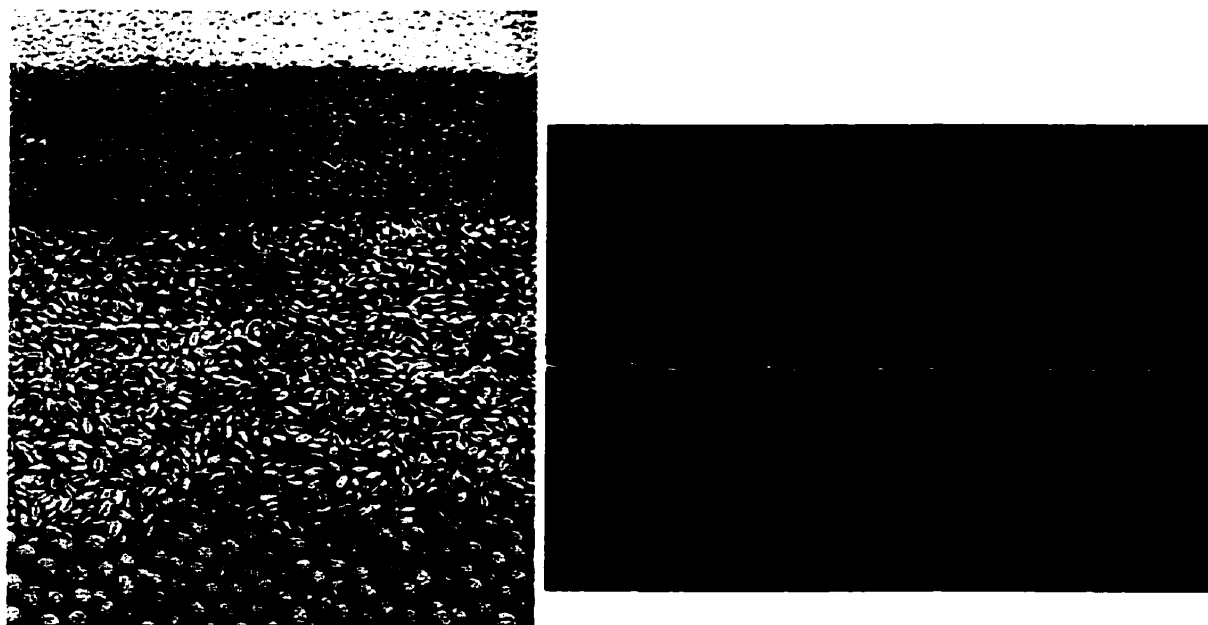


(a) Vue d'ensemble.

(b) Détails du montage.

Figure 2.15 : Vues du banc d'essai.

La surface illustrée sur la figure 2.16(a), est constituée de grains de formes et de diamètres variés dont les caractéristiques moyennes sont énumérées dans le tableau 2.3. Ces choix, qui facilitent la mise en œuvre de la surface, permettent l'observation des différentes rugosités à partir de l'acquisition d'une centaine d'images 640×480 sur lesquelles nous observons la projection du laser sur notre support rugueux. Un exemple d'image obtenue présenté sur la figure 2.16(b) permet de distinguer très nettement le faisceau laser ainsi que ses variations transversales qui traduisent les modifications d'altitude de la surface.



(a) Surface de test.

(b) Exemple d'acquisition.

Figure 2.16 : Surface test et image du profil laser.

Tableau 2.3 : Liste des composants de la surface.

Type de grains	Dimension	Forme	Rugosité
Pois	6 mm	sphère	forte
Blé	6 × 3 mm	cylindre	moyenne
Lentilles	4 mm	disque	moyenne
Orge	3 mm	sphère	fine

2.3.2.2 Acquisition des profils.

Le calcul de la distance de la surface à la caméra est ensuite obtenu à l'aide de l'équation de correspondance 2.12 dans laquelle d représente la mesure de la déviation du profil dans l'image par rapport à l'axe optique de la caméra. La variation du profil dans l'image, qui traduit les changements d'altitude de la surface, est illustrée par le schéma 2.17 : une variation d'altitude ΔL de la surface produit une déviation de

Δd dans l'image. La mesure de L ne varie pas linéairement en fonction de la deviation d du profil. Il en est de même pour la precision de la mesure, et seule une plage limitée de d est utile. La conception du système, en jouant sur les paramètres θ , D , et f , définit donc une certaine plage d'utilisation pour L avec la garantie d'une erreur maximale. Dans notre cas, une série de mesures connues nous permet de réaliser un étalonnage du système expérimental nécessaire afin de restituer des mesures correctes de ΔL (cf. figure 2.18(a)).

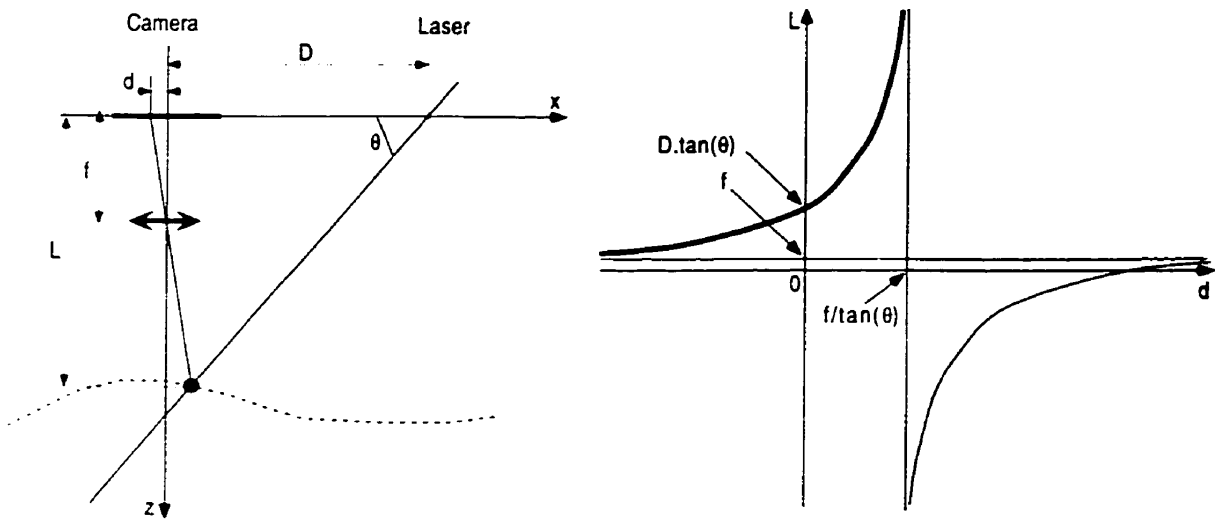


Figure 2.17 : Variations d'altitude de la surface.

$$L = \frac{f \cdot \tan(\theta) \cdot (d - D)}{d \cdot \tan(\theta) - f}. \quad (2.12)$$

La hauteur de chaque point du profil est mesurée par rapport à la ligne de référence prise au centre de l'image comme l'illustre la figure 2.18(c). Si nous observons le profil d'intensité en suivant une ligne verticale dans l'image, nous apercevons un extremum

très bien localisé dans le profil d'intensité qui correspond au point de mesure recherché (cf. figure 2.18(b)) : nous procédons simplement à l'extraction de la position de la ligne qui correspond, dans chacune des colonnes, au site d'intensité maximale (cf. figure 2.18(c)) pour restituer la mesure télémétrique.

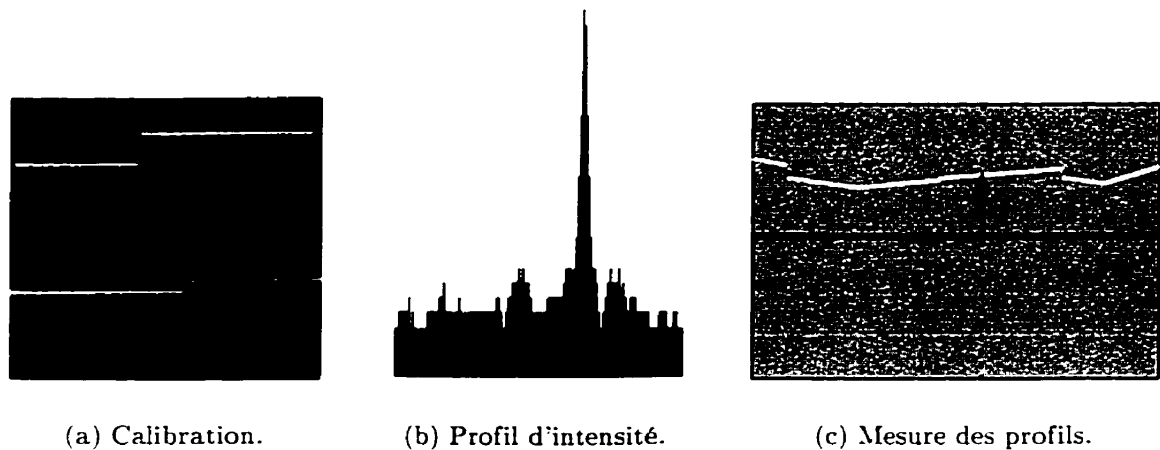


Figure 2.18 : Extraction des profils laser.

2.3.2.3 Résultats.

Tout d'abord, nous présentons deux exemples de profils obtenus pour les surfaces formées des pois puis du blé que nous avons inclinées d'un angle de 10 degrés (cf. figure 2.19). Nous remarquons immédiatement le grand nombre de mesures pathologiques : la configuration du système {caméra, laser}, par rapport aux surfaces de forte rugosité, conduit à l'apparition de nombreuses occultations du signal. Ce phénomène, qui est illustré par le schéma de la figure 2.21, laisse entrevoir que la conception d'un tel système doit être appropriée à la nature des surfaces étudiées puisque les oc-

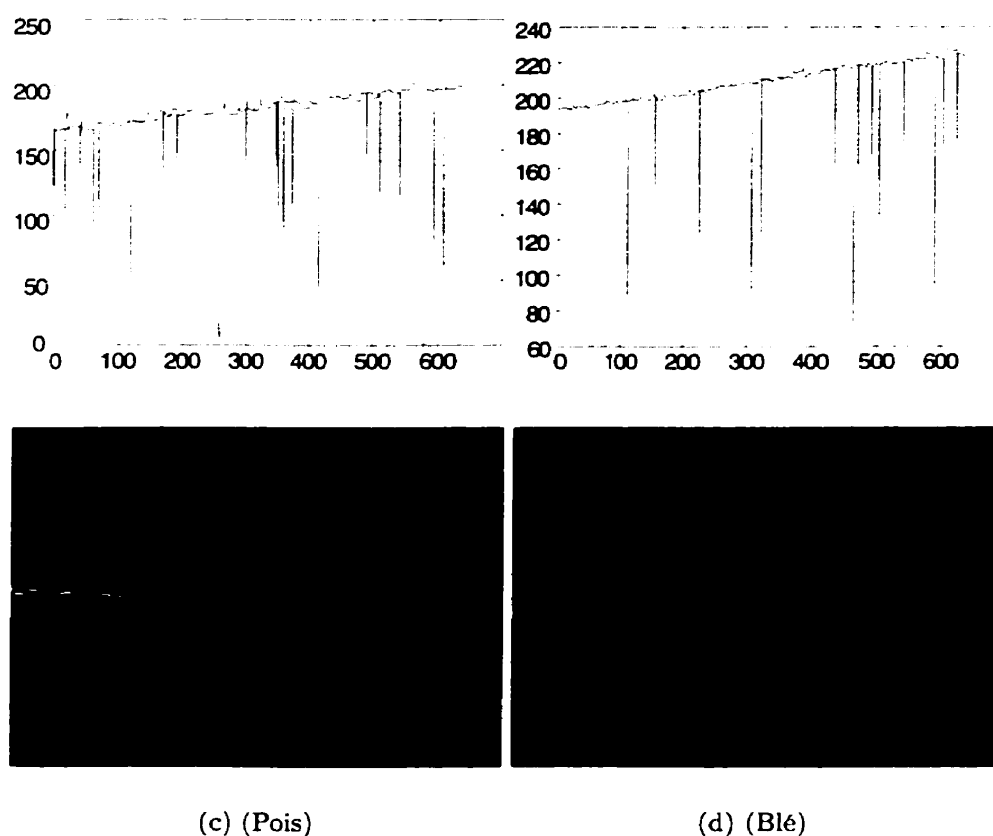
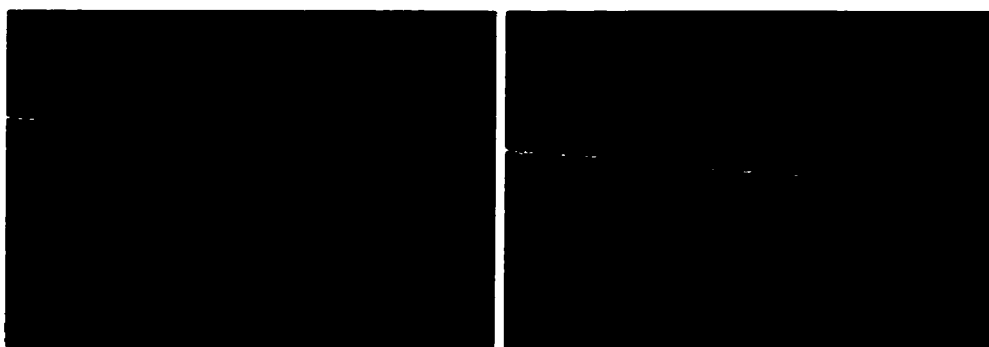
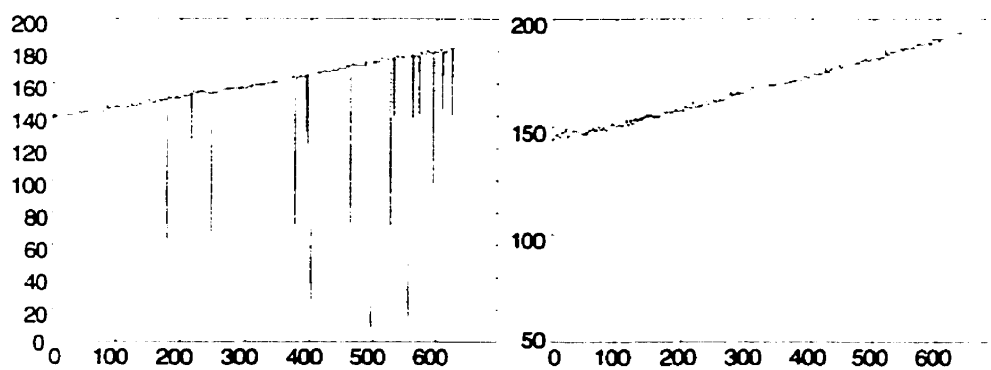


Figure 2.19 : Exemples de profils pathologiques.

cultations. lorsqu'elles sont en trop grande quantité, rendent le signal inexploitable. Cependant il nous est quand même possible d'observer les différences d'amplitude et de résolution spatiale des détails entre ces deux premières textures.

Sur les figures 2.20, des profils obtenus sur les rugosités formées des lentilles et de l'orge sont représentés. Dans le cas des lentilles, nous remarquons qu'il peut encore subsister quelques problèmes d'occultation, qui apparaissent principalement sur le haut de la pente du profil car les angles formés par le laser, la caméra et la surface s'y trouvent accentués.



(c) (Lentilles)

(d) (Orge)

Figure 2.20 : Exemples de profils.

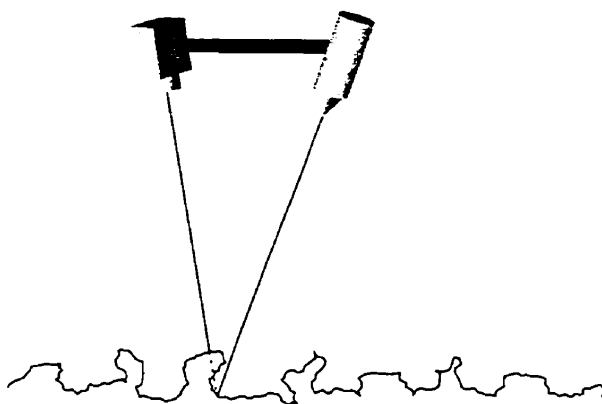


Figure 2.21 : Occultation du signal.

2.3.2.4 Décomposition et reconstruction des profils.

Avant de procéder à la décomposition des profils à l'aide de la transformée en ondelette, le nombre de niveaux de représentation doit être défini. Aussi, afin de bien séparer les espaces des détails de l'espace des grandes échelles, la décomposition du signal doit être conditionnée par le rapport d'échelle entre la résolution spatiale maximale de la rugosité et la taille du profil. Autrement dit, si les détails ont une dimension inférieure ou égale à 4 pixels, deux niveaux de décomposition (cas dyadique) suffiront à la représentation des deux composantes de notre signal. Dans le cas présent, les pois, dont la dimension est en moyenne de 20 pixels, forment la texture de plus grande dimension. Il est donc nécessaire dans ce cas d'avoir un minimum de cinq niveaux de décomposition. Cependant, avec une telle décomposition dyadique sur un signal de 256 pixels, seuls seize coefficients sont conservés pour la description de la version passe-bas du profil. Or, une approximation trop grossière de la version passe-pas du signal ne permet pas une bonne restitution des détails. Dans le cas des pois, la reconstruction des détails risque de souffrir d'artefact par la présence de "palliers" au niveau des variations de la géométrie du profil qui n'ont pu être prises en compte dans la version passe-bas de la décomposition. Nous devons donc nous assurer de la présence d'une résolution suffisante d'approximation de la géométrie des profils, ce qui implique finalement l'observation de signaux dont le rapport d'échelle avec les détails est suffisamment important : **le nombre de décomposition doit être suffisant pour décrire toutes les échelles de détails que nous souhaitons**

extraire, mais le rapport d'échelle entre le signal et l'échelle des détails la plus grande doit être suffisant pour garantir une bonne décomposition des profils. Les figures 2.22 illustrent trois types de reconstruction du profil présenté sur la figure 2.22(a) et obtenu sur les lentilles.

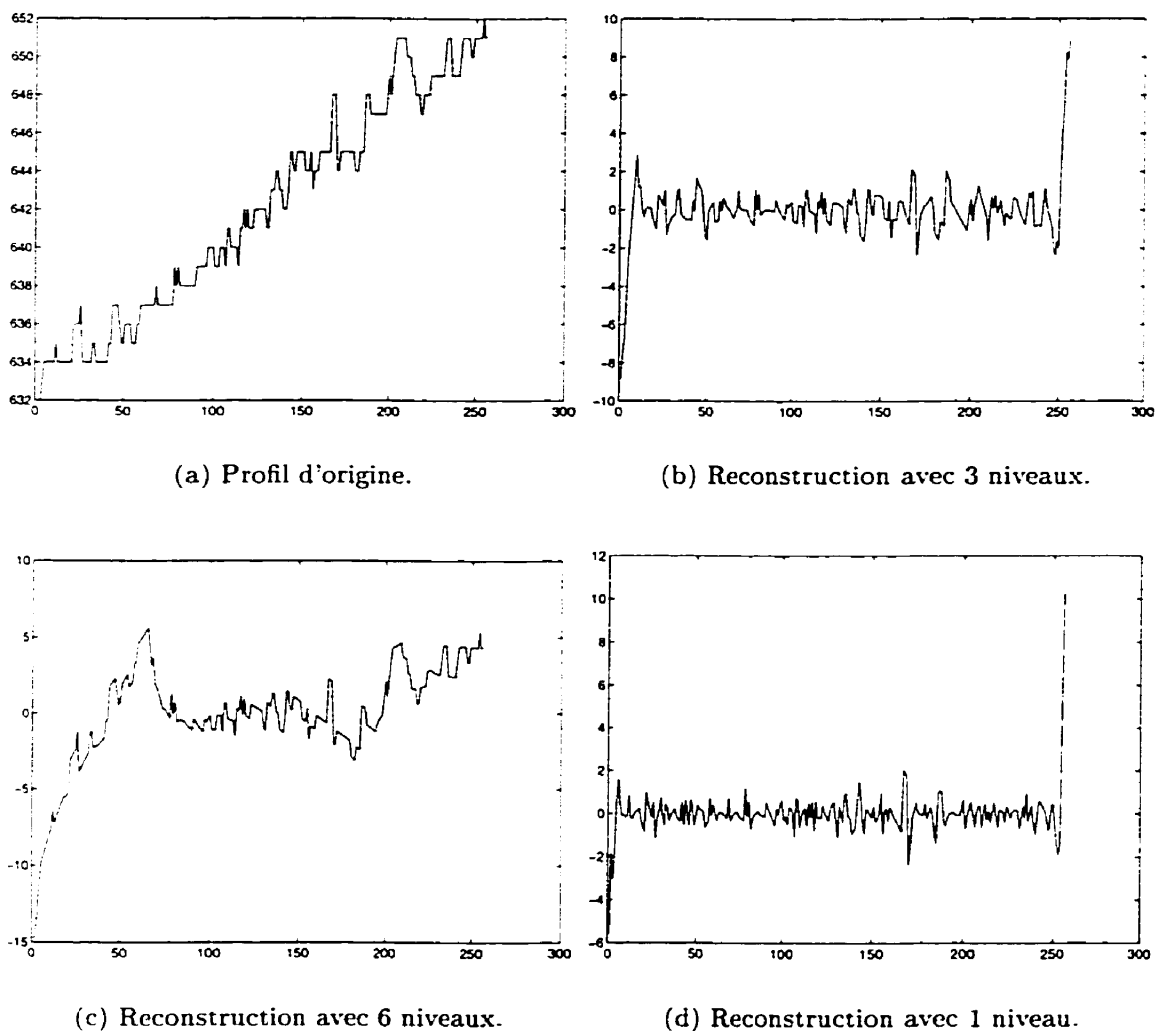


Figure 2.22 : Exemples de reconstructions.

La figure 2.22(b), qui constitue notre reconstruction de référence, est réalisée sur trois niveaux de décomposition. Ainsi, il est aisé de s'apercevoir que la reconstruc-

tion présentée sur la figure 2.22(c) a été effectuée à partir d'un trop grand nombre de décomposition. Inversement, si nous utilisons une décomposition trop réduite, l'ensemble des échelles des détails n'est pas restitué et nous obtenons une représentation erronée de la texture des profils (cf. figure 2.22(d)). En nous basant donc sur les trois autres textures, nous nous limiterons à 3 niveaux de décomposition qui permet de décrire les détails d'une dimension de l'ordre de 8 pixels. Ainsi la géométrie des profils est définie par 32 coefficients que nous annulons avant la reconstruction.

La figure 2.23 présente l'ensemble des profils acquis au cours de l'expérience : du rang 0 au rang 20, nous avons la texture formée des pois, du rang 20 au rang 40, la texture formée par le blé, du rang 40 au rang 60, celle formée par les lentilles, puis finalement du rang 60 au rang 70, la texture la plus fine formée par l'orge.

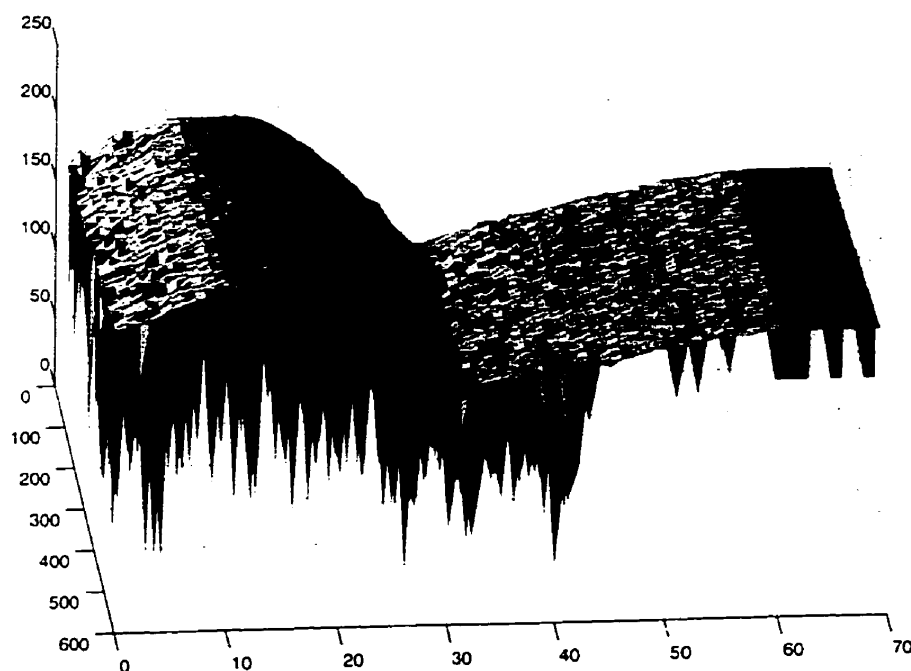


Figure 2.23 : Signal brut (70 profils).

La forme générale de la surface que nous observons est celle engendrée par la trajectoire du bras manipulateur au dessus de notre prototype de texture. Chaque profil est alors séparé pour donner naissance à la version passe-bas du signal et à l'extraction des détails, ce qui est illustré par les figures 2.24 et 2.25. Aussi, nous

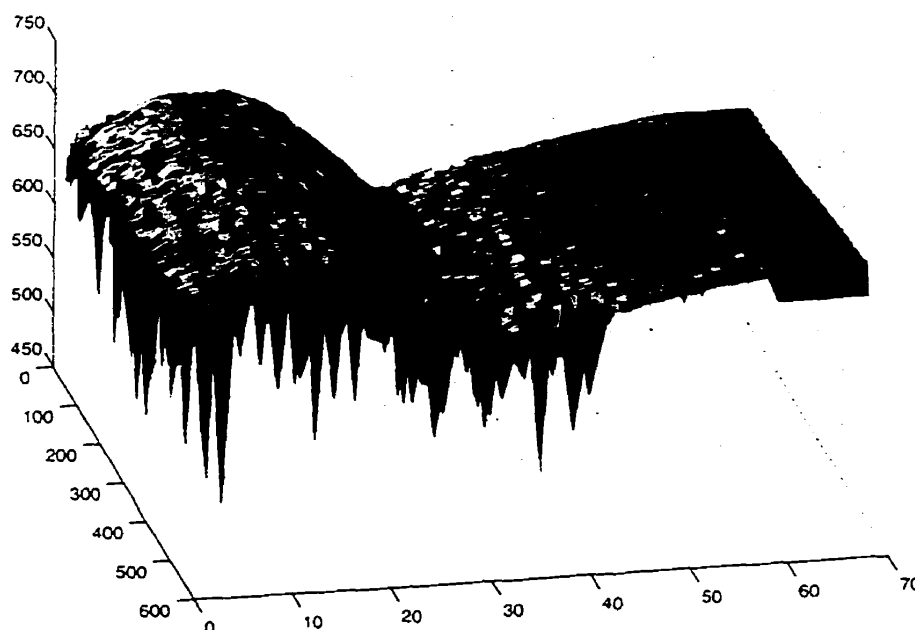


Figure 2.24 : Version passe-bas du signal (70 profils).

retrouvons principalement dans l'espace des grandes échelles la combinaison de la trajectoire du système {caméra, laser} avec la macro-géométrie de la surface rugueuse. Comme nous l'avons déjà remarqué, la décomposition du signal, contrainte par la dimension de la plus forte rugosité, nécessite un rapport suffisant entre les échelle des phénomènes physiques que nous cherchons à séparer. D'une part, le nombre de trois décompositions ne permet pas ici de restituer correctement la texture décrite par les pois. et d'autre part, la présence d'occultations nuit amplement à l'observation

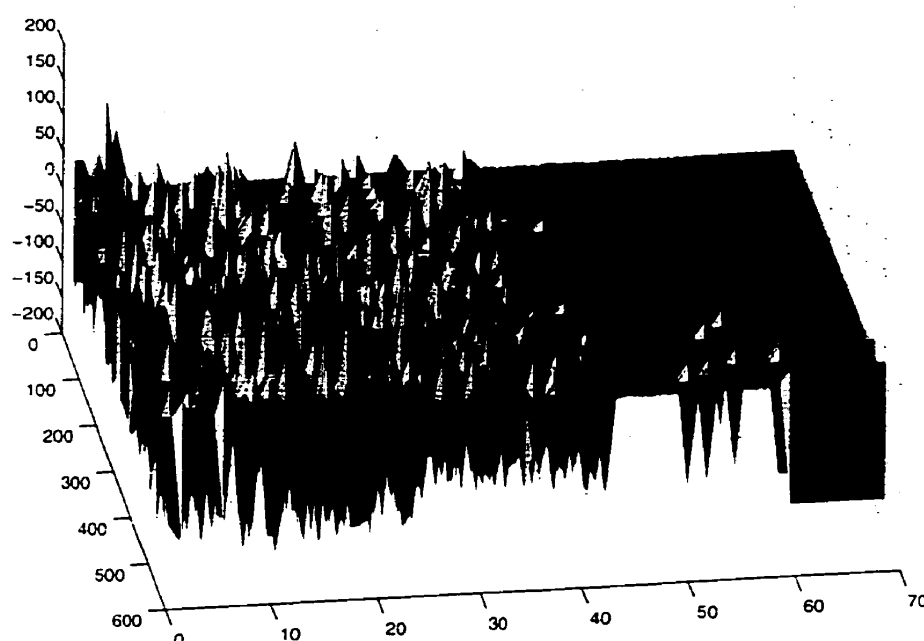


Figure 2.25 : Détails du signal (70 profils).

des deux premières natures de signaux. En ce qui concerne les surfaces de lentilles et d'orge, l'opération s'avère efficace, et nous avons déjà pu observer un profil restitué sur la figure 2.22. Nous retrouvons en moyenne le bon rapport d'échelle entre la rugosité et la dimension du signal pour chaque section et pouvons observer les nuances dans les distributions spatiales des textures.

Nous devons faire attention ici à la représentation obtenue qui ne constitue pas une représentation de la surface réelle. En particulier, dans le cas des données télémétriques sur la chaussée, la position de chaque profil est connue le long du parcours du véhicule : la position précise et l'orientation des mesures sont indéterminées les unes par rapport aux autres puisque chaque profil, projection de la route dans le repère local de la caméra, a son attitude qui varie au gré des mouvements du camion

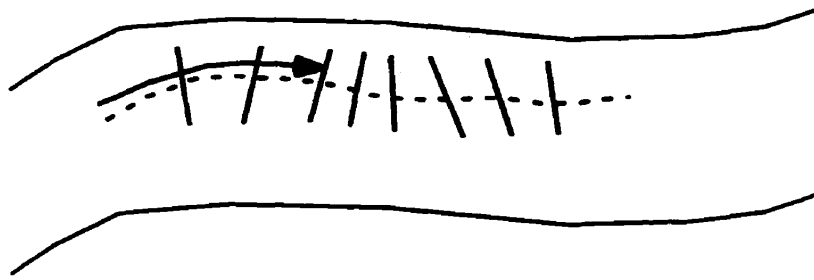


Figure 2.26 : Distribution des profils.

(cf.figure 2.26). Cependant, les écarts entre deux profils restent faibles par rapport à la dimension des sections, ce qui nous permet d'observer le long du chemin les portions de surface de textures distinctes.

2.3.3 Application aux profils laser de l'asphalte.

La figure 2.27 présente l'ensemble des données sur lesquelles nous allons appliquer la transformée en ondelette. Nous utilisons une décomposition sur 3 niveaux qui nous conduit à une représentation de la géométrie idéale de la surface S_r à l'aide de 32 coefficients. Cette décomposition nous amène alors à une approximation par morceaux de 4 cm de la version passe-bas des profils pour une longueur totale de 90 cm. Cela signifie que les détails que nous allons extraire sont d'une échelle spatiale inférieure ou égale à 4 cm. De plus, comme la résolution du profil est de 0.35 cm, nous obtenons une bonne définition des petites échelles. Notons au passage que nous avons ici un large rapport d'échelle qui nous permet d'obtenir une bonne séparation des deux natures de signaux.

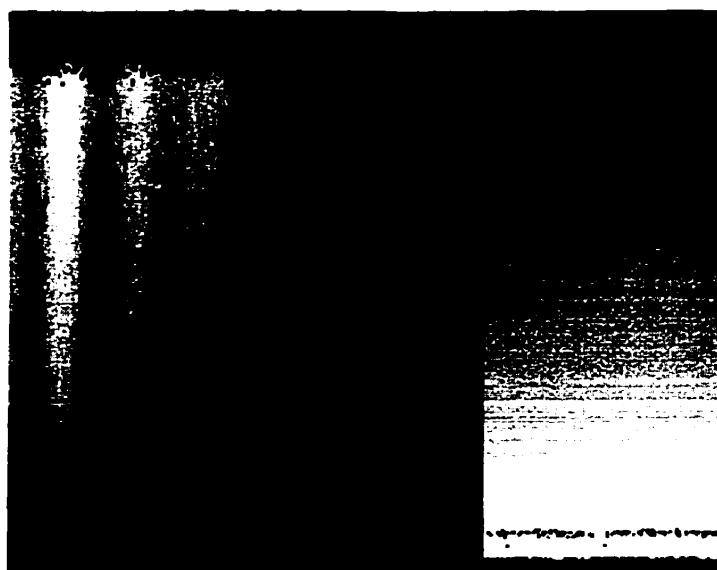


Figure 2.27 : Ensemble des données brutes (300 profils).

Observons tout d'abord le résultat obtenu avec la transformée de Haar sur la figure 2.28. Les différentes transitions du comportement rugueux apparaissent nettement, et il est aisé de distinguer visuellement les surfaces lisses des surfaces rugueuses.

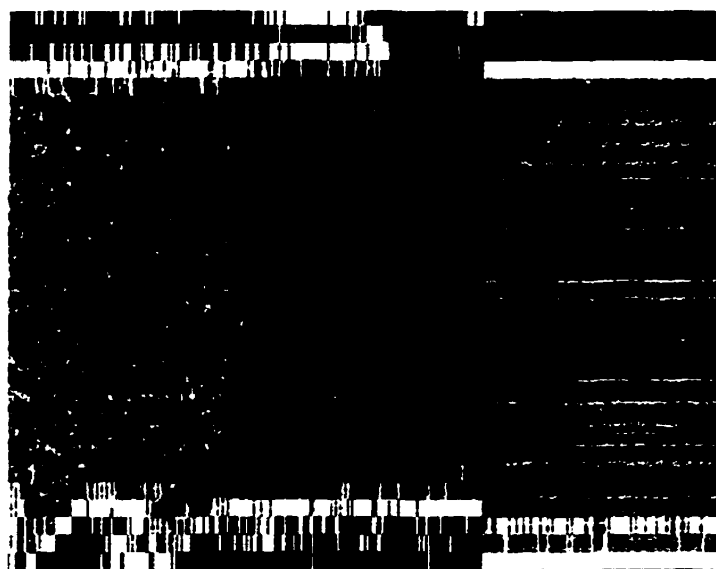


Figure 2.28 : Extraction des détails - Haar (300 profils).

Cependant, l'utilisation de l'ondelette de Daubechies d'ordre 1 (cf. figure 2.29), dont la taille du support reste acceptable, nous donne un très bon résultat avec une approximation améliorée de la version passe-bas du signal. L'espace des détails gagne en précision et en contraste grâce à une meilleure séparation des grandes échelles avec les échelles des détails.



Figure 2.29 : Reconstruction des détails - Daubechies d'ordre 1 (300 profils).

Sur la figure 2.30, l'utilisation de l'ondelette de Daubechies d'ordre 3 met en évidence les problèmes de cône d'influence et d'effet de bord du filtre : d'une part la taille du support de l'ondelette devient imposante face à la dimension du signal et, d'autre part, sitôt qu'une valeur se trouve erronée (majoritairement sur les bords) son influence nuit de façon non négligeable aux valeurs voisines.



Figure 2.30 : Reconstruction des détails - Daubechies d'ordre 3 (300 profils).

2.3.4 Conclusion.

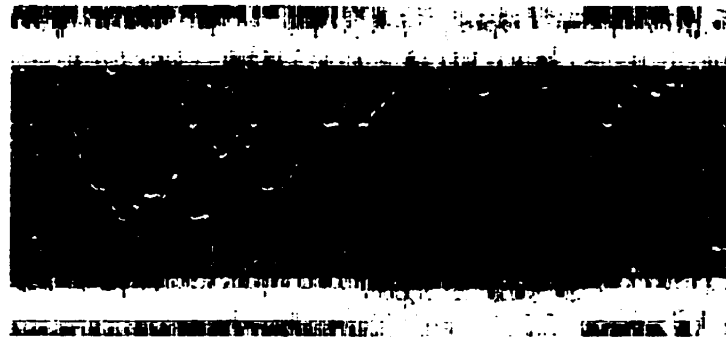
Comme nous venons de le voir, la transformée en ondelette représente un outil efficace de représentation pour nos signaux. L'extraction des détails des signaux utilise avec simplicité l'algorithme de décomposition multirésolution pour lequel, par ailleurs, l'implantation est largement couverte par la littérature (Mallat 1998, Chui 1992, Ogden 1997, Cohen 1997). Par ailleurs, la seule connaissance du rapport d'échelle entre le signal et ses détails suffit pour paramétrer la méthode. Néanmoins, ce rapport d'échelle nous a aussi permis de mettre en évidence les limites de la technique proposée. De plus amples résultats de reconstruction sont présentés en annexe C.

Enfin, nous noterons le potentiel qu'offre la transformée en ondelette pour opérer, dans le même temps, le filtrage des signaux. Entre autres, nous remarquerons qu'il est possible de mettre à profit le calcul de la transformée en ondelette pour la détection

des fissures (*cf.* figure 2.31). Celles-ci, dont les composantes de hautes fréquences sont très localisées spatialement dans le signal, gèrent de forts coefficients en ondelettes (*cf.* figure 2.32(a)) dans les espaces des détails. Une méthode telle que celle proposée par Xu, Weaver, Healy et Lu (1994) pourrait-être envisagée. Par ailleurs, une technique qui viserait l'extraction des fissures sur les données brutes devrait s'affranchir des différences d'amplitudes de grande échelle dues aux surfaces S_a et S_c . Cette méthode devra opérer localement et s'avérera généralement coûteuse. La figure 2.32(b) présente un exemple de détection sur une région contenant des fissures de type carrelage. Le résultat de détection a été obtenu à l'aide de l'estimateur de courbure locale de la surface d'élévation. Notons que cette méthode décrite par Armande (1997), qui s'appuie sur le calcul de la matrice de Weingarten (Do Carmo 1976, Monga, Armande et Montesinos 1995), est obtenue à partir du calcul des dérivées premières et secondes du signal grâce aux opérateurs récursifs de Deriche (1993).



Figure 2.31 : Données brutes avec fissures (512 profils).



(a) Reconstruction des détails.



(b) Estimation de la courbure locale.

Figure 2.32 : Extraction des fissures (512 profils).

Chapitre 3

Caractérisation de la rugosité.

3.1 Segmentation de texture.

Le pré-traitement des signaux nous a permis d'aboutir à une représentation de l'asphalte à partir des détails extraits sur chacun des profils laser. Observé comme un signal bidimensionnel, le résultat présente des régions texturées distinctes selon l'état de surface de la chaussée et, afin de réaliser la séparation des classes de textures pour isoler les régions lisses et rugueuses de la chaussée, nous devons au préalable déterminer un indice caractéristique de la rugosité sur ces textures.

La segmentation de textures constitue un domaine à part entière du traitement du signal. En général, les textures sont caractérisées par un ensemble d'attributs statistiques qui permettent la mise en évidence de leur organisation spatiale et hiérarchique. De nombreuses techniques, des outils statistiques (Haralick 1979) aux calculs

fractals (Chaudhuri et Sarkar 1995) en passant par les champs Markoviens (Chalmond 1988), ont été exploitées, et leurs applications ont suscité un intérêt grandissant. Afin d'opérer une bonne segmentation, l'indice de rugosité doit permettre d'établir des distances suffisantes entre les classes de textures pour limiter les indéterminations ou les erreurs d'interprétation. L'utilisation d'un outil de classification approprié permet ensuite la discrimination des différentes textures, et il est nécessaire que l'attribut soit représentatif des caractéristiques particulières des textures analysées afin de garantir l'efficacité de la reconnaissance.

3.2 Caractérisation de chaque profil.

3.2.1 Mesure de tortuosité.

La tortuosité τ est une mesure de complexité d'un chemin. De manière classique, la mesure de tortuosité est estimée, entre deux points, par le rapport entre la distance la plus courte et la distance réellement parcourue (*cf.* équation 3.1 et figure 3.1). La tortuosité tend donc vers zéro lorsque la complexité du chemin augmente entre les deux points. La notion de tortuosité est exploitée par exemple dans le cadre de l'inspection de surface et la caractérisation des fissures, mais aussi dans des domaines aussi variés que l'écologie, la géographie, la biologie ou encore dans le milieu médical pour quantifier la complexité du parcours des réseaux veineux (Hart, Goldbaum et Nelson 1997). Dans notre cas, en supposant lisse la chaussée idéale, nous nous atten-

dons à ce que la tortuosité des profils des détails diminue et tende vers zéro avec la rugosité de l'asphalte et inversement qu'elle se rapproche de 1 lorsque la surface est de plus en plus lisse.

$$\tau = \frac{\text{Distance la plus courte de A à B}}{\text{Distance parcourue de A à B}}. \quad (3.1)$$

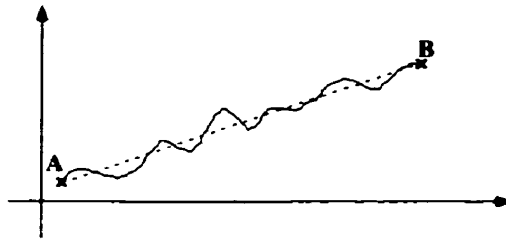


Figure 3.1 : Mesure de tortuosité.

3.2.2 Résultats.

L'extrait de données brutes, présenté sur la figure 3.2, est constitué par l'alternance de sections rugueuses et lisses de chaussée (100 profils — asphalte rugueuse, 20 profils — béton lisse, 100 profils — asphalte rugueuse, 100 profils — asphalte lisse, 100 profils — asphalte rugueuse). Nous avons omis ici des données qui correspondent à une position fixe du véhicule puisque celles-ci ne nous apportent aucune information sur l'état du pavage. Notons que ces sections peuvent être éliminées automatiquement grâce aux mesures du système d'odométrie du véhicule.

Dans un premier temps, la reconstruction de l'espace des détails des données est effectuée à l'aide de la transformée en ondelette 1D de Daubechies du premier

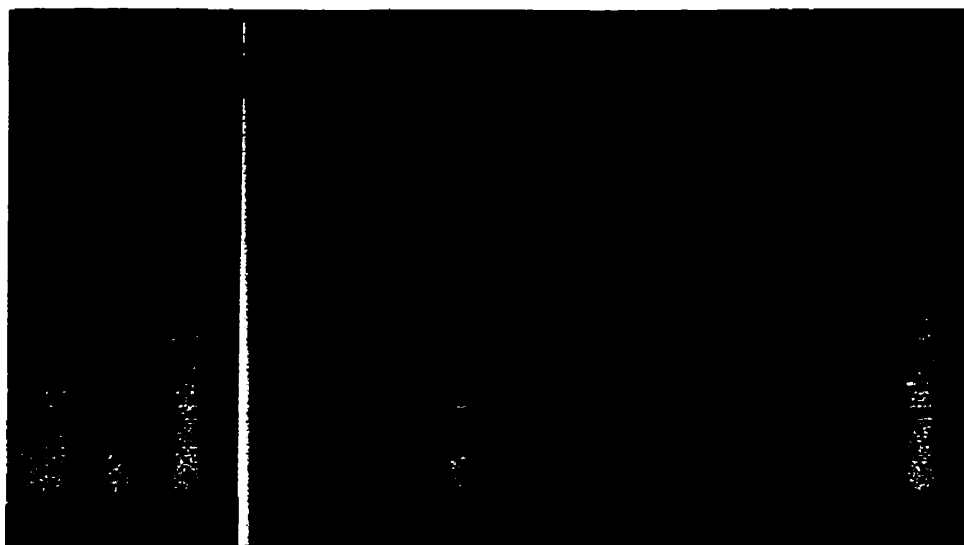


Figure 3.2 : Données brutes (512 profils).

ordre (*cf.* figure 3.3). La tortuosité est ensuite calculée pour chaque profil, et nous observons très clairement sur la figure 3.4 les différentes régions qui répondent à des caractéristiques de rugosités distinctes.

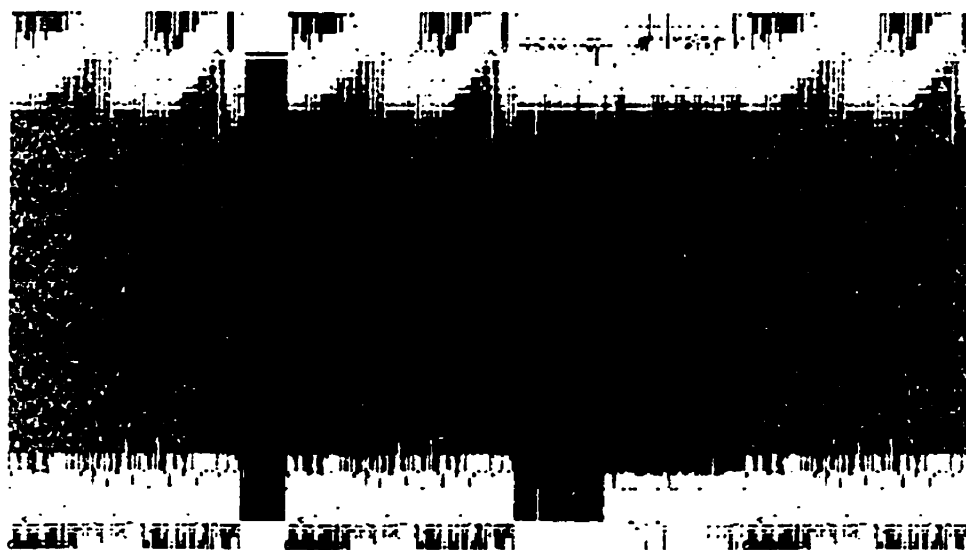


Figure 3.3 : Reconstruction des détails (512 profils).

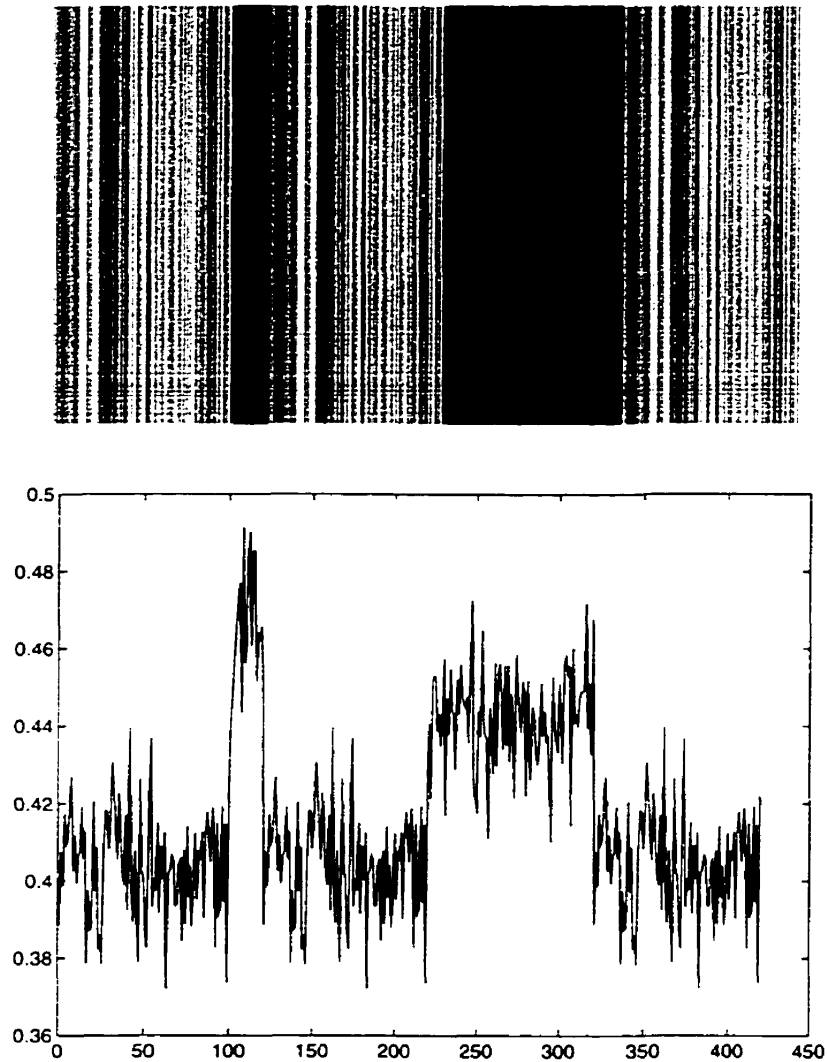


Figure 3.4 : Mesure de tortuosité (512 profils).

La mesure de tortuosité nous donne une information moyenne de la rugosité de chaque profil et, malgré sa faible amplitude et son apparente sensibilité aux mesures, elle permet d'isoler précisément chaque section. Ceci étant, un fusionnement des résultats par section de plusieurs profils, soit de quelques dizaines de centimètres sur la surface de la route, peut être élaboré afin d'augmenter la robustesse du système,

mais il est également possible de post-filtrer cet indice à l'aide d'un filtrage adapté. Pour le résultat présenté à la figure 3.5, nous avons eu recours à un filtrage par ondelettes. De plus amples résultats sur la mesure de tortuosité sont présentés en annexe C.

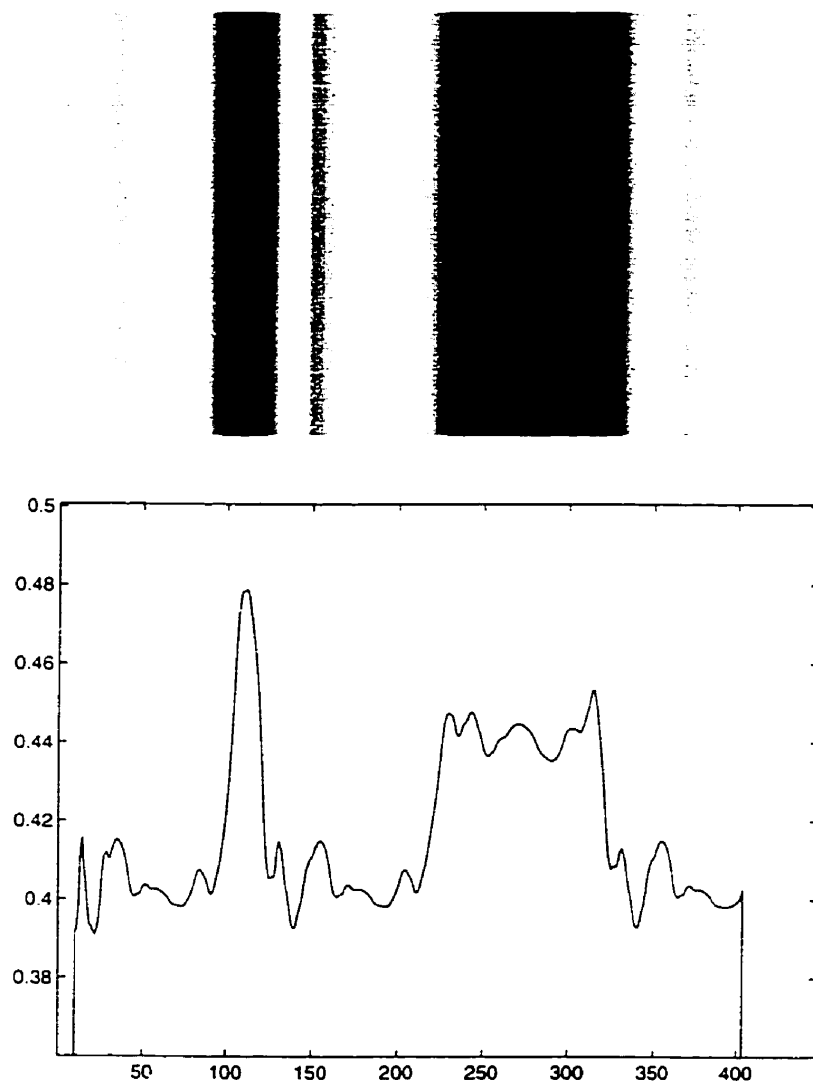


Figure 3.5 : Mesure de tortuosité filtrée - Daubechies 8 (512 profils).

3.2.3 Conclusion.

Comme nous venons de le voir, cette mesure nous donne une information pertinente sur la nature rugueuse de la chaussée à partir de la notion de complexité des profils. Le coût en calcul de cette opération a l'avantage d'être très faible, ce qui pourrait être un atout majeur dans une optique d'implantation temps réel du processus de détection. Nous sommes néanmoins restreints à une connaissance "par profil" de la nature de la chaussée. En effet, une application locale de la méthode conduit à un résultat erroné de la mesure de tortuosité. Remarquons tout d'abord que deux chemins aux complexités apparemment très distinctes peuvent conduire à une même mesure de tortuosité comme l'illustre la figure 3.6. *A fortiori*, l'utilisation d'un faible

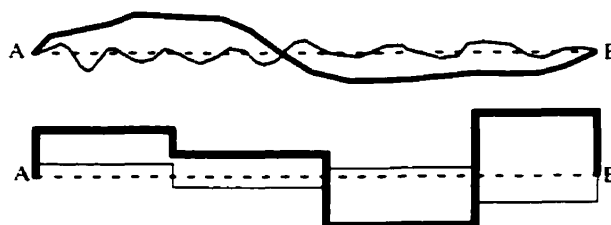


Figure 3.6 : Exemple de chemin de même tortuosité.

nombre de points dans une approche locale accentue la présence de mesures absurdes. Afin d'illustrer ce phénomène, le résultat obtenu sur chaque profil avec une fenêtre glissante de taille 8 est présenté sur la figure 3.7. La caractérisation locale de la rugosité requiert l'utilisation d'une différente.

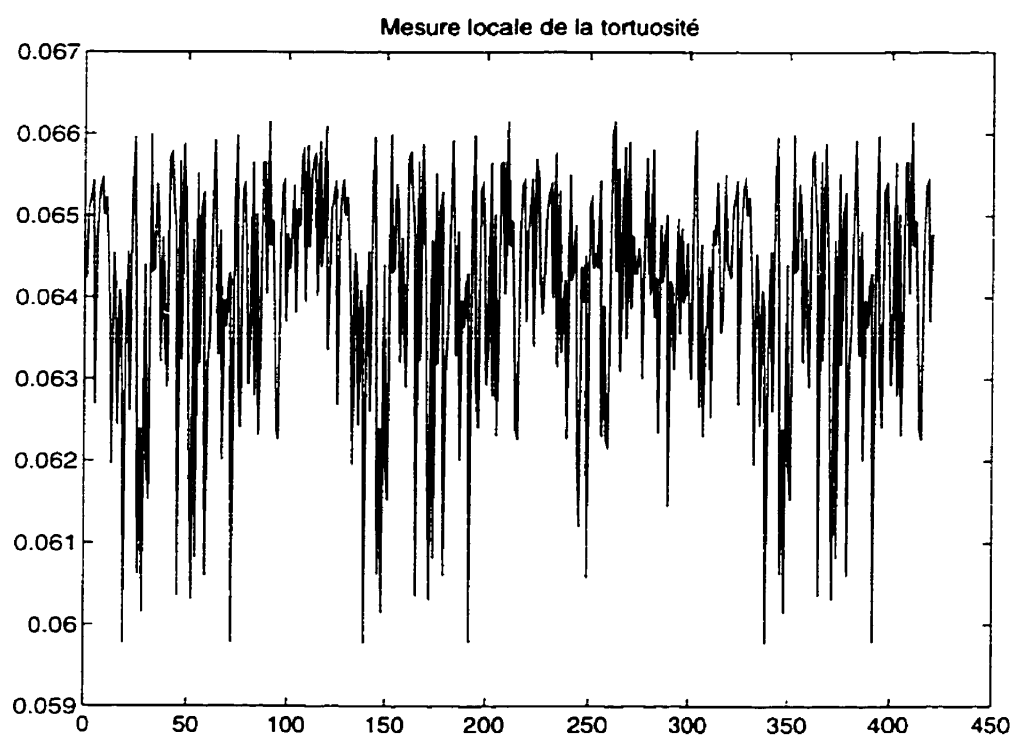
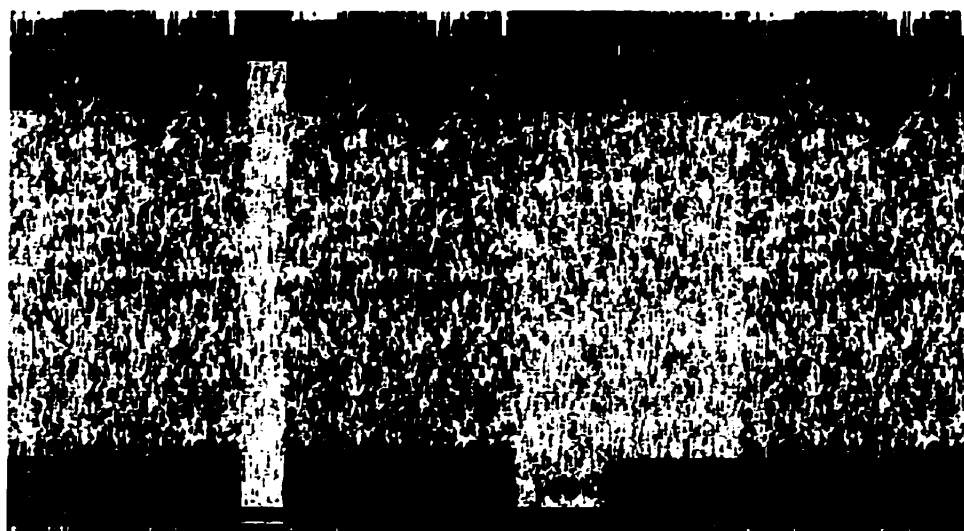


Figure 3.7 : Mesure locale de tortuosité (512 profils).

3.3 Caractérisation locale.

3.3.1 Calcul fractal.

Parmi les techniques explorées pour l'analyse des textures, le calcul fractal apporte un outil qui repose sur la propriété d'invariance par échelle de leur dimension fractale. Cette observation a été mise en évidence par Pentland (1984), et nous signalerons en particulier le travail de référence de Chaudhuri et Sarkar (1995) qui repose sur le calcul de quatre versions de la dimension fractale d'une image de roches. Dans le cadre de notre travail, nous nous intéressons particulièrement à la similitude qui existe entre les attributs fractals et notre notion de la rugosité. Cette similarité a déjà été mise en évidence dans plusieurs travaux (Pentland 1984) et a été utilisée dans le cadre, par exemple, des techniques de génération de terrains (Weszka, Dyer et Rosenfeld 1976, Keller, Chen et Crownover 1989). En ce qui concerne l'analyse du pavage, Richard, Leard et Legeay (1999) utilisent la signature fractale d'images du grain de l'asphalte afin de reconnaître la nature et les propriétés du matériau observé. Afin d'identifier les types d'état de surface des chaussées à partir des profils laser, nous introduisons la mesure de lacunarité fractale qui nous permet d'obtenir une bonne caractérisation locale de la rugosité du pavage. Nous en profitons pour signaler au lecteur l'ouvrage collectif de Barnsley, Devaney, Mandelbrot, Peitgen, Saupe et Voss (1988) qui constitue une bonne introduction aux fractales, et l'ouvrage de Falconer (1990) qui permet d'aborder le sujet d'un point de vue beaucoup plus mathématique.

3.3.2 Introduction de la dimension de Hausdorff.

Dans le cadre de notre application, nous nous intéressons à la dimension fractale (ou dimension de Hausdorff) D de la surface d'élévation formée par les profils des détails. La dimension fractale (Mandelbrot 1984) caractérise le comportement auto-similaire de la surface. Cette caractéristique n'est généralement pas acquise par les *surfaces naturelles*, mais elle est respectée en moyenne par les textures (Keller, Chen et Crownover 1989). Aussi, si nous considérons un espace Euclidien borné A à n -dimensions, la propriété d'auto-similarité conduit à l'équation 3.2 : l'espace A , de dimension L_{max} , contient N copies distinctes de lui-même réduites d'un facteur d'échelle $r = L/L_{max}$, ou encore D caractérise la proportionnalité de la complexité de la texture qui existe entre les différentes échelles d'observation,

$$D = \frac{\text{Log} N}{\text{Log} 1/r} = \frac{\text{Log}(N(L))}{\text{Log}(L_{max}/L)}. \quad (3.2)$$

L'estimation des attributs fractals ne relève pas d'un calcul immédiat. Plusieurs techniques d'estimation, dont la méthode de *comptage des boîtes*, ont été élaborées (Voss 1986, Chaudhuri et Sarkar 1992, Keller, Chen et Crownover 1989). Pour notre calcul, nous utilisons la méthode décrite par Voss (1986), appliquée aux surfaces d'élévation $z = f(x, y)$. Cette technique, que nous rappelons ici, est une méthode d'estimation classique et efficace de la dimension de Hausdorff : soit $P(m, L)$ la probabilité qu'une boîte de taille L centrée en un point arbitraire Q de la surface A

contienne m points. Nous avons alors, $\forall L, \sum_{m=1}^N P(m, L) = 1$. Si nous considérons $N(r, m)$ le nombre moyen de boîtes qui contiennent m points sur l'ensemble des M sites qui composent la surface, nous obtenons la propriété $m \cdot N(L, m) = M \cdot P(m, L)$ et :

$$N(L) = \sum_{m=1}^N N(m, r) \propto \sum_{m=1}^N (1/m) P(m, L). \quad (3.3)$$

La dimension D est estimée, à partir de l'équation 3.2, par régression linéaire pour différentes valeurs de la taille L_i des boîtes. Le calcul des $N(L_i)$ est obtenu par l'estimation de $P(m, L_i)$ grâce à la méthode de *comptage des boîtes* (Chaudhuri et Sarkar 1995), et nous obtenons sur un ensemble de K couples $(L_{max}/L_i, N(L_i))$:

$$D = \frac{\left(\sum_{i=1}^K \frac{L_{max}}{L_i} \cdot N(L_i) \right) - \frac{1}{K} \left(\sum_{i=1}^K \frac{L_{max}}{L_i} \right) \left(\sum_{i=1}^K N(L_i) \right)}{\left(\sum_{i=1}^K \left(\frac{L_{max}}{L_i} \right)^2 \right) - \frac{1}{K} \left(\sum_{i=1}^K \frac{L_{max}}{L_i} \right)^2}. \quad (3.4)$$

En résumé, nous observons notre surface, puis nous comptons le nombre de boîtes disjointes de petites dimensions nécessaire pour la recouvrir. La même opération est ensuite répétée pour des boîtes de taille croissante. Pour une surface qui se prête au calcul de la dimension fractale, nous remarquons alors l'existence d'une relation proportionnelle du comptage des boîtes relativement à leur taille au sens de l'équation 3.2. Remarquons que le principe d'auto-similarité ne signifie pas ici la répétition au sens strict d'un motif canonique, mais traduit un comportement structuré et hiérarchique de l'ensemble qui est exhibé par une large classe de textures.

Afin de caractériser localement la dimension, le calcul est effectué à l'aide de fenêtres glissantes Ω de dimension ω sur notre surface. À chaque échelle L_i , la méthode mesure l'encombrement de la surface en comptant finalement le nombre de boîtes de taille L_i nécessaires pour recouvrir le sous-ensemble Ω de la surface A , et la propriété d'invariance par échelle conduit au respect de l'équation 3.2. Le choix de l'intervalle de définition des tailles L_i doit être judicieusement choisi selon la texture analysée. En effet, le choix d'une boîte de taille L_i trop importante sera aveugle aux variations de la rugosité, et inversement, une boîte de trop petite dimension ne prendra pas en compte la distribution spatiale de la texture. Notons par ailleurs que l'estimation des mesures fractales se comporte en général bien pour des textures isotropiques et qu'un pré-filtrage du signal est nécessaire dans le cas des textures anisotropiques (Chaudhuri et Sarkar 1995, Chaudhuri, Sarkar et Kundu 1993). La distribution aléatoire du grain de l'asphalte nous assure l'isotropie de nos signaux. Néanmoins nous verrons dans la section 3.3.4 que la dimension de Hausdorff ne permet pas une bonne discrimination de nos textures qui présentent des caractéristiques statistiques semblables.

3.3.3 La mesure de lacunarité.

La plupart des travaux réalisés en segmentation de textures à partir du calcul fractal utilisent principalement la dimension de Hausdorff. La notion de lacunarité a fait l'objet, quant à elle, de très peu d'études dans ce domaine (Levy-Véhel 1990, Keller, Chen et Crownover 1989, Solis et Tao 1997). Introduite par Mandelbrot (1983), la

mesure de lacunarité vient pallier l'insuffisance de la dimension de Hausdorff pour caractériser seule les ensembles fractals. Sur la figure 3.8, deux exemples de fractales de mêmes dimensions sont présentées : elles possèdent la même propriété d'auto-similarité bien qu'elles n'aient qu'une très faible ressemblance, surtout en terme de rugosité de surface. Cependant, la mesure de lacunarité permet de distinguer ces deux ensembles : la surface de forte rugosité possède une lacunarité faible, et inversement, la surface plus lisse possède une caractéristique lacunaire élevée. Comme

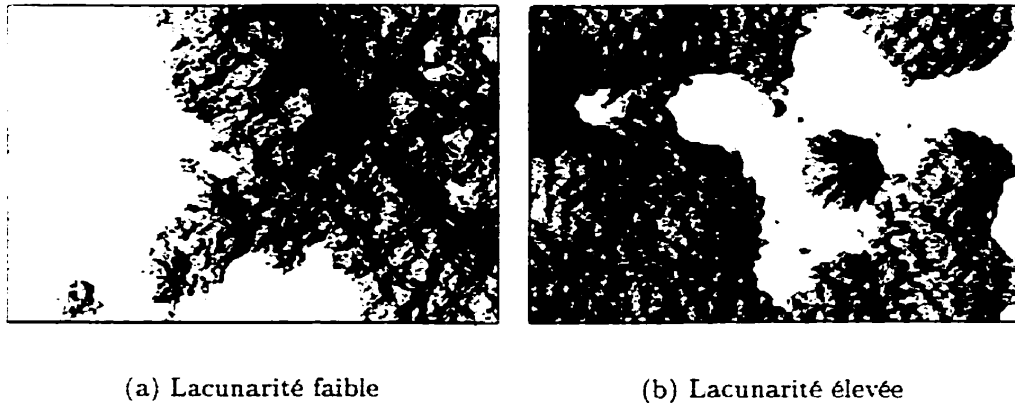


Figure 3.8 : Ensembles de même dimension fractale, extrait de Barnsley, Devaney, Mandelbrot, Peitgen, Saupe et Voss (1988).

son nom l'indique, la lacunarité est une mesure des *espaces vides* ou des *trous* à une échelle donnée L . Si nous observons les textures comme des surfaces d'élévations, nous comprenons aisément que deux surfaces qui présentent un même encombrement peuvent néanmoins être très distinctes par la présence, la forme et la densité de trous qu'elles contiennent, et c'est précisément ces caractéristiques qui font de la mesure de lacunarité un très bon estimateur de rugosité de surface.

L'équation 3.5 définit l'estimation de la lacunarité fractale Λ du second ordre dans laquelle le paramètre M , qui dépend de la dimension L de la boîte de comptage, décrit la masse de l'ensemble considéré (Keller, Chen et Crownover 1989) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Lambda(L) = E \left(\left(\frac{M}{E(M)} - 1 \right)^2 \right) = \frac{M^2(L) - (M(L))^2}{(M(L))^2}, \\ M(L) = \sum_{m=1}^N m P(m, L), \\ M^2(L) = \sum_{m=1}^N m^2 P(m, L). \end{array} \right. \quad (3.5)$$

Néanmoins, cet estimateur fournit des résultats de segmentation médiocres avec l'utilisation de boîtes de petite dimension. C'est pourquoi nous préférons utiliser l'estimateur décrit par l'équation 3.6 qui permet l'obtention de bons résultats sur des ensembles de petite taille (Keller, Chen et Crownover 1989). En effet, l'amplitude et la résolution des détails de nos signaux sont réduites, et nous souhaitons par ailleurs conserver une bonne localisation spatiale de l'information.

$$\Lambda(L) = \frac{M(L) - N(L)}{M(L) + N(L)}. \quad (3.6)$$

Les principes de l'implantation du calcul des attributs fractals peuvent être consultés dans Philipp et Cocquerez (1995), et nous étendons au calcul de la lacunarité l'algorithme décrit par Chaudhuri et Sarkar (1992) pour le calcul de la dimension fractale.

3.3.4 Résultats.

3.3.4.1 Influence des paramètres.

Nous observons le comportement de la dimension fractale et de la lacunarité le long de l'axe longitudinal médian des signaux présentés sur la figure 3.2, page 49. Les résultats présentés (*cf.* figure 3.9) ont été estimés sur une fenêtre Ω de dimension $L_{max} = 18 \times 18$. Analysons tout d'abord le comportement de la dimension fractale. Au regard de la résolution et de l'amplitude maximale de la texture (majorée à ± 10 pixels, soit 20 mm d'amplitude), les boîtes de comptage ont été choisies à des dimensions L_i de $3 \times 3 \times 3$, $5 \times 5 \times 5$, $7 \times 7 \times 7$ et $9 \times 9 \times 9$. Puisque la dimension fractale croît avec l'encombrement de la surface, nous constatons effectivement sur la figure 3.9 des valeurs en moyenne plus importantes dans les régions rugueuses du signal. Cependant, les mesures sont très instables et les transitions entre les différentes sections sont difficilement perceptibles. En contre partie, la lacunarité, qui est plus élevée pour les textures faiblement rugueuses, génère une information beaucoup plus robuste, plus lisse et plus facile à interpréter. Le résultat tient compte ici aussi de la nature du signal et l'estimation de la lacunarité a été réalisée avec une boîte de comptage de dimension $L = 3 \times 3 \times 3$. Ainsi, il nous est possible de mettre en évidence les différentes sections de la route qui correspondent à des états de surface distincts. Si nous augmentons la taille du voisinage Ω , nous obtenons de fait une sensible amélioration des mesures qui sont illustrées sur la figure 3.10. La dimension fractale est plus robuste, les secteurs de rugosité sont mieux démarqués. La mesure de lacunarité subit la même influence,

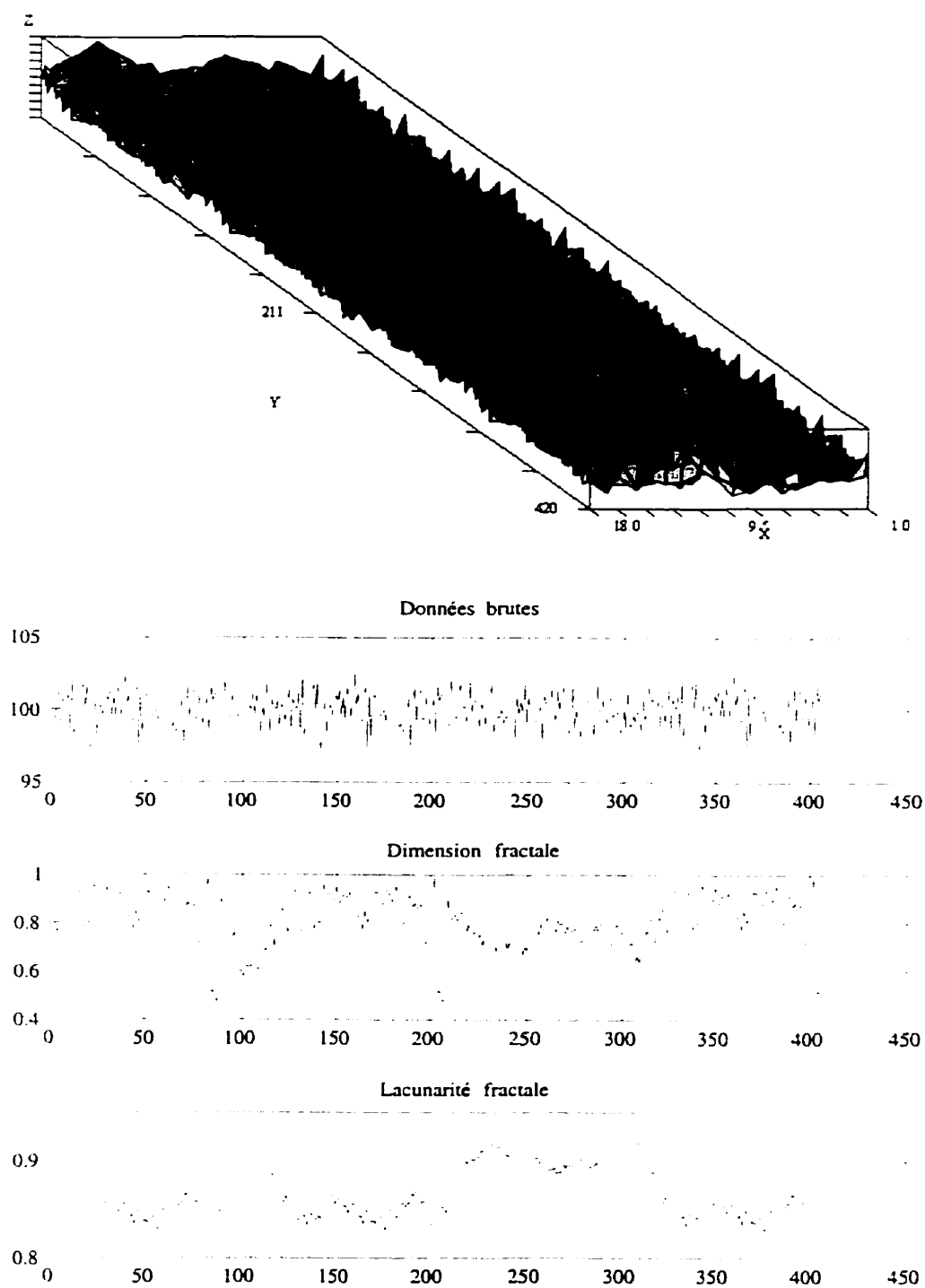


Figure 3.9 : Résultats sur un voisinage Ω de taille 18.

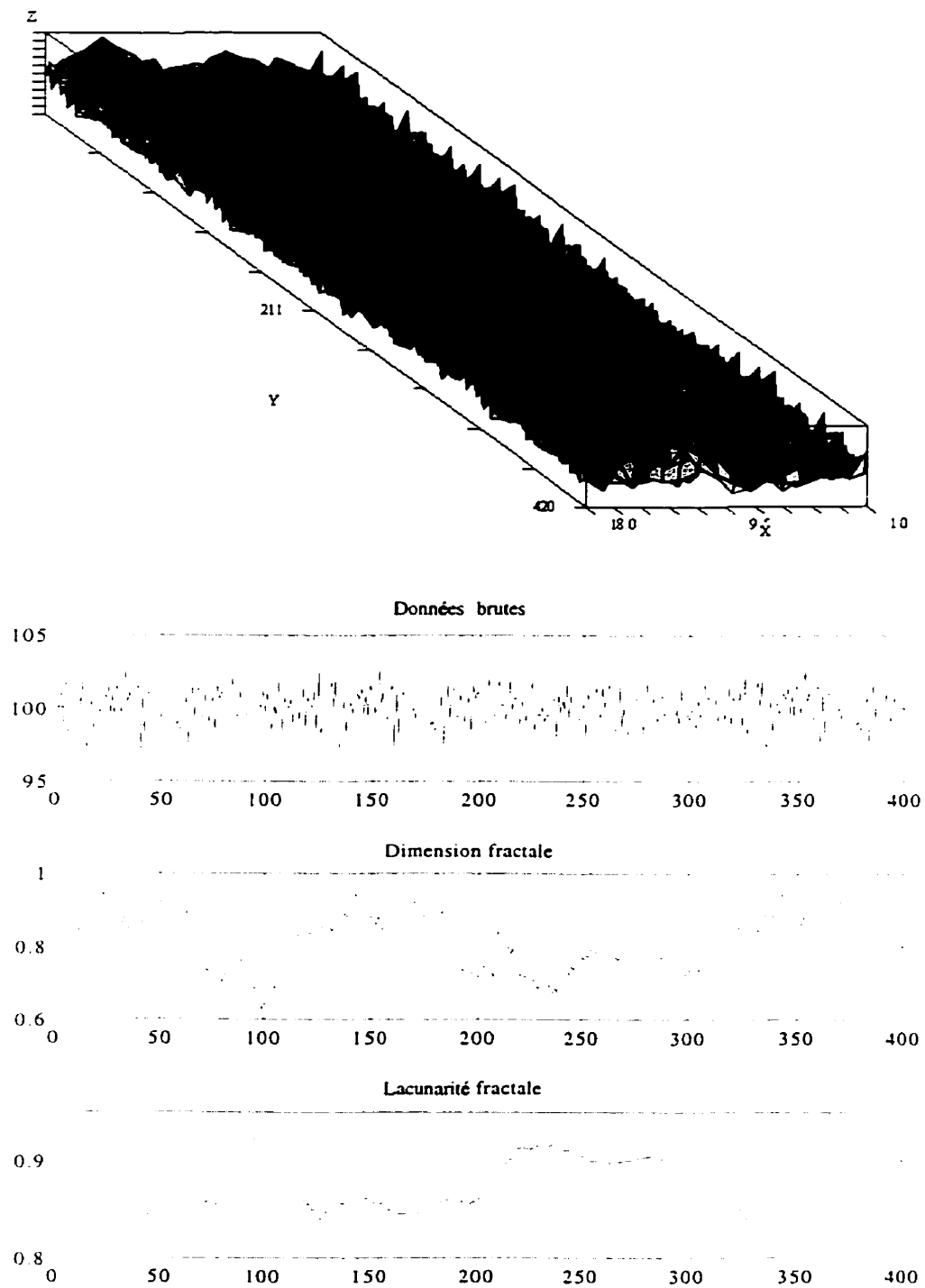


Figure 3.10 : Résultats sur un voisinage Ω de taille 32.

mais nous devons noter la perte de localisation spatiale des transitions. Le choix de la dimension du voisinage doit donc établir un compromis entre la bonne localisation spatiale et le pouvoir discriminant des mesures, et ce dans le respect des hypothèses du problème physique.

3.3.4.2 Efficacité de la mesure de lacunarité.

Les propriétés de la mesure de lacunarité nous permettent d'obtenir un bon indice de caractérisation locale de la rugosité de surface, et ce pour de petites dimensions d'estimation. Ainsi la figure 3.11 illustre-t-elle les résultats obtenus sur une texture test qui nous permet de mettre en évidence l'efficacité de la mesure de lacunarité. La simulation d'une surface rugueuse est d'autant plus délicate à réaliser qu'il est difficile de définir rigoureusement la notion de rugosité. Nous nous basons donc sur le caractère aléatoire de la distribution spatiale des textures que nous analysons, et nous simulons la rugosité à l'aide un bruit Gaussien de moyenne nulle. Les sections de rugosité décroissante sont ensuite générées grâce à l'application d'un filtre passe-bas Gaussien de variance croissante (Marr et Hildreth 1980) telle que la puissance du bruit entre deux sections adjacentes soit diminuée d'un facteur 10. La valeur de la lacunarité est, comme nous pouvons le remarquer sur la figure 3.11, affectée d'une augmentation de 30 %. Cette valeur nous permet d'apprécier le pouvoir discriminant de la mesure de lacunarité pour cette classe de texture, et l'échantillon présenté a été très bien segmenté par la méthode proposée.

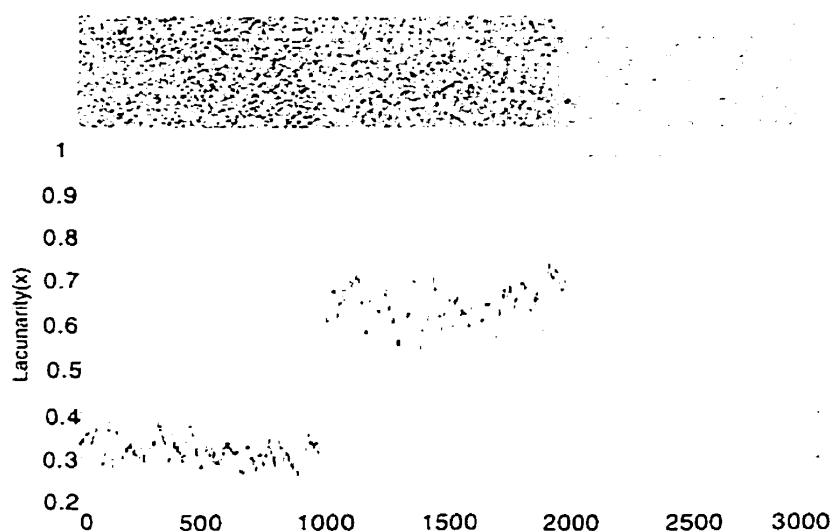
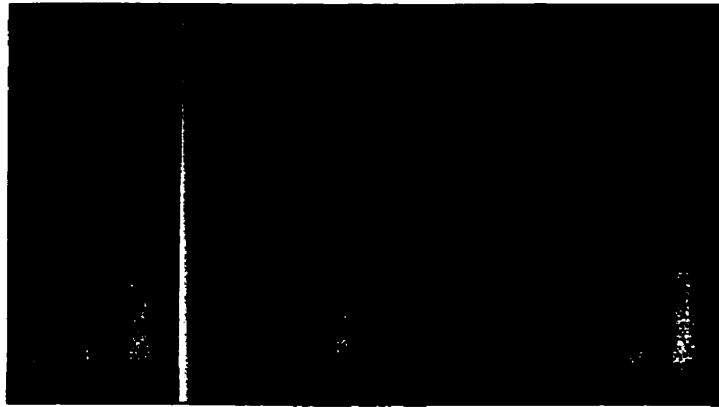


Figure 3.11 : Ensemble de test calculé sur un voisinage 18×18 .

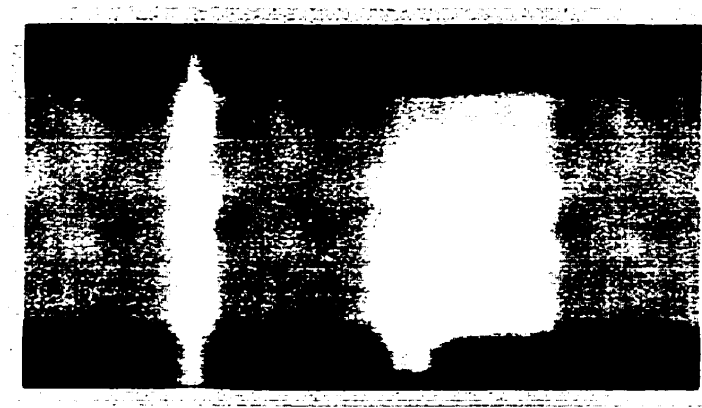
3.3.4.3 Application à la rugosité du pavage.

L'application de la mesure de lacunarité à la surface des détails obtenue au chapitre 2 (*cf.* figure 2.29, page 42) est illustrée à la figure 3.12. Les différentes régions lisses et rugueuses du signal sont bien visibles avec, en blanc, des mesures plus élevées pour les extraits de chaussée en béton et en asphalte neuve, et en gris, des mesures plus faibles pour les extraits de chaussées en asphalte rugueuse. Nous noterons néanmoins la persistance des effets de bord dus à la détérioration des données aux extrémités des profils lasers.

La mesure locale prend finalement toute sa richesse lorsqu'elle permet la mise en évidence de sous-régions lisses ou rugueuses au sein même de la surface. Dans le cas de notre application, nous observerons principalement des zones de réparation du pavage composée d'asphalte lisse. La figure 3.13(a) représente une collection de données

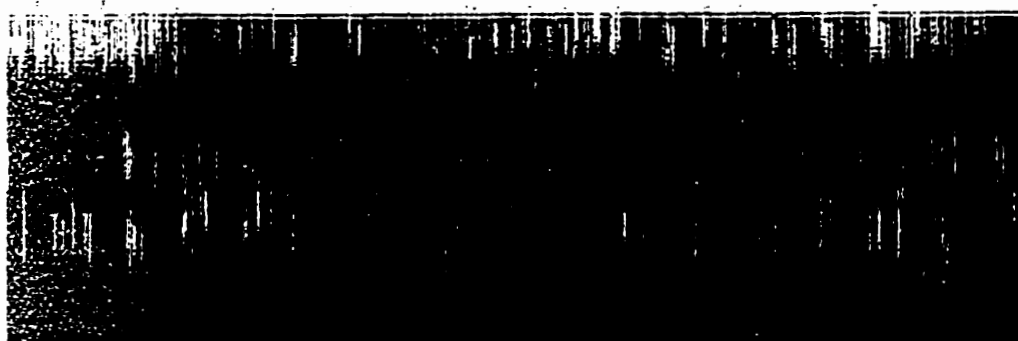


(a) Données brutes.



(b) Lacunarité.

Figure 3.12 : Mesure de lacunarité fractale - Ω de dimension 18×18 (512 profils).
 prélevées sur un tronçon de route rénové de 70 m. Le résultat de la caractérisation de la rugosité présenté sur la figure 3.13(b) montre bien la présence des régions lisses qui sont espacées de quelques mètres le long du parcours du véhicule. Nous présentons de plus amples résultats en annexe C.



(a) Données brutes.



(b) Lacunarité.

Figure 3.13 : Mesure locale de lacunarité (800 profils).

3.4 Conclusion.

Nous avons proposé ici deux méthodes pour la caractérisation de la rugosité. La première, qui fait appel à la notion de tortuosité, représente un outil efficace qui établit une mesure profil par profil. Cette méthode, peu coûteuse en calcul, ne peut néanmoins établir de façon satisfaisante une mesure locale pour nos signaux, et nous utilisons dans ce cas le potentiel du calcul fractal pour la représentation de la rugosité

de surface. Par ailleurs, les paramètres impliqués dans la méthode, à savoir la taille L de la boîte de comptage et la dimension du voisinage Ω , sont déterminés à partir des contraintes du signal et de la nature des textures rencontrées. Ces deux méthodes, qui nous ont permis d'obtenir des indices robustes sur l'état de la surface de la route, sont alors propices à une phase de classification afin de compléter le processus de segmentation.

Chapitre 4

Classification.

4.1 Séparation des classes et méthode de Fisher.

La segmentation des régions de faible et de forte rugosité implique la classification bimodale des indices de tortuosité ou de lacunarité. Il existe plusieurs méthodes monodimensionnelles classiques et simples d'implantation, qui permettent la séparation de deux classes. Les seuils obtenus sont globaux puisqu'ils ne dépendent ni du site, ni du voisinage de la mesure, mais seulement de sa valeur. Par ailleurs, nous noterons que nous avons la chance d'avoir accès à un grand nombre de données, ce qui facilite la formation d'ensembles d'apprentissage et d'ensembles de test.

La classification bidomale est principalement fondée sur une modélisation de mixture de Gaussiennes de la distribution des classes. Aussi nous proposons l'utilisation de la méthode classique de Fisher (1958) (Fisher 1958, Philipp et Cocquerez 1995)

pour deux classes. Cette méthode a pour fins la minimisation de la somme des inerties de chaque classe : soit k la valeur de la mesure, $h(k)$ la valeur du vecteur histogramme normalisé des mesures au rang k , s le seuil recherché, C_1 la classe des valeurs inférieures à s , et respectivement C_2 la classe des valeurs supérieures à s , le critère d'optimalité est donné par :

$$S_o \triangleq \arg \min_{s \in \Omega} \sum_{n=1}^2 \sum_{k \in C_n} h(k) \left(k - \frac{\sum_{k \in C_n} kh(k)}{\sum_{k \in C_n} h(k)} \right)^2. \quad (4.1)$$

Afin d'estimer le seuil de segmentation S_o , nous utilisons les mesures présentées à la figure 4.1 comme ensemble d'apprentissage des seuils pour les mesures de tortuosité et de lacunarité.

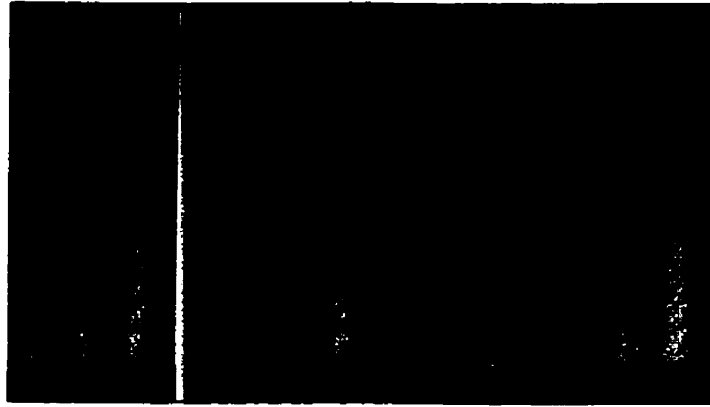
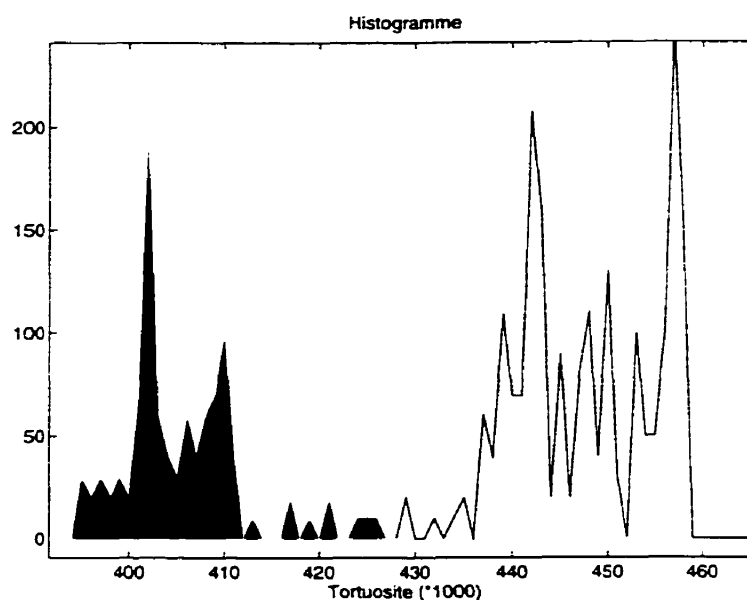


Figure 4.1 : Ensemble d'apprentissage (512 profils).

L'histogramme normalisé de la figure 4.2(a) montre le résultat de l'optimisation du critère de Fisher sur les mesures de tortuosité de la figure 4.2(b). Nous obtenons un seuil global égal à 0.427 qui conduit à la segmentation présentée sur la figure 4.2(c). Nous obtenons ainsi les sections lisses, en blanc, et rugueuses, en noir, qui



(a) Histogramme.



(b) Mesure de tortuosité.

(c) Segmentation.

Figure 4.2 : Segmentation du signal à partir de la tortuosité (512 profils).

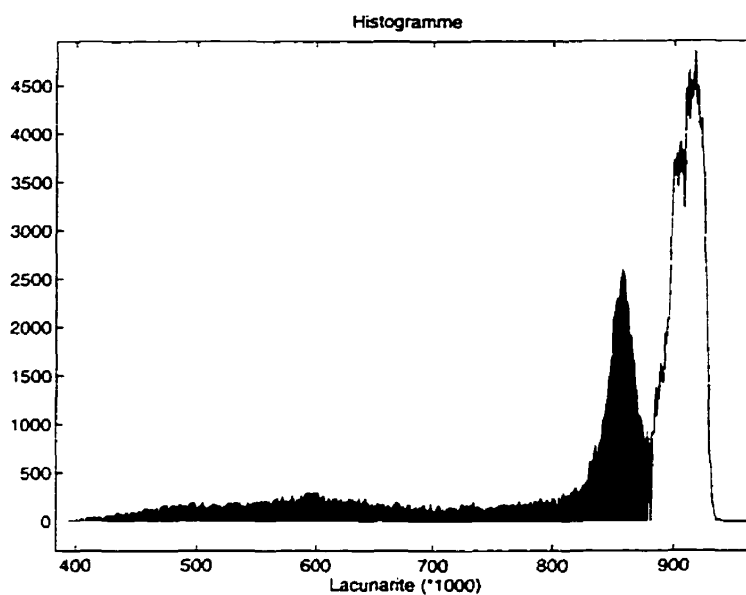
sont localisées à l'aide d'un chaînage de distance le long du parcours du véhicule. La précision de localisation des sections sur la route dépend alors de la nature de la transition entre les deux états du pavage, de la qualité des signaux, et de la vitesse du camion qui conditionne la densité des mesures. Nous rencontrons alors en moyenne

une précision de l'ordre de 1 à 2 mètres (10 à 20 profils), ce qui est acceptable face à l'échelle du réseau routier.

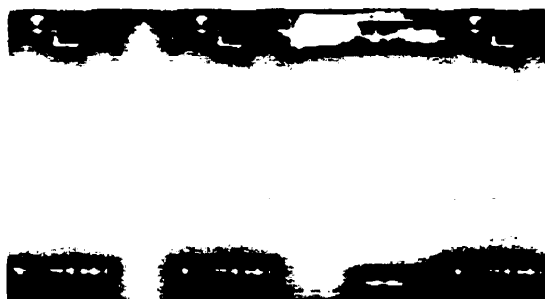
La figure 4.3(a) représente l'histogramme des valeurs de la lacunarité et les classes obtenues qui correspondent, respectivement en noir et en blanc, aux asphaltes rugueuses puis aux asphaltes lisses. Le résultat de la segmentation, opérée avec un seuil de 0.879, est présenté sur la figure 4.3(c). Les fronts de transition subissent ici des perturbations dues à l'estimation locale de la lacunarité fractale. Les déviations subies sont de l'ordre de plus ou moins 30 cm (± 3 profils), mais nous conservons néanmoins une information de qualité acceptable.

4.2 Résultats de classification.

Une fois les seuils déterminés grâce à la méthode monodimensionnelle proposée, nous appliquons la segmentation à l'ensemble des données. Les figures 4.4 et 4.5 présentent les résultats obtenus pour nos deux indices de tortuosité et de lacunarité sur deux ensembles de test. Chacune des méthodes fournit le résultat cohérent des sections lisses et rugueuses du pavage. Ceci étant, la figure 4.5 met bien en évidence la différence d'analyse obtenue avec la mesure locale de lacunarité. Cependant dans les deux cas, nous devons interpréter avec précaution les résultats finaux obtenus. Nous devons nous rappeler que nous observons la route dans le repère local du système {caméra, laser}. De plus, les formes observées des zones lisses de la figure 4.5(e) par exemple ne sont pas représentatives de la véritable géométrie des événements réels. D'une part



(a) Histogramme.



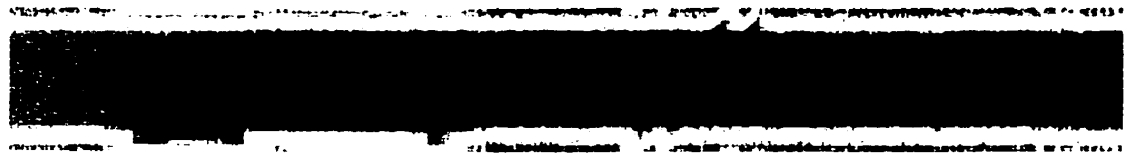
(b) Mesure de lacunarité.



(c) Segmentation.

Figure 4.3 : Segmentation du signal à partir de la lacunarité (512 profils).

la route est projetée dans un système qui forme des angles variables avec la route, et d'autre part les résolutions des surfaces présentées ne sont pas égales dans les deux sens : les taches observées sont ici d'une dizaine de centimètres de largeur pour une longueur de 1.3 m.



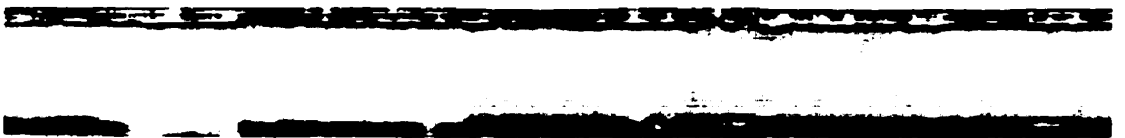
(a) Surface d'élévation des détails.



(b) Mesure de tortuosité (après filtrage).



(c) Classification de la tortuosité.



(d) Mesure de lacunarité.



(e) Classification de la lacunarité.

Figure 4.4 : Exemple de classification : transition lisse (blanc) - rugueux (noir) (1792 profils).



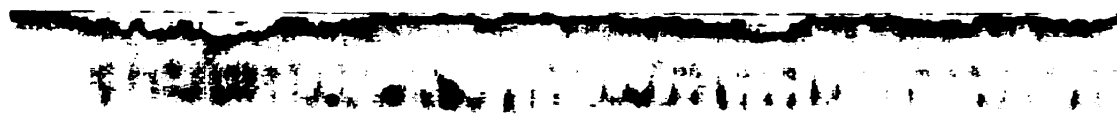
(a) Surface d'élévation des détails.



(b) Mesure de tortuosité (après filtrage).



(c) Classification de la tortuosité.



(d) Mesure de lacunarité.



(e) Classification de la lacunarité.

Figure 4.5 : Exemple de classification : régions lisses de rénovation (en blanc) (1792 profils).

4.3 Conclusion.

Les deux solutions proposées pour la détection des tronçons d'état de surface distincts du pavage reposent sur une architecture classique de traitement des signaux : pré-traitement, calcul d'attributs, segmentation (cf. figures 4.6 et 4.7). Aussi, le choix

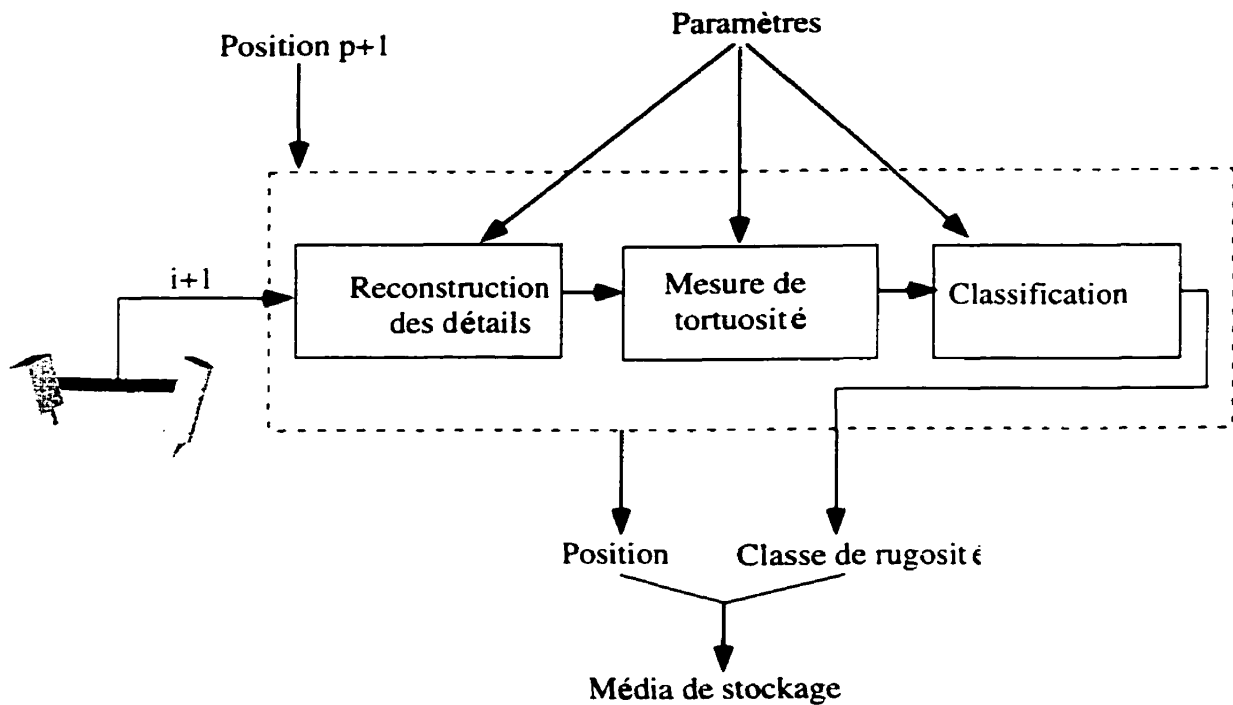


Figure 4.6 : Système de détection par profil.

de bons indices de caractérisation de la rugosité de surface nous permet d'opérer facilement une segmentation des signaux à l'aide d'une méthode classique globale et monodimensionnelle qui conduit au calcul d'un seuil de séparation de classes d'une distribution bi-modale. Nous obtenons alors une information de haut niveau qui,

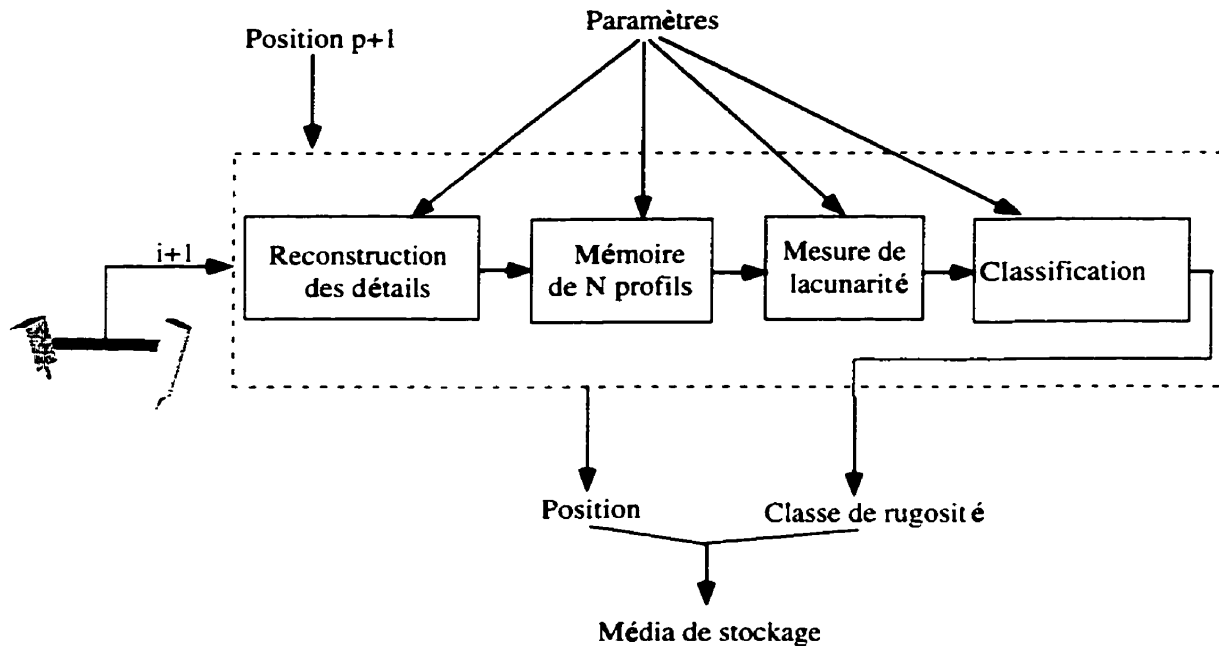


Figure 4.7 : Système de détection locale.

associée à l'information de position de chaque profil, permet une interprétation rapide de l'état de surfaces des routes. Notons finalement le coût de calcul modéré des opérateurs proposés. Outre la décomposition multirésolution dyadique bien connue pour sa rapidité, le calcul de la tortuosité et la simple tâche de segmentation globale, le calcul de la lacunarité reste lui aussi acceptable car son estimation est réalisée sur un voisinage réduit de dimension 18×18 . De plus, cette opération peut être optimisée dans une large mesure puisqu'il s'agit principalement d'un compteur. Une présentation de l'application de développement implantée dans le cadre de cette étude est présentée en annexe D.

Chapitre 5

Données spatialement distribuées et systèmes d'information géographique.

5.1 Introduction : système SIG.

La méthode décrite au cours des sections précédentes nous permet en définitive d'obtenir le chaînage linéaire de tronçons de route d'états de surface différents le long du parcours du véhicule. Une analyse locale des mesures, c'est-à-dire pour chaque parcours ou chaque route, est alors possible. Cela dit, la distribution géographique sur le réseau routier des données constitue une caractéristique fondamentale qui, si elle est prise en compte, permet d'observer la répartition géographique sur le réseau

au complet. Aussi, si nous reconstruisons la carte routière des mesures, une telle représentation permet d'isoler des régions par la mise en évidence de corrélations spatiales des mesures. Si nous nous plaçons à l'échelle d'une région comme la ville du Montréal, l'interprétation graphique présente un intérêt immédiat face à l'ampleur et à la densité du réseau routier, et entraîne une diminution des temps d'analyse, de décision, et donc des coûts de gestion de la voirie (Côté, Roy et Rousseau 1991).

Les données spatialement distribuées sont présentes dans de nombreux domaines : répartition des ressources naturelles, études épidémiologiques, migration des espèces animales, réseaux hydro-électriques, études sociales et géopolitiques... et leur analyse constitue une branche à part des mathématiques (Cressie 1991, Guyon 1992). Ainsi, le milieu de l'informatique s'est rapidement pourvu de Systèmes de Gestion de Bases de Données (SGBD), puisqu'il s'agit de l'une des fonctions premières de l'ordinateur. Ces systèmes se sont alors étendus à la gestion de données spatiales avec l'avènement des cartes numérisées, et ont donné naissance aux Systèmes d'Information Géographique (SIG) (Samet 1990, Maguire 1991). Les SIG permettent la gestion, la manipulation et la visualisation de grandes masses de données qui sont associées à un site géographique (Aronoff 1989). Ils mettent donc en relation une base de données d'attributs avec une distribution d'instances géographiques sur une carte, instances qui peuvent être de natures topologiques variées : ponctuelle (accidents, panneaux routiers, postes de police...), linéaire (routes, rivières, chemins de fer...), ou polygonale (bâtiments, zones urbaines, lacs...).

Malgré leur popularité croissante, les systèmes d'information géographique ne prennent qu'une toute petite place dans le monde des systèmes informatiques. Ils constituent généralement un noyau de communication qui possède une vaste panoplie d'outils. Ceux-ci permettent la création de cartes, leur manipulation, la définition et la gestion d'attributs attachés aux instances géographiques, et incluent des fonctions d'accès à différents systèmes classiques de gestion de base de données. Ils sont par ailleurs dotés d'un environnement de développement ouvert, à partir duquel nous développons ici un système de gestion de l'information du pavage qui nécessite au préalable la définition de la structure relationnelle des données.

5.2 Système de gestion de l'information du pavage.

Les différents senseurs des véhicules de la société G.I.E. fournissent une grande masse de données. De façon générale, celles-ci ne sont pas utilisées à l'état brut, mais traitées afin de fournir des indices sur la condition du pavage par sections d'une centaine de mètres. Les sections de routes obtenues après analyse sont alors réparties dynamiquement sur la carte du réseau routier à l'aide de l'information d'odométrie du véhicule (*cf.* figure 5.1) via le système d'information géographique (National Research Council 1991, National Academic Press 1994). Afin de mettre en œuvre le système de gestion du pavage, il est nécessaire de comprendre le mode opératoire de l'acquisition des données. Lors d'une collecte, le véhicule de la société G.I.E. se rend au point de départ d'une section d'un tronçon de route. Les données sont ensuite référencées

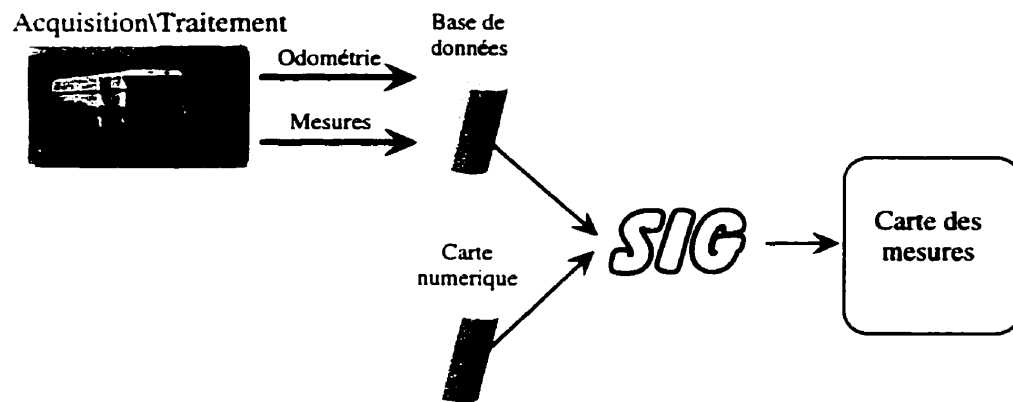


Figure 5.1 : Structure du système.

linéairement le long du parcours grâce à l'odomètre qui équipe le véhicule. Suite aux différentes étapes de traitement, les résultats et leur chaînage kilométrique sont stockés et gérés à l'aide d'un SGBD classique. Nous obtenons donc une structure hiérarchique de huit niveaux pour aboutir à la modélisation d'une section de mesure unique : la date de la collecte, la carte géographique, la route, le tronçon de route, la section de tronçon, le sens de parcours de la section, la distance du point d'origine de la section au positionnement du débit de la mesure, puis la distance du point d'origine de la section au positionnement de la fin de la mesure (*cf.* figure 5.2). Notons que nous n'avons parlé que du sens de parcours de la section. En effet, dans le cas des routes de plus de 2 voies, seules les voies les plus à l'extérieur sont inspectées puisqu'elles sont empruntées principalement par les véhicules lourds, et subissent donc de plus fortes contraintes.

La structure cartographique du réseau routier se complexifie donc rapidement sitôt que nous souhaitons répartir dynamiquement des mesures. Aussi, une carte

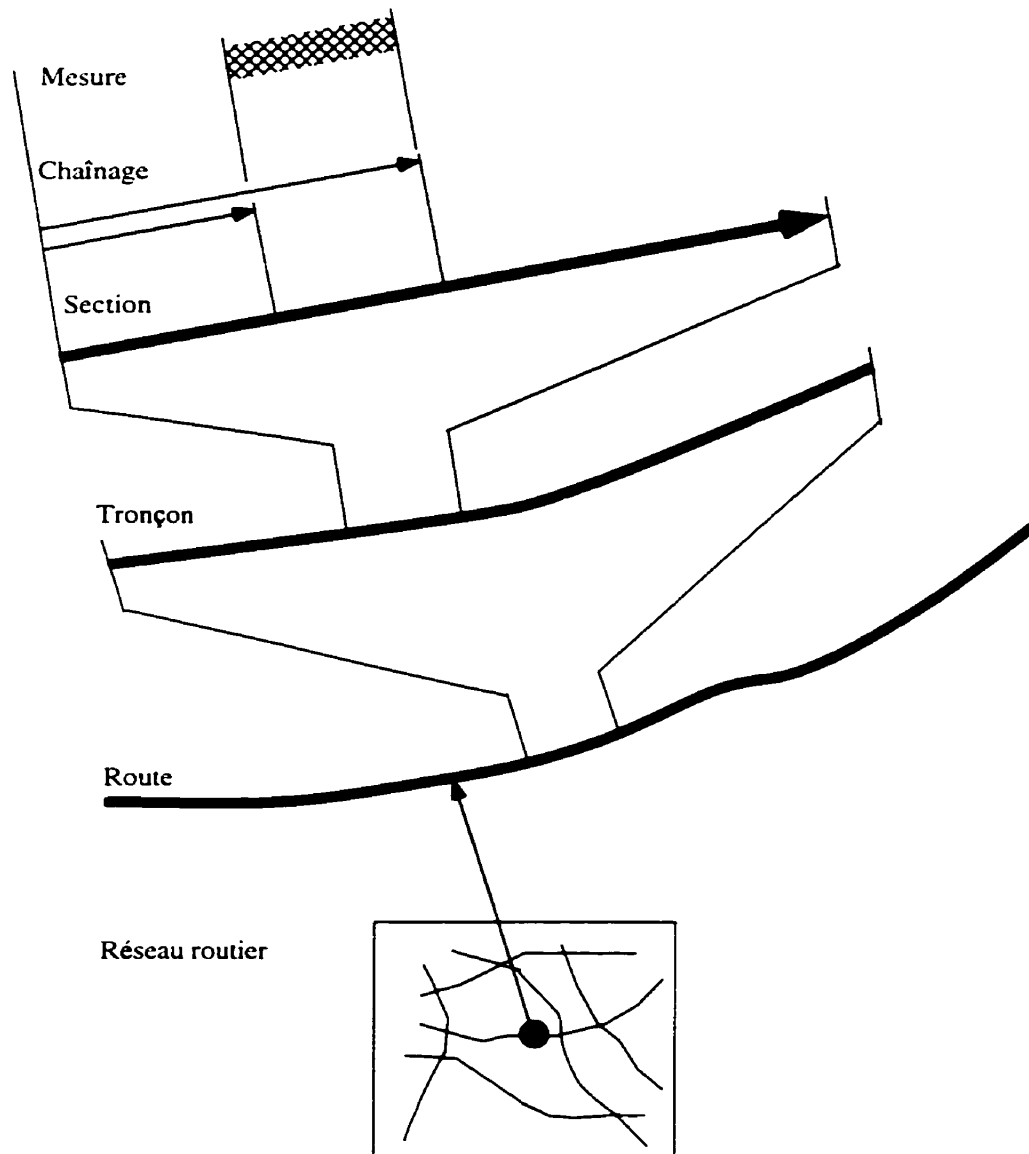


Figure 5.2 : Système de route et chaînage.

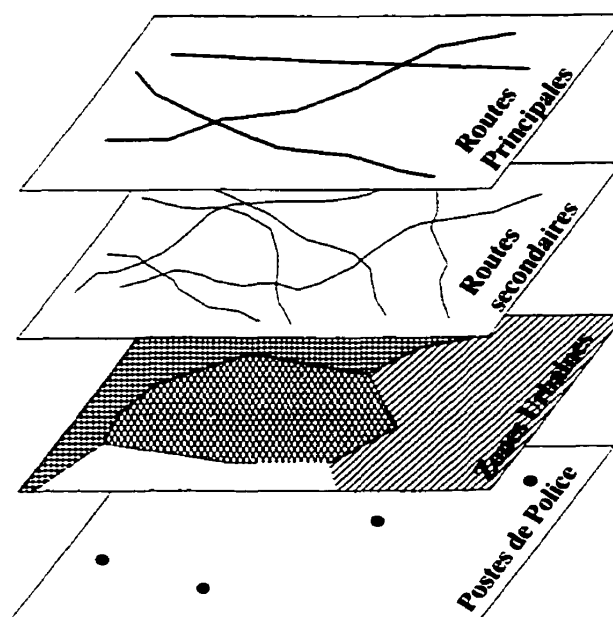


Figure 5.3 : Composantes géographiques et représentation spatiale.

SIG est-elle composée de plusieurs couches (ou couvertures) qui, fusionnées, forment les différents niveaux de structure du plan (COLLECTIF : ENS de Cachan, IUT d'Orsay, IUT de Sceaux, 1990). Chaque couche possède une nature topologique propre et nous pouvons par exemple décrire la carte d'une région à partir des couvertures des rivières, des grands axes routiers, des routes secondaires, des délimitations de zones urbaines, etc. comme l'illustre la figure 5.3.

Dans le cadre de notre travail, nous avons recours au SIG ArcInfo pour Windows NT, de la compagnie ESRI. Ce noyau, qui possède son propre langage macro de programmation (le AML ou Arc Macro Language), permet l'extension et le développement d'applications dédiées grâce à l'utilisation de langages classiques de programmation comme C, C++, ou Visual Basic. Nous utiliserons par ailleurs le SGBD Access de la compagnie Microsoft afin de gérer le stockage des mesures. Le système d'infor-

mation géographique travaille autour d'un *espace de travail*. Celui-ci, qui se concrétise sur le média de stockage par un répertoire informatique, regroupe l'ensemble des informations nécessaires à la création des cartes numériques et à leur gestion. C'est donc au sein de cet espace de travail que nous allons définir la structure relationnelle {route - données} qui permettra la visualisation de nos mesures.

5.3 Architecture du système.

5.3.1 Structure de route.

La structure des couvertures SIG repose sur l'ensemble des éléments atomiques tels que les points et les arcs. L'entité de route est, quant à elle, le résultat de la concaténation d'arcs connexes ou non et possède, comme toutes les autres instances géographiques, une table d'attributs associés qui permet d'une part l'identification unique de l'objet à l'aide d'une clé primaire et, d'autre part, la connaissance de propriétés définies par ArcInfo et par l'utilisateur (ESRI 1994).

À "l'heure de la numérisation", la grande majorité des réseaux routiers a été transférée sur support informatique. Il est donc possible de se procurer des cartes numériques sur le marché, ou encore de numériser une carte imprimée si besoin est. La plupart des formats de cartes numériques est interprétée par les systèmes GIS, et c'est à partir de ces supports que nous allons bâtir le sous-système des routes inspectées. Il est possible de définir plusieurs systèmes de routes dans la structure

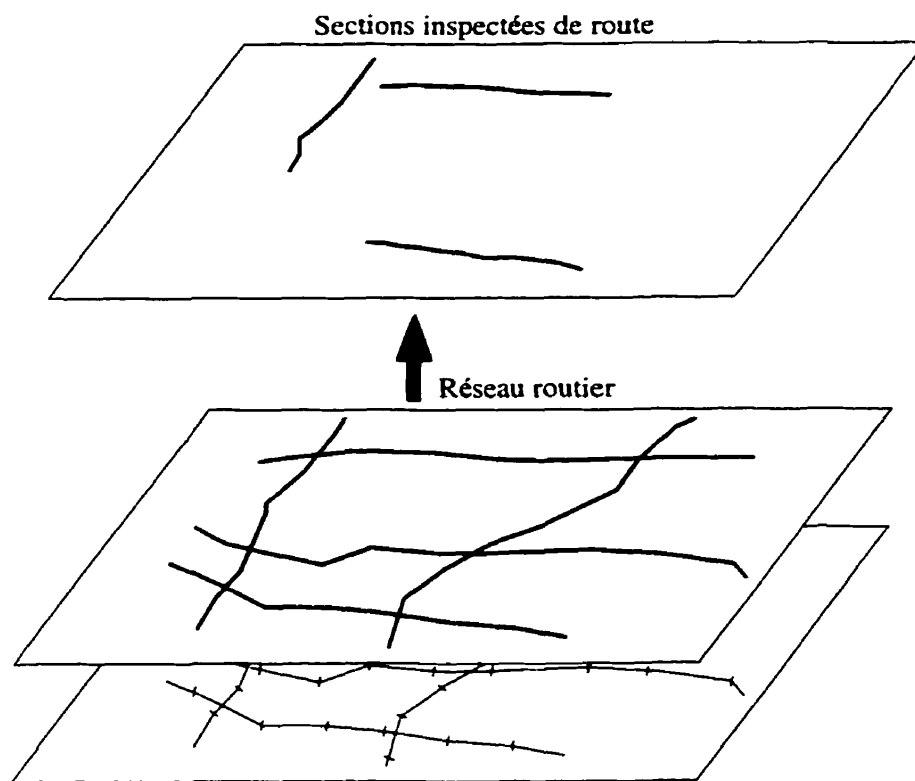


Figure 5.4 : Couvertures principales.

du réseau routier comme, par exemple, les systèmes des routes empruntées par les bus. En partant d'une carte numérique de la région d'intérêt, nous construisons une nouvelle couverture de routes, sous-ensemble du réseau routier, qui définit les sections de tronçon de route parcourue (*cf.* figure 5.4). La distance fournie par l'information d'odométrie est utilisée pour définir la longueur des sections, et nous ajoutons dans la table des attributs l'ensemble des informations nécessaire à leur définition unique. L'ensemble de ces attribut désigne par ailleurs la clé externe qui permet la mise en relation des mesures avec la section. Elle est définie par la concaténation des attributs de définition de la section (identifiant de route, identifiant de tronçon, identifiant de

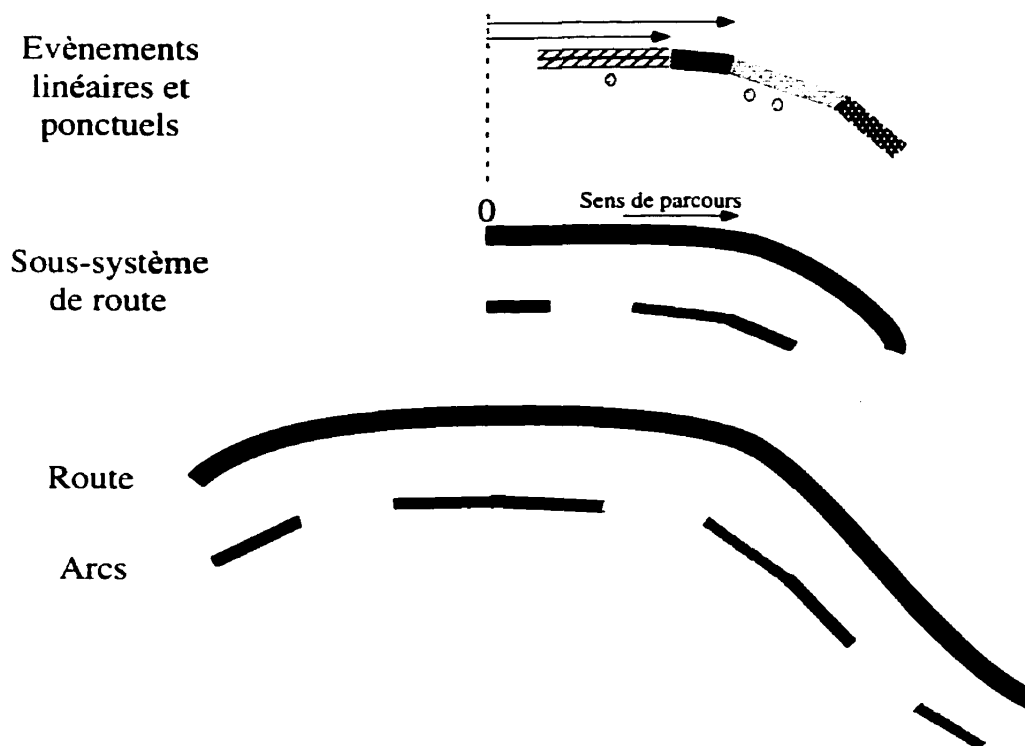


Figure 5.5 : Système de route.

section, orientation de parcours) avec l'information de chaînage de la mesure. C'est alors, grâce à la propriété de *segmentation dynamique* (ESRI 1994) de la structure de route d'ArcInfo, que nous pouvons distribuer ensuite linéairement les mesures le long de la section : les mesures sont réparties sur l'arc de route à partir de son point d'origine, défini de façon unique par l'orientation de la section, en suivant l'information de chaînage kilométrique (*cf.* figure 5.5) (ESRI 1994). Ce découpage est effectué dynamiquement, c'est-à-dire indépendamment de la structure d'arc sous-jacente.

5.3.2 Structure de données.

Afin de limiter les erreurs, nous soumettons la structure du système à une organisation rigoureuse par l'établissement d'une nomenclature rigide des tables et des fichiers de données. Ainsi, à un espace de travail donné correspond une carte géographique unique, dont le nom est identique à celui de l'espace de travail. L'espace de travail est partagé en deux grandes catégories de répertoires et de fichiers. Il est composé, d'une part, de l'ensemble des fichiers qui définissent la carte et de ses composantes géométriques, fichiers qui sont générés et organisés par ArcInfo au sein d'un espace de travail. D'autre part, nous inscrivons dans ce même espace de travail la base de données de toutes les mesures qui ont été collectées sur la carte. Cette base de données, dont le nom est identique à celui de l'espace de travail, contient une table de mesures par collecte : chaque table de mesure est nommée par la date de la collecte (mois/année). Lors d'une session de travail sous ArcInfo, nous pouvons ainsi automatiser la plupart des opérations à partir du choix d'un espace de travail grâce à l'utilisation de cette convention des noms. Ainsi, le choix de l'espace de travail "*Montréal*" implique la connection automatique à la base de données du même nom grâce aux pilotes de communication ODBC, sous Windows NT. Nous pouvons dès lors lister l'ensemble des dates de collectes qui permettent d'accéder à une table de données particulière (cf. figure 5.6). Ce choix permet la visualisation des données qui sont distribuées le long du sous-système de route dont la couverture porte le même nom que la table de mesure. Finalement, nous pouvons manipuler les mesures de

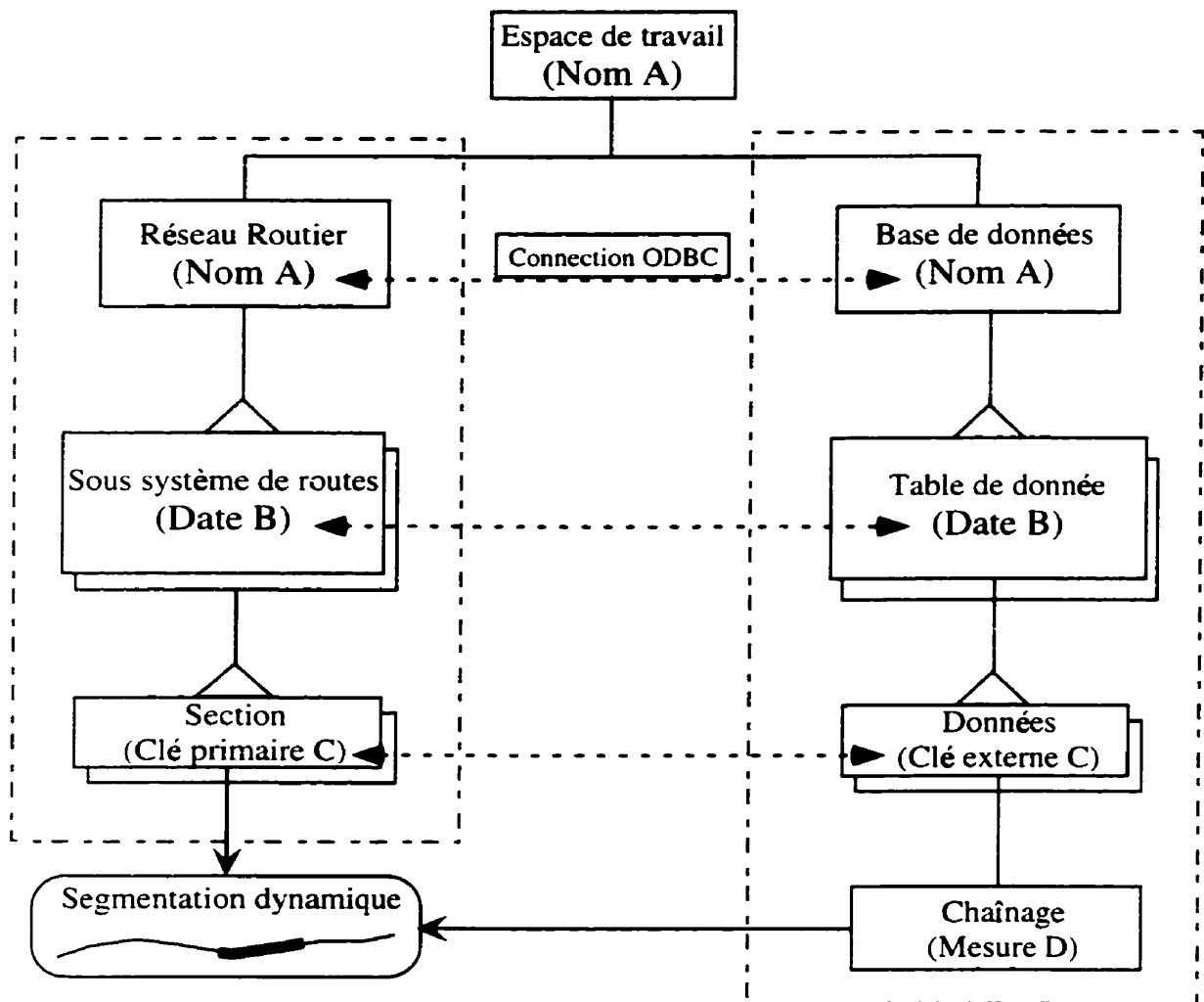


Figure 5.6 : Structure de données.

cette carte à l'aide de commandes AML et SQL.

5.4 Représentation des mesures et analyse.

La structure de données étant établie, il est maintenant possible de mettre en relation la carte numérique avec les mesures collectées. Cela nécessite au préalable la création de la couverture qui définit les routes de passage ainsi que leurs attributs.



Figure 5.7 : Exemple de carte numérique.

Ces opérations sont réalisées à l'aide du langage AML propre au système ArcInfo, commandes qui peuvent être rendues transparentes grâce au développement d'une interface dédiée à notre application. L'ouverture d'un espace de travail, qui correspond à une région routière, engendre la création d'une carte ainsi que la connexion à la base de données correspondante. La figure 5.7 présente une exemple de carte numérique obtenue à l'aide de fichiers *Tiger* qui constituent l'un des standard de cartes numériques aux États-Unis. Le choix d'une date de collecte est associé, d'une part, à une couverture du sous-système de routes parcouru et, d'autre part, à la table des mesures correspondantes dans la base de données. Celles-ci sont affichées sur la carte dans une représentation en pseudo-couleurs pré-définies, et ce grâce au processus

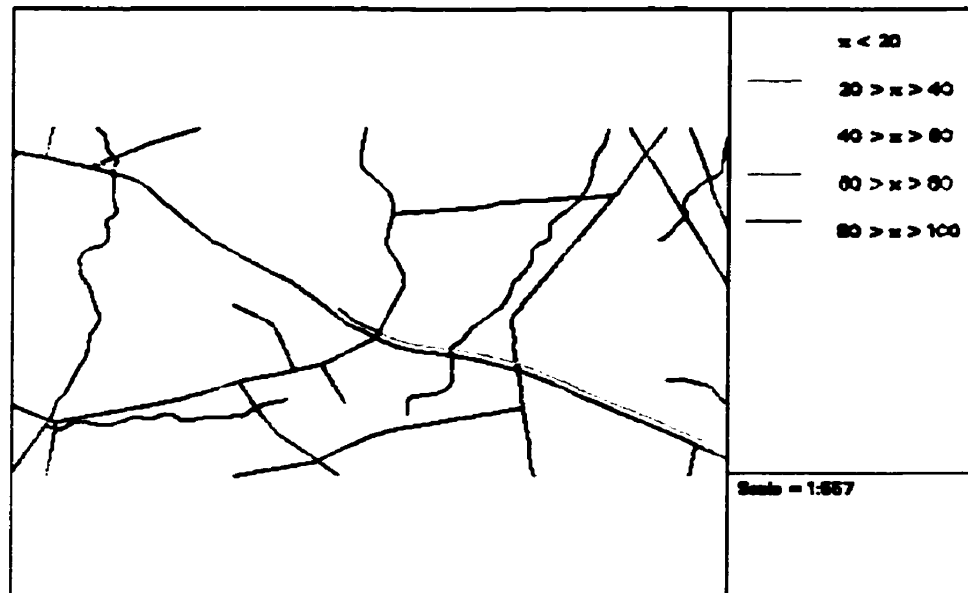


Figure 5.8 : Carte des mesures.

de segmentation dynamique opéré par ArcInfo. Le choix des couleurs doit être simple et judicieusement établi en fonction des intervalles de sévérité pour chaque type de mesure. L'utilisation d'un trop grand nombre de couleurs rend la carte illisible, mais celui-ci doit être néanmoins suffisant à l'interprétation rapide des données. La figure 5.8 présente un extrait de mesure de fissuration établie le long d'une section de route. Le décalage des mesures par rapport au tracé de la route (l'offset) permet l'affichage des données collectées sur différentes voies.

Il est possible d'opérer une grande variété de manipulations des données géographiques à partir de fonctions sur les données, de fonctions sur la carte, ou encore à partir de la combinaison de fonctions complexes sur des ensembles. Nous pouvons par exemple demander l'ensemble des sections de routes dont l'indice de confort (IRI)

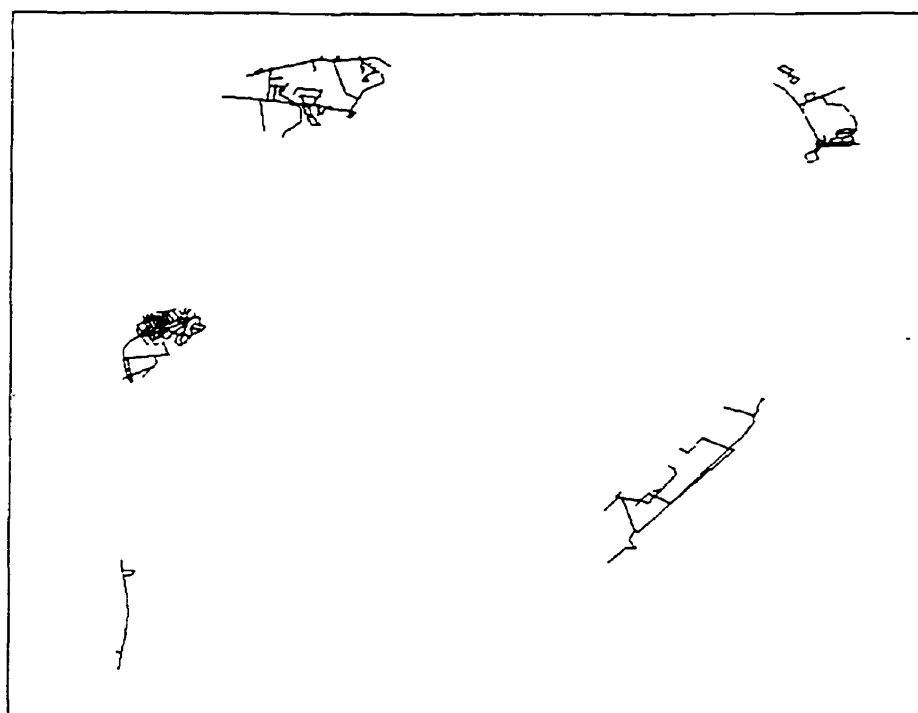


Figure 5.9 : Carte résultante de l'analyse des données.

est élevé ou encore choisir l'ensemble des mesures de rugosité faible qui se trouvent dans un périmètre de 10 km autour d'une intersection donnée. Nous obtenons ensuite la carte du sous-ensemble du réseau routier qui répond à la requête émise (*cf.* 5.9). L'interface d'ArcInfo fournit une interaction minimale avec l'utilisateur, qui peut sélectionner graphiquement une ou plusieurs composantes géométriques de la carte. Dès lors, il est possible d'accéder facilement à la valeur des mesures sur un ensemble de sections, et l'ensemble des opérations utiles à l'analyse sont rendues transparentes par le développement d'une interface dédiée.

5.5 Conclusion.

Dans le cas de données spatiales, la localisation est, au delà de la représentation, une information essentielle qui donne sens à l'analyse des données. La mise en évidence de corrélations spatiales offre une interprétation plus riche de l'état du réseau routier. et à cette fin nous avons mis en place une structure de données centrée autour d'un système d'information géographique. Les bases de données géographiques permettent non seulement la gestion de données spatiales, mais aussi leur représentation et leur manipulation à l'aide de commandes appropriées. La définition d'une structure conforme aux exigences du problèmes permet non seulement de rendre plus fiable le système, mais aussi d'automatiser la plupart des tâches utiles à la gestion des cartes de mesures et à leur manipulation. Ces dernières peuvent faire l'objet de requêtes complexes par l'application d'expressions arithmétiques et logiques sur les champs des tables de données et d'attributs. Le résultat de ces opérations, qui donne lieu à une nouvelle carte du réseau routier, permet une observation efficace, qualitative et/ou quantitative, de l'état global et/ou local de la voirie selon les critères de l'utilisateur, qui dispose finalement d'une interface adaptée à son application.

Chapitre 6

Conclusion générale.

Dans le présent travail, nous nous sommes proposés de répondre à un problème précis de traitement de signaux rencontré par la société G.I.E. Technologies. Cette société, qui joue un rôle important dans la surveillance et la maintenance des réseaux routiers, apporte des solutions efficaces de collecte de données à partir de véhicules équipés de multiples senseurs. Nous avons élaboré, dans ce cadre, un système complet qui permet la génération d'une représentation cartographique de mesures qualitatives de rugosité du pavage déduites de l'acquisition de données télémétriques lasers brutes.

Ne possédant qu'une faible connaissance *a priori* sur les signaux acquis, une décomposition multirésolution, construite sur le rapport d'échelle entre la macro-géométrie des profils lasers et leurs détails issus de la texture de l'asphalte, nous a permis de ramener le problème dans un espace propice à la caractérisation de la rugosité de la route. Deux méthodes ont alors été proposées afin d'établir un indice

révélateur sur l'état de surface du pavage. La première méthode fournit une information rapide, profil par profil, en se basant sur la mesure de tortuosité des signaux. Néanmoins, si nous souhaitons avoir une connaissance locale de l'état de surface de la route, la seconde méthode décrit, à l'aide de la mesure de lacunarité fractale, un indice ponctuel qui conduit à la mise en évidence de sous-régions de la surface. Ces deux mesures ne représentent pas des indices physiques de rugosité de la matière mais permettent d'aboutir à une segmentation efficace de la route grâce à une opération de seuillage mono-dimensionnel simple et global. Finalement, afin de représenter dans un contexte adéquat les résultats obtenus, nous proposons l'utilisation d'un système d'information géographique qui, à l'aide de l'information d'odométrie des véhicules, conduit à la reconstruction de la carte des mesures sur le réseau routier.

Nous obtenons un système complémentaire à l'étude de l'état du pavage, qui facilite une analyse globale de la condition du réseau routier. Dans un contexte plus large, la solution décrite ici pourrait être généralisée pour l'inspection de l'état de surface de matériaux, méthode potentiellement enrichie de la connaissance de la trajectoire suivie par le système de mesure télémétrique et de la prise en compte de l'intensité du laser. De plus, dans une optique d'optimisation de la méthode proposée pour la caractérisation locale de l'indice de rugosité, la possibilité d'une estimation directe de la mesure de la lacunarité à partir de la décomposition multirésolution pourrait être considérée.

Bibliographie

ARMANDE. N. (1997), Caractérisation de réseaux fins dans les images 2D et 3D.

Applications : Images Satellites et Médicales, Thèse de doctorat, Université de Paris-Sud. Centre d'Orsay.

ARONOFF. S. (1989), *Geographic information system: a management perspective*,

WDL Publications, Ottawa.

AUGEREAU, B., KHOUDEIR, M., BROCHARD, J. et LEGEAY, V. (1999), Analyse

de textures à forte granularité, application à la reconnaissance de revêtements routiers, dans *VI/QCAV'99*, Trois-Rivières, QC.

BARNSLEY, M., DEVANEY, R., MANDELBROT, B., PEITGEN, H.-O., SAUPE,

D. et VOSS, R. (1988), *The Science of Fractal Images*, Springer-Verlag, New-York.

BIJAOUI, A. et RUÉ, F. (1995), Modèle de vision multiéchelles. Applications aux

images astronomiques, dans *15IÈME Colloque GRETSI*, Juan les Pins. France.

- BURKE HUBBARD, B. (1995), *Ondes et Ondelettes : la saga d'un outil mathématique*. Belin. Paris.
- BURT, P. et ADELSON, E. (1983), The Laplacian pyramid as a compact image Code, *IEEE Transactions on Communication* (31), 482-540.
- CHALMOND, B. (1988), Image restauration using an estimated markov model, *Signal Processing* (15), 115-129.
- CHAUDHURI, B. et SARKAR, N. (1992), An efficient approach to estimate fractal dimension of textural images, *Pattern Recognition* **25**(9), 1035-1041.
- CHAUDHURI, B. et SARKAR, N. (1995), Texture segmentation using fractal dimension, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **17**(1), 72-77.
- CHAUDHURI, B., SARKAR, N. et KUNDU, P. (1993), Segmentation techniques, **140**. 233-241.
- CHUI, C. (1992). *An Introduction to Wavelets*, Academic Press, New-York.
- CHUI, C. et WANG, J. (1991), A cardinal spline approach to wavelets, dans *Proceedings of the American Mathematical Society*, Vol. 113, pp. 785-793.
- COHEN, A. (1997), *Wavelets: A Tutorial in Theory and Applications*, Chui, C.K. ed., Academic Press, pp. 123,152.

- COLLECTIF : ENS de Cachan, IUT d'Orsay, IUT de Sceaux. (1990), *Modélisation dans la conception des systèmes d'information*, Masson. Paris.
- CÔTÉ. J., ROY, S. et ROUSSEAU, J. (1991), Système graphique d'aide à la gestion de l'entretien du réseau routier d'une municipalité, rapport technique 765, Montréal.
- CRESSIE. N. (1991), *Statistics for Spatial Data*, Wiley, New-York.
- DAUBECHIES. I. (1992), *Ten lectures on wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics.
- DERICHE. R. (1993). Recursively implenting the gaussian and its derivatives, rapport technique 1893, INRIA, Sophia Antipolis.
- DO CARMO. M. (1976), *Differential Geometry of Curves and Surface*. Prentice Hall, New-York.
- ESRI (1993). *Understanding GIS : the ArcInfo method*, John Wiley and Sons. New-York.
- ESRI (1994), *Arc/Info Data Management*, Environmental System Research Institute Inc. Redlands.
- FALCONER, K. (1990), *Fractal Geometry: Mathematical Foundation and Applications*, John Wiley & Sons, New-York.
- FISHER. W. (1958), On grouping for maximum homogeneity, **53**, 789-798.

- FOURNIER. A., FUSSELL, D. et CARPENTER, L. (1982), Computer rendering of stochastic models, dans *Communication of the Association for Computing Machinery (CACM)*, Vol. 25, pp. 371–384.
- GUYON. X. (1992), *Champs Aléatoires sur un réseau, modélisation, statistique et application*, Masson.
- HAAR. A. (1910), Zur Theorie der orthogonalen Funktionen-Systeme, *Annals of Mathematics* **69**, 331–371.
- HARALICK. R. (1979), Statistical and structural approaches to textures, **67**(5), 786–804.
- HART. W., GOLDBAUM, M. et NELSON, M. (1997), Automated measurement of retinal vascular tortuosity, American Medical Informatics Association Annual Symposium, San Diego.
- KELLER. J., CHEN, S. et CROWNOVER, R. (1989), Texture description and segmentation through fractal geometry, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* **45**, 150–166.
- KORTE. G. (1992), *The GIS book*, OnWork Press, NM.
- LEMARIÉ. P. (1988), Ondelettes à localisation exponentielle, *Journal de mathématiques pures et applications* **67**, 227–236.

- LEVY-VÉHEL, J. (1990), About lacunarity, some links between fractal and integral geometry. *International Conference on Computer Vision* .
- MAGUIRE. D. (1991), *Geographical information systems*. Wiley, Harlow, New-York.
- MALLAT, S. (1989), A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, *IEEE. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **11**(7), 674-693.
- MALLAT, S. (1998), *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press.
- MANDELBROT, B. (1983), *The Fractal Geometry of Nature*, Freeman, New-York.
- MANDELBROT, B. (1984), *Les objets fractals. Forme, hasard et dimension*. Flammarion. Paris, France.
- MARCONDES, J., BURGESS, G., HARICHANDRAN, R. et SNYDER, M. (1991), Spectral analysis of highway pavement roughness, *Journal of Transportation Engineering* **117**(5), 540-549.
- MARR, D. et HILDRETH, E. (1980), Theory of edge detection, pp. 187-214.
- MONGA, O., ARMANDE, N. et MONTESINOS, P. (1995), Extraction of thin nets in grey-level images, dans *9th Scandinavian Conference on Image Analysis*, Uppsala, Sweden, pp. 287-295.
- National Academic Press, éditeur (1994), *Third International Conference on Managing Pavement*, Vol. 1,2,3, Washington.

- National Research Concil (1991), Pavement management: data collection, analysis and storage, rapport technique, National Research Concil.
- OGDEN, R. (1997), *Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis*. Birkhäuser, Boston, MA.
- PAQUIN, G. (1997), Au royaume des nids de poules : plusieurs technologies qui peuvent améliorer l'entretien des voies asphaltées, *La Presse, Montréal, dimanche 16 novembre* p. C12.
- PENTLAND, A. (1984), Fractal-based decription of natural scenes, *IEEE Transactions on Image Processing* **6**(6), 661–674.
- PHILIPP, S. et COCQUEREZ, J. (1995), *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson, Paris, France, pp. 26–33.
- RICHARD, N., LEARD, M. et LEGEAY, V. (1999), Classification of roadway asphalt by use of fractal signature, dans *VI/QCAV'99*, Trois-Rivières, QC.
- SAMET, H. (1990), *Application of spatial data structures: Computer, Image Processing, GIS*, Adison-Wesley, New-York.
- SOLIS, F. et TAO, L. (1997), Lacunarity of random fractals, *Physics Letters* **228**(6), 351–356.
- STOLLNITZ, E., DEROSE, T. et SALESIN, D. (1996), *Wavelets for Computer Graphics: Theory and Applications*, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.

- Transportation Research Board (1991), Merlin, a low-cost machine for measuring road roughness in developing countries, *Transportation Research Record* (1291), 106-112.
- VOSS, R. (1986), Random fractal: Characterization and measurement, *Physica Scripta* pp. 27-32.
- WESZKA, J., DYER, C. et ROSENFELD, A. (1976). A comparative study of texture measures for terrain classification, *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics* **6**(4), 269-285.
- XU, Y., WEAVER, J., HEALY, D. et LU, J. (1994), Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique. *IEEE Transactions on Image Processing* **3**(6), 747-758.

Annexe A

Rugosité et terrains fractals.

La génération de terrain est l'une des applications importantes du domaine du calcul fractal et il est simple d'observer le comportement *auto-similaire* des récifs côtiers ou des massifs montagneux (Pentland 1984). L'algorithme *Diamond-Square*, ou *Random Midpoint Algorithm*, décrit par Fournier, Fussell et Carpenter (1982), est un exemple de méthode simple de création de terrains fractals à partir de la définition d'une surface d'élévation dont voici les étapes :

1. Nous attribuons tout d'abord une élévation aléatoire aux quatre coins d'une grille carrée de taille 2^L comme l'illustre la figure A.1(a).
2. Nous prenons ensuite l'élévation moyenne des quatre coins qui, additionnée d'une perturbation aléatoire, est assignée au point central de la grille (*cf.* figure A.1(b)). Il s'agit de l'étape *diamant*.

3. Nous formons les carrés à la résolution 2^{L-1} en attribuant aux nouveaux points l'élévation moyenne des points adjacents sur la grille comme l'illustre la figure A.1(c). Il s'agit ici de l'étape *square*.
4. Finalement, les étapes 2 et 3 sont réitérées jusqu'à une résolution 2^l suffisamment dense (cf. figure A.1(d)).

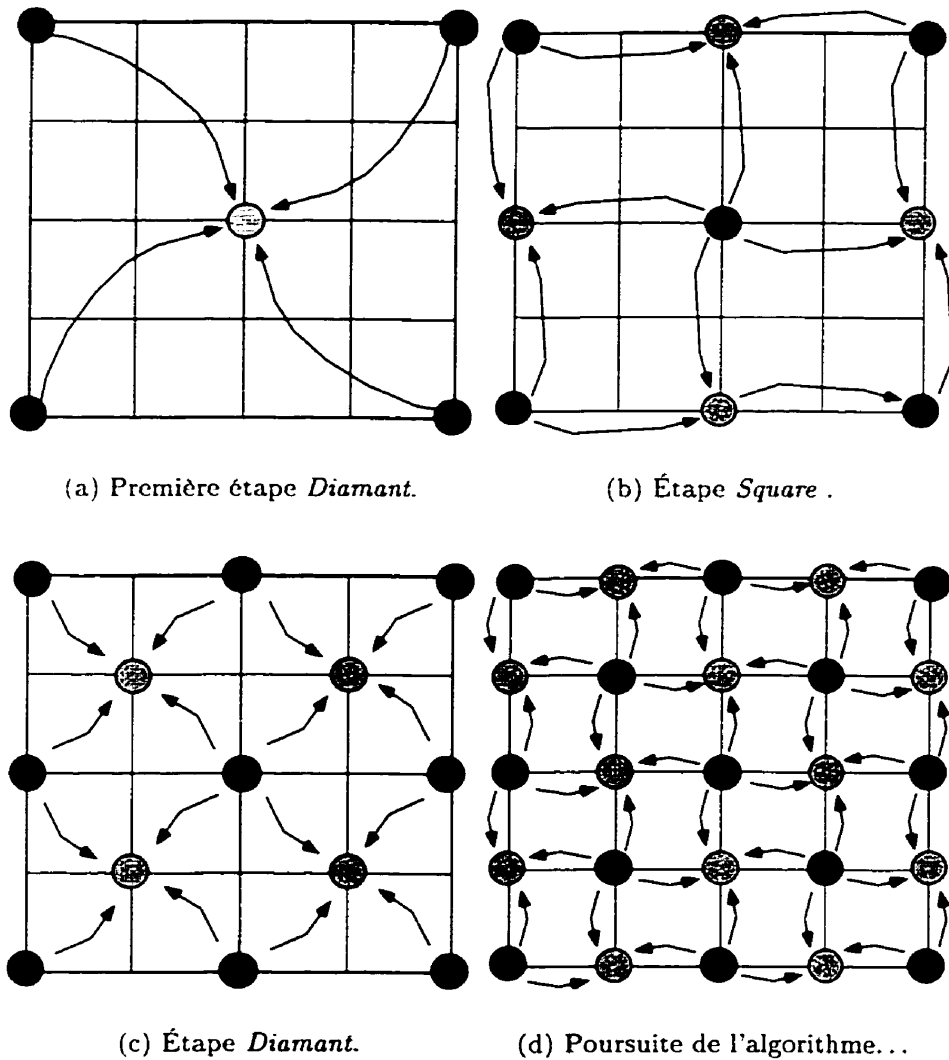


Figure A.1 : Algorithme de *Diamond-Square*.

La rugosité du terrain, c'est-à-dire son caractère accidenté, correspond à l'amplitude maximale de la perturbation utilisée dans le processus de génération de l'ensemble fractal. Aussi, pour une rugosité R , $0 \leq R \leq 1$, nous ajoutons à l'itération n de l'algorithme de *Diamond-Square* une perturbation aléatoire p dont l'amplitude maximale décroît avec la résolution : $R^n \leq p \leq R^n$. Nous ajoutons donc des détails de plus en plus fins sur la grille.

Ainsi, si nous choisissons un faible coefficient de rugosité, nous obtenons un terrain doux dont les perturbations tendent très rapidement vers zéro avec la résolution. Inversement, le choix d'un fort coefficient de rugosité permet de générer des terrains accidentés dont les variations restent significatives aux petites échelles. Les figures suivantes présentent deux extraits de surfaces rugueuses obtenues à partir de l'algorithme de *Diamond-Square*. Celle-ci ont été calculées à l'aide du programme java *Terrain* de Merlin Hughes du département de mathématiques de l'Université de Dublin.

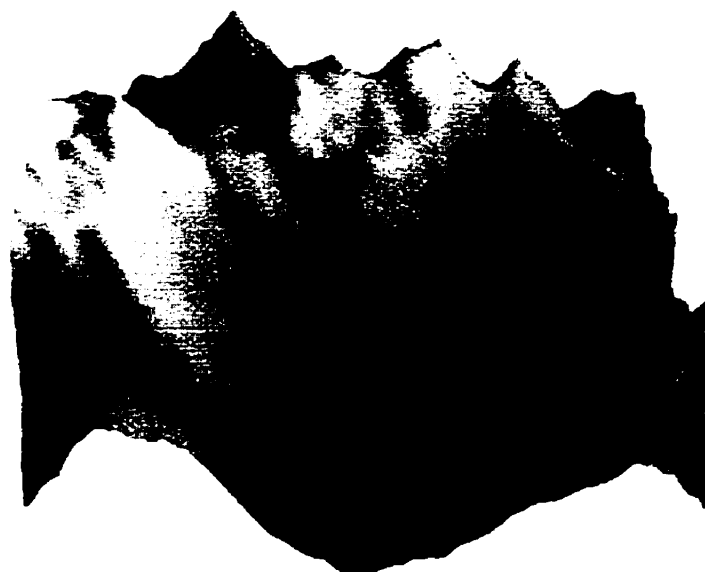


Figure A.2 : Terrain de faible rugosité.

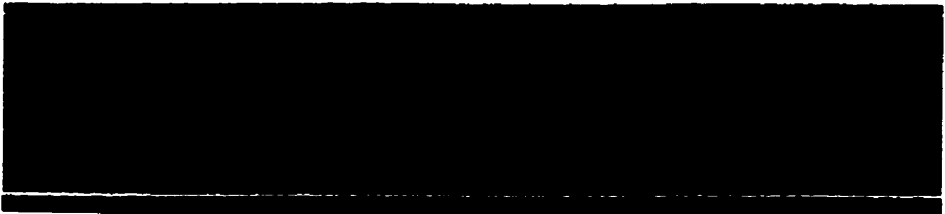
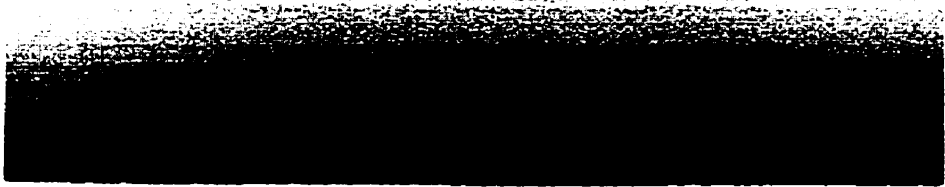


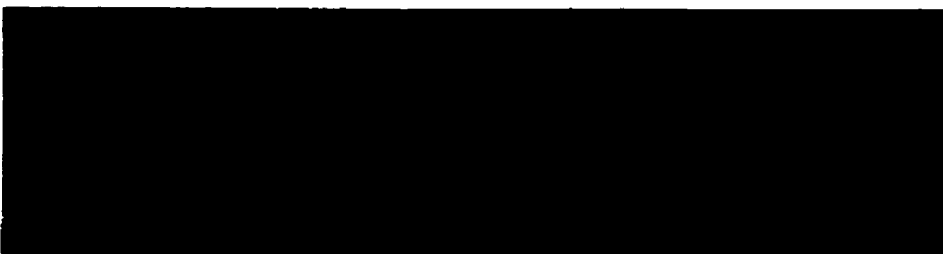
Figure A.3 : Terrain de forte rugosité.

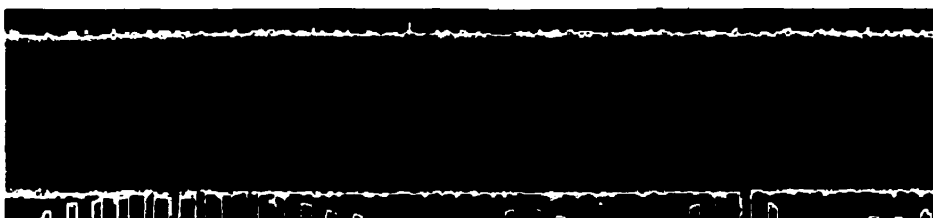
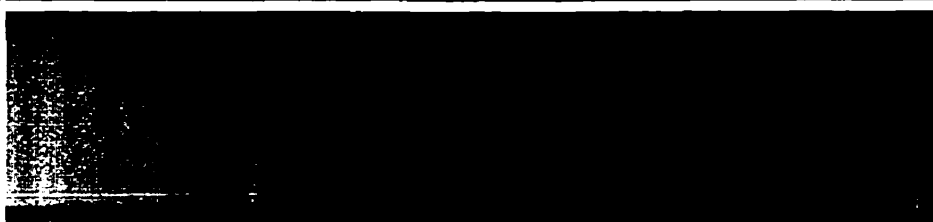
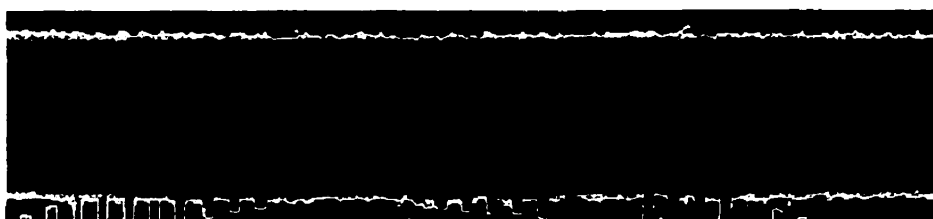
Annexe B

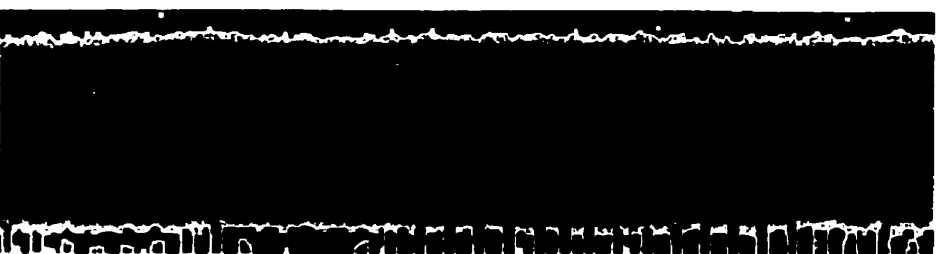
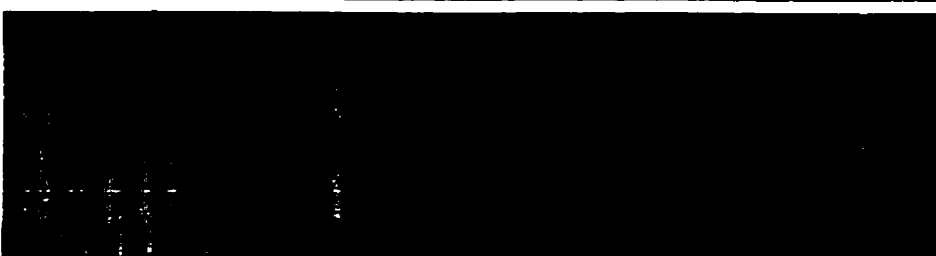
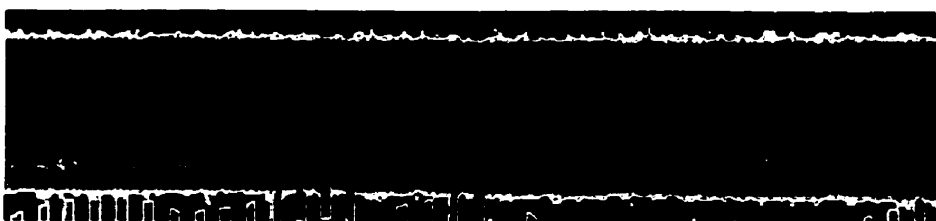
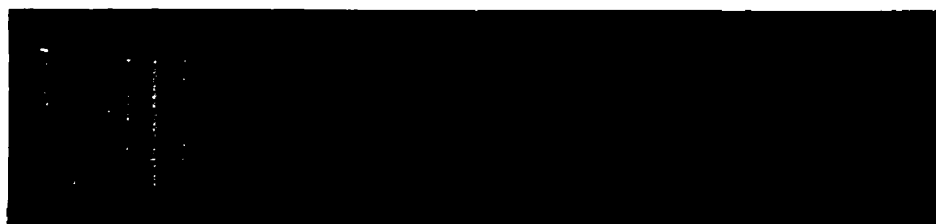
Normalisation par la moyenne locale.

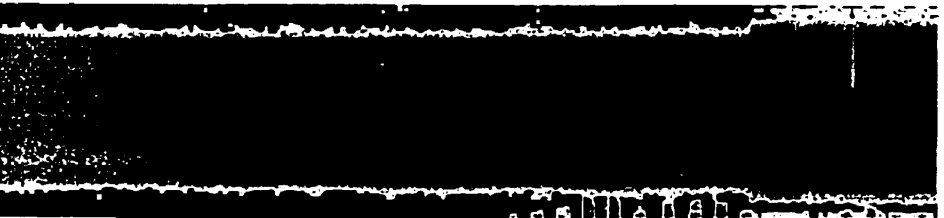
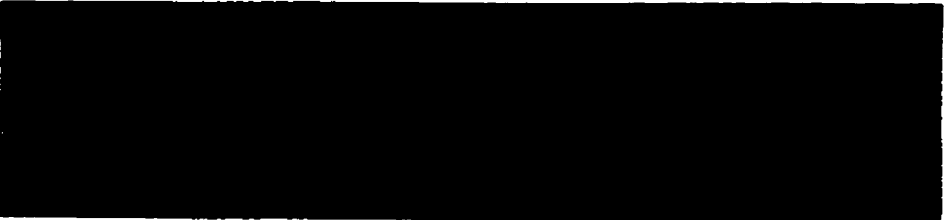
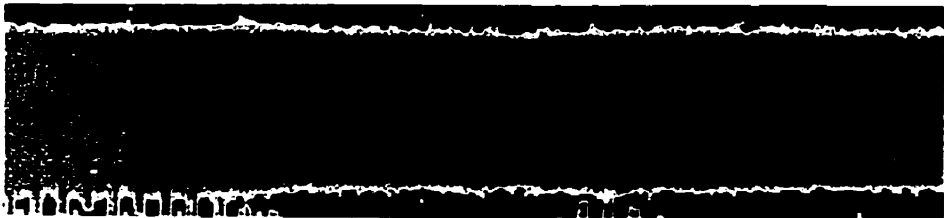
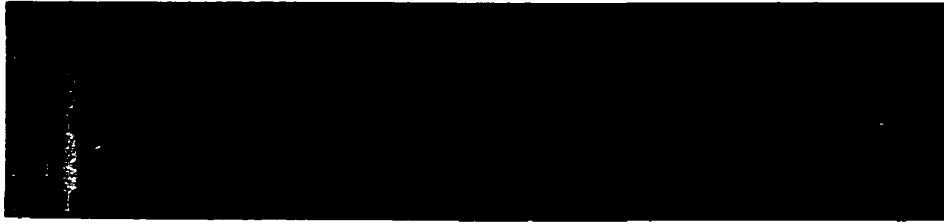
Nous présentons, dans cette annexe, les résultats obtenus sur un échantillon de 13500 profils lasers, avec la méthode décrite dans la section 2.2 du chapitre 2. Dans les figures qui suivent, les trois rangées successives représentent respectivement l'image des données brutes, le résultat de la première transformation puis le résultat final après application de la seconde opération. Nous retrouvons les principales transitions entre les diverses natures d'asphalte. Néanmoins nous remarquons le mauvais comportement de la méthode lorsque les variations d'altitudes des profils deviennent importantes et rapides : la seconde opération agit comme un filtre passe-bas et a une influence non négligeable sur la restitution des détails issus de la rugosité de la route.

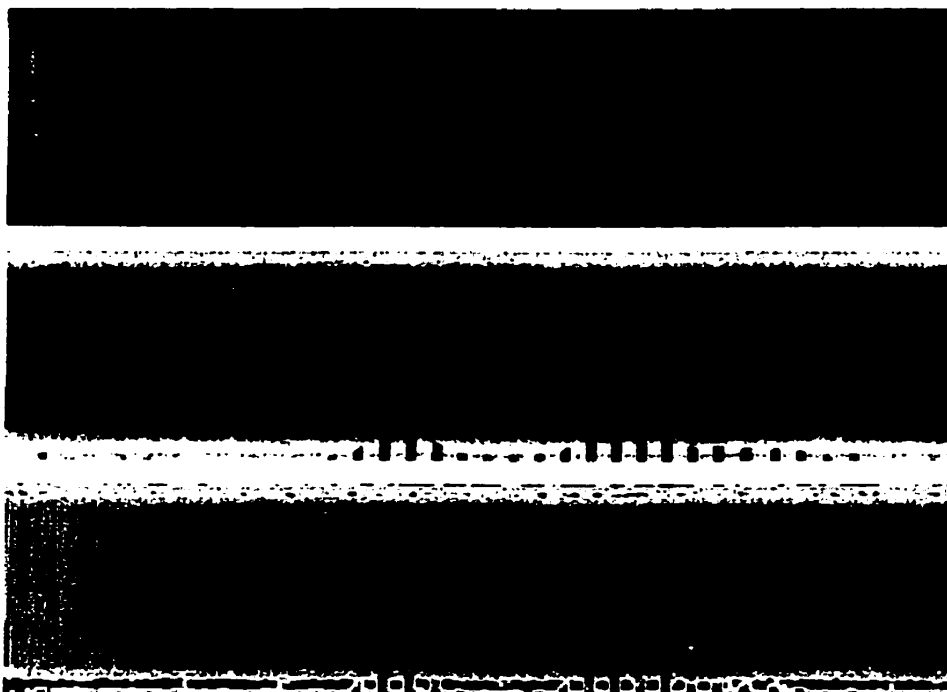










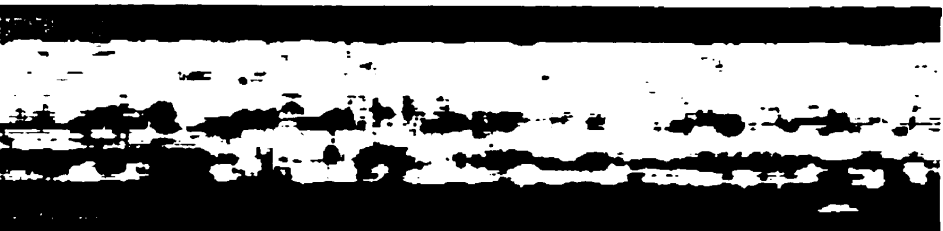
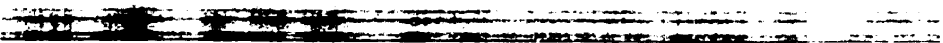
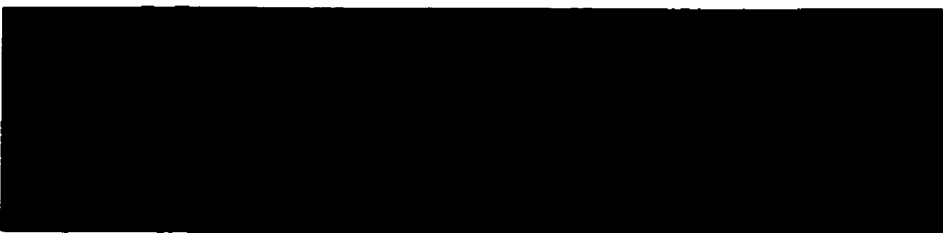
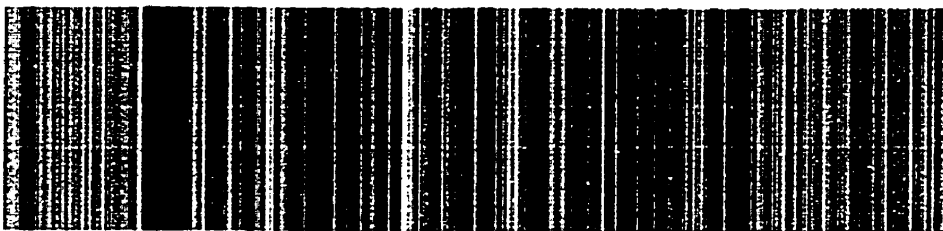
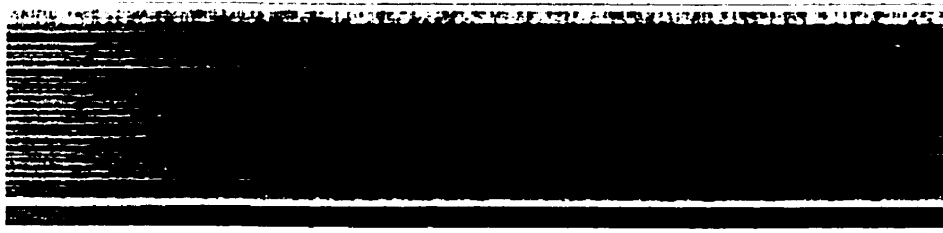
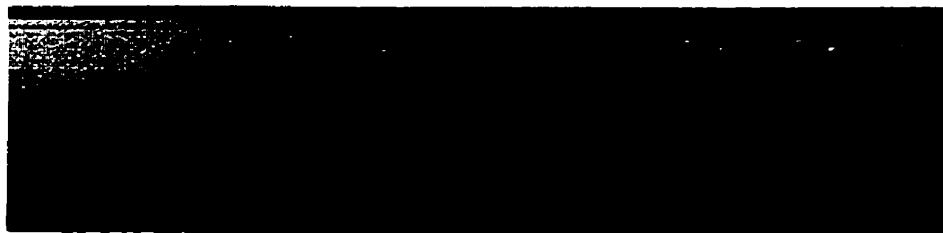


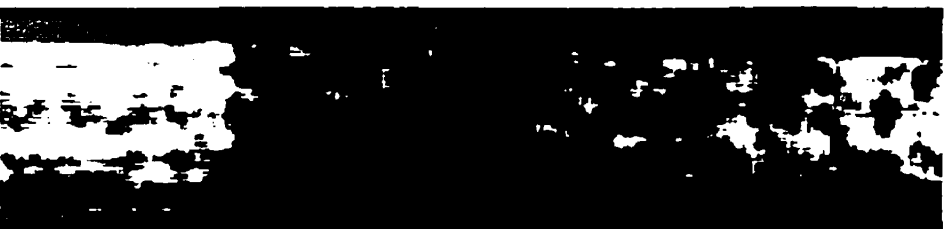
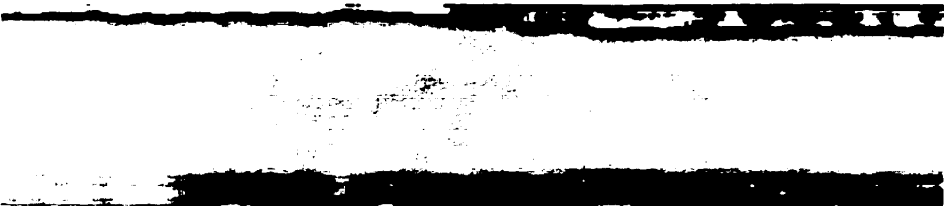
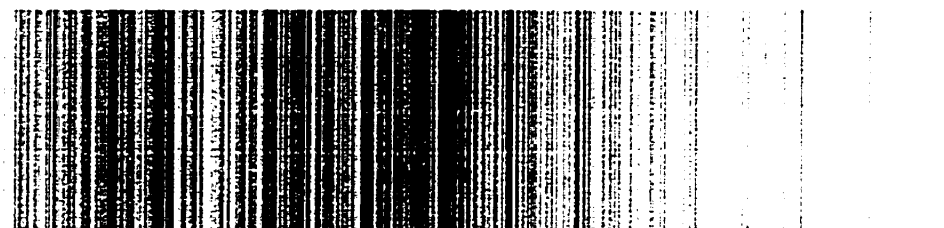
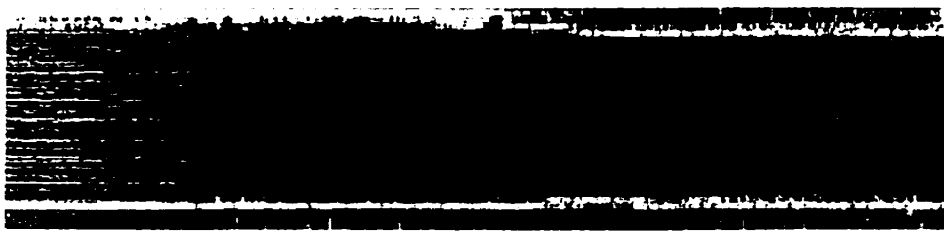
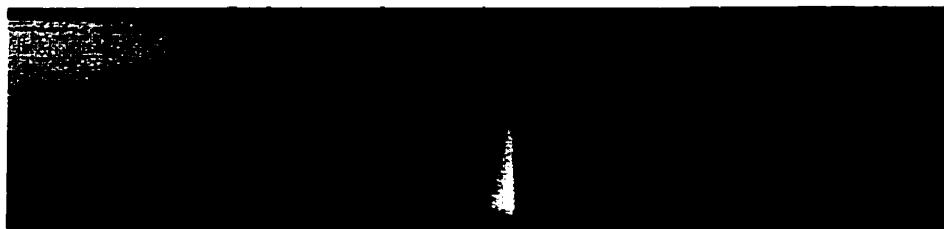
Annexe C

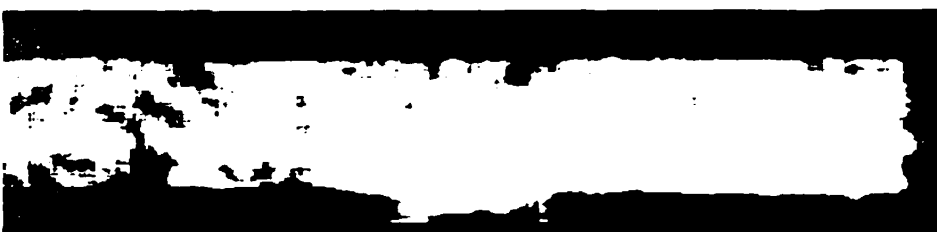
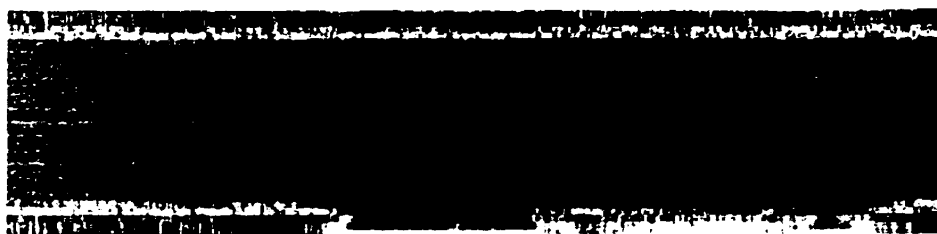
Reconstruction des détails.

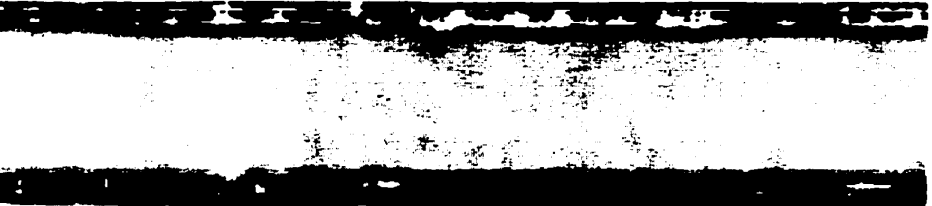
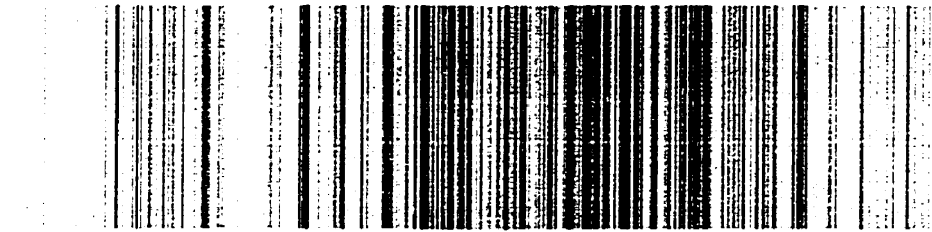
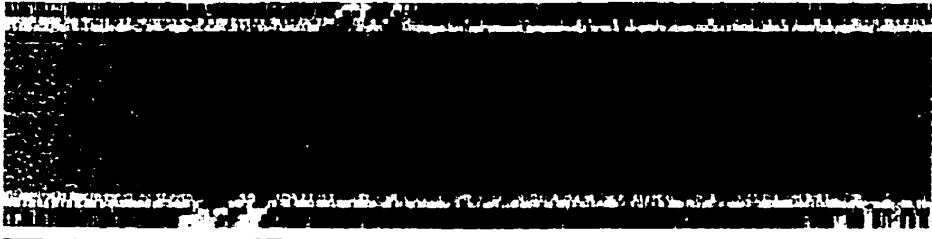
Nous présentons ici les résultats obtenus sur plusieurs kilomètres de chaussée à l'aide de la méthode basée sur la transformée en ondelette (section 2.3 du chapitre 2). Les figures représentent dans l'ordre suivant les résultats obtenus :

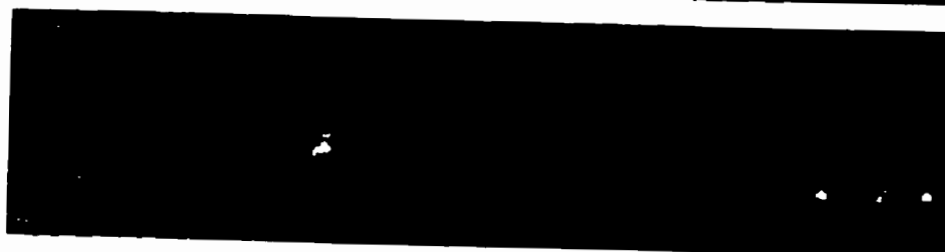
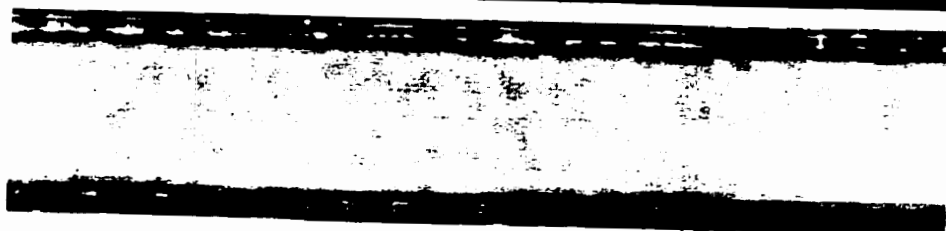
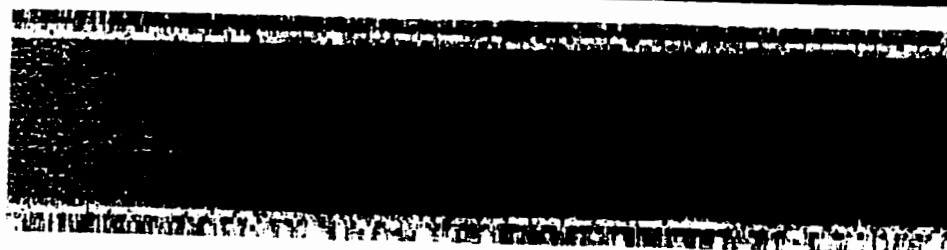
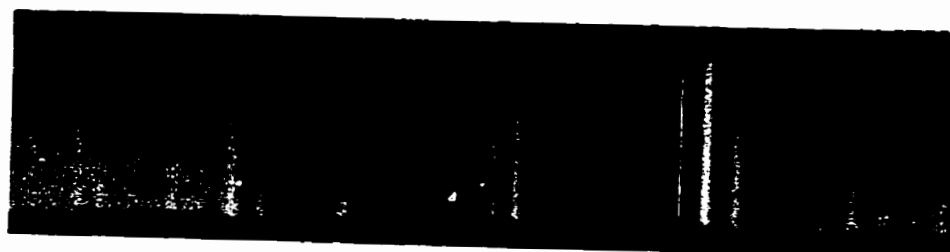
- image des données brutes,
- image de l'espace des détails,
- image de la mesure de tortuosité,
- image de la segmentation de la tortuosité,
- image de la mesure locale de lacunarité,
- image de la segmentation de la mesure de lacunarité.

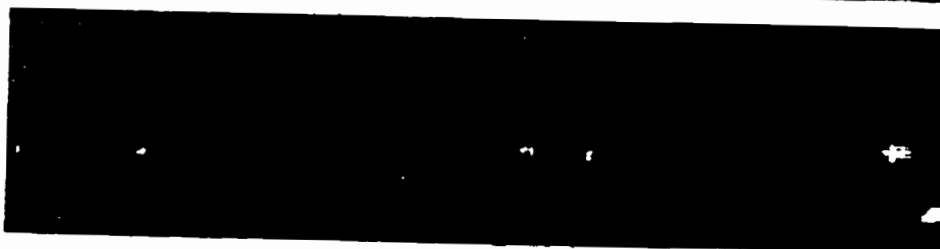
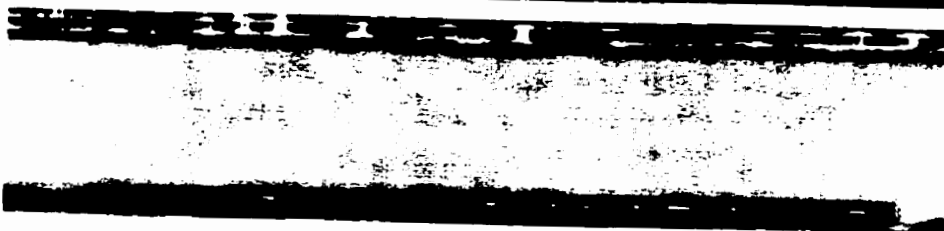
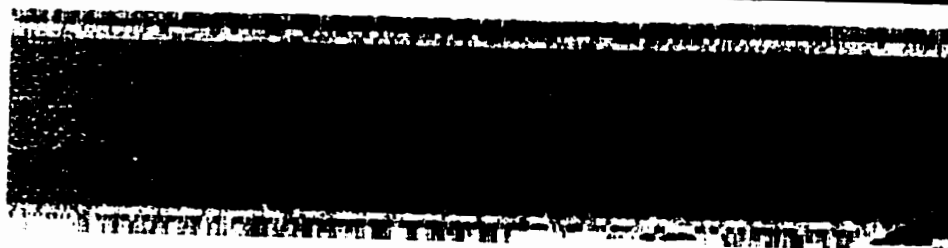


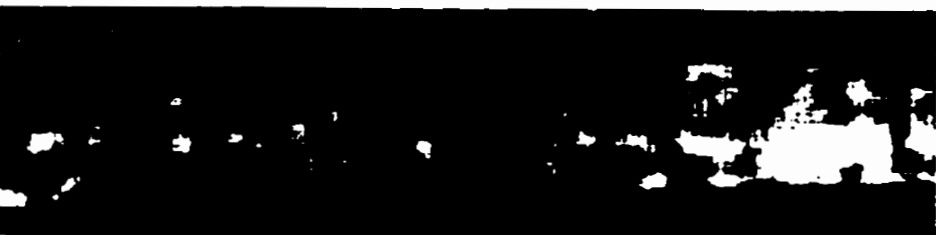
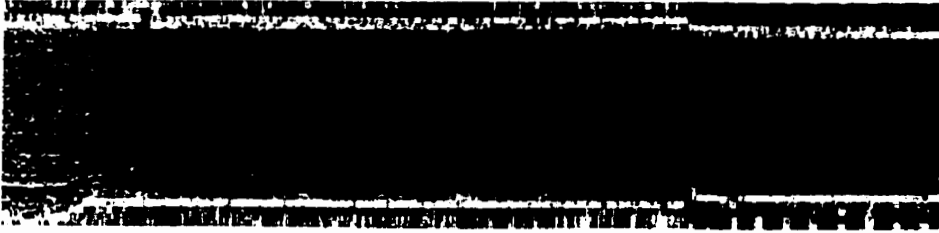


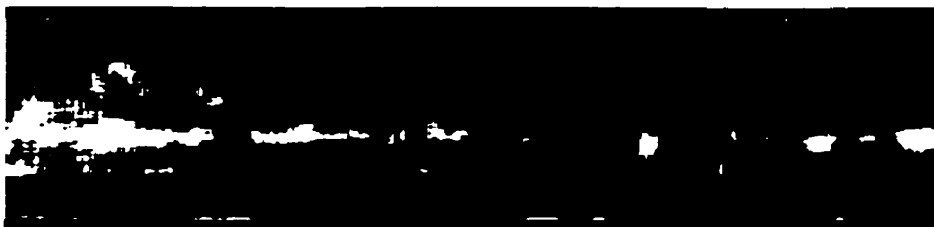
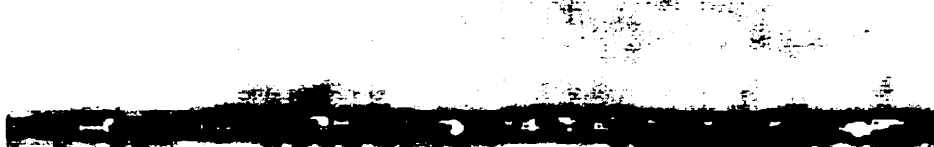
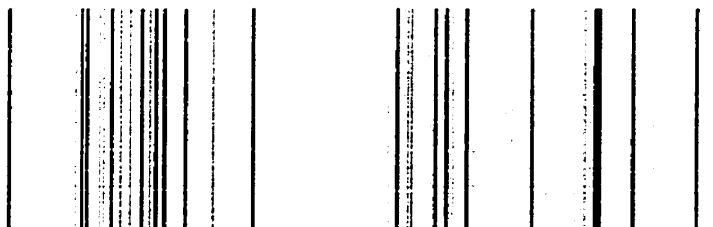
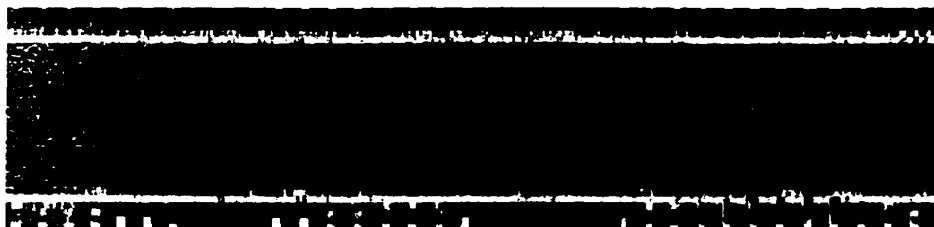
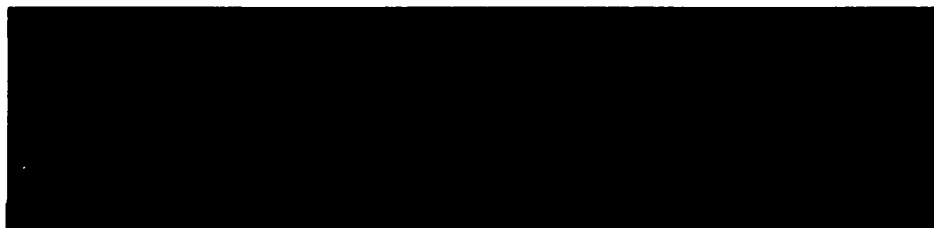


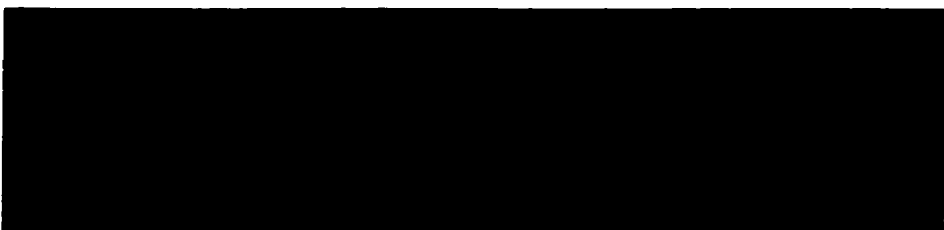
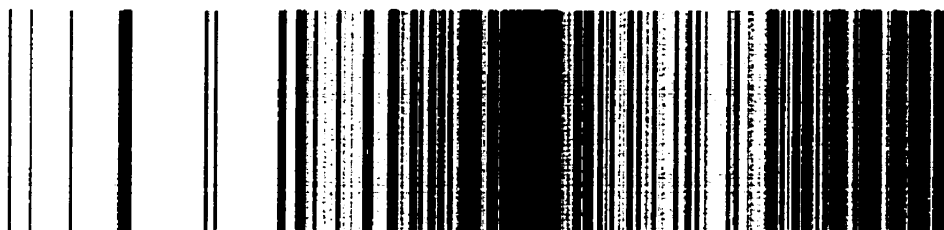
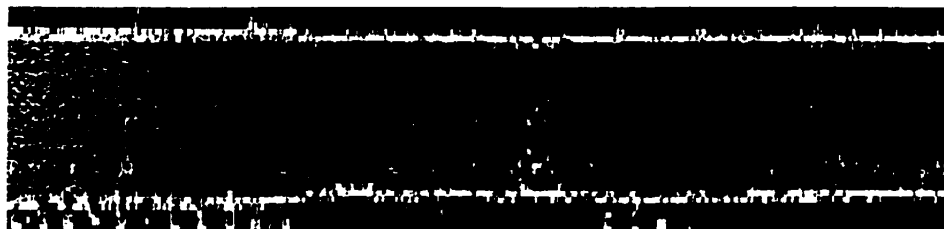


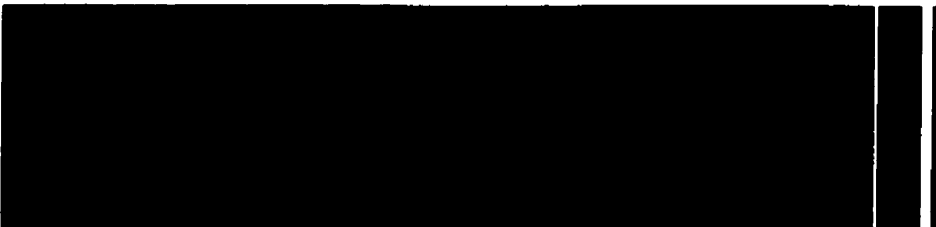
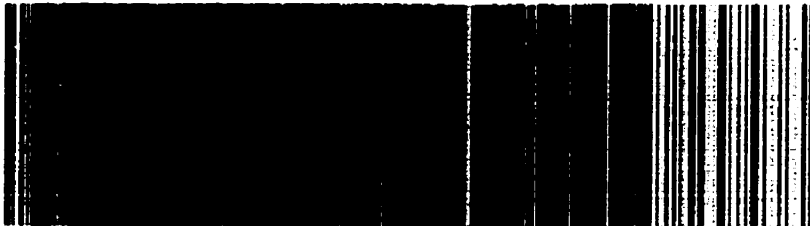
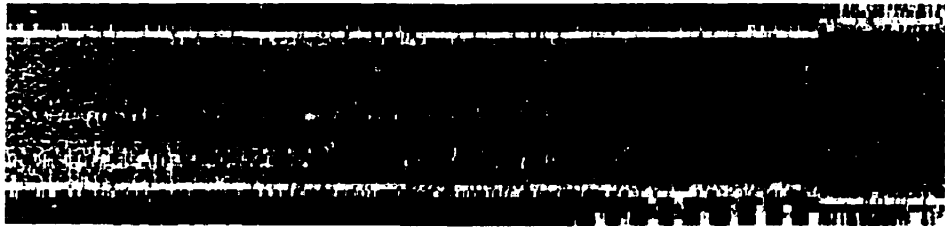
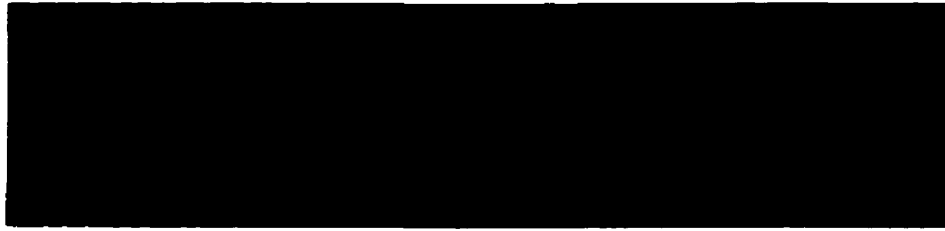


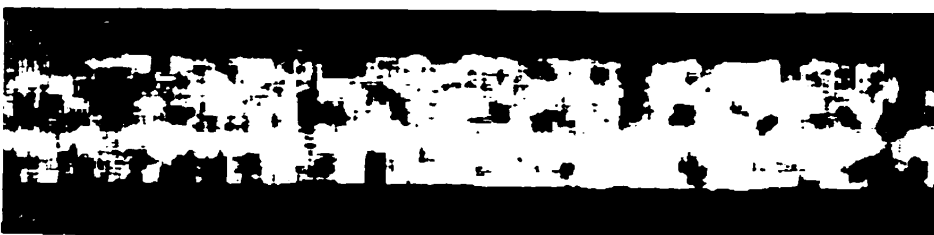
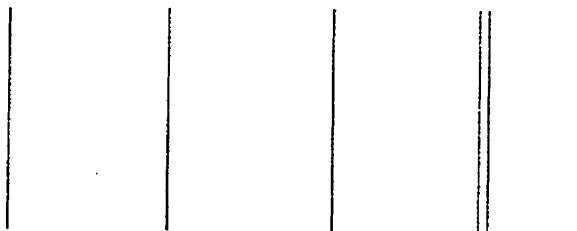
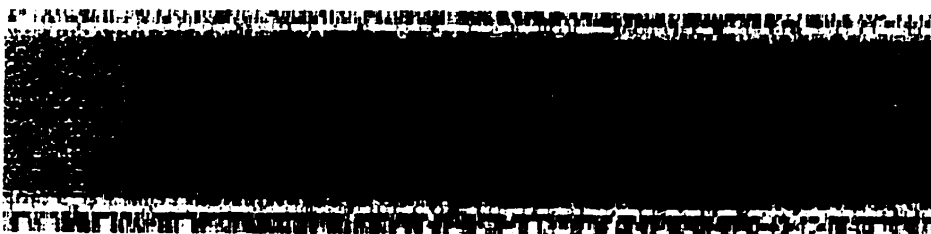


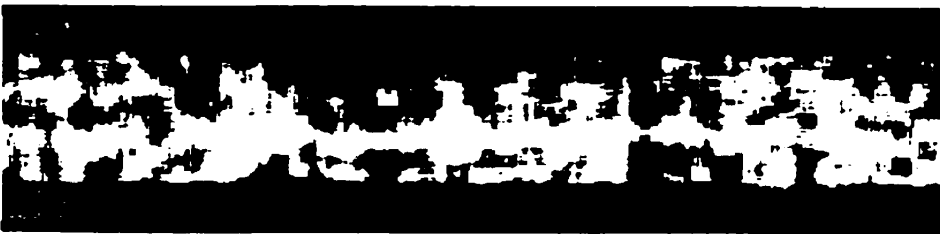
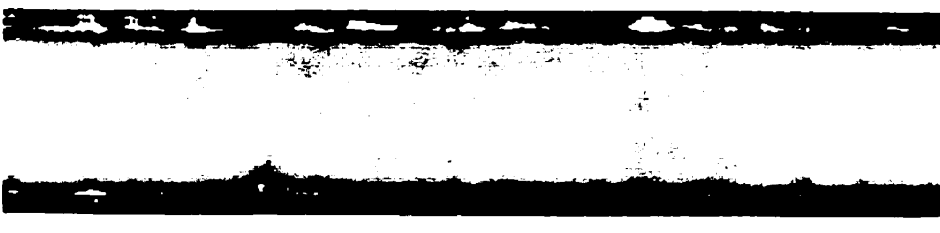
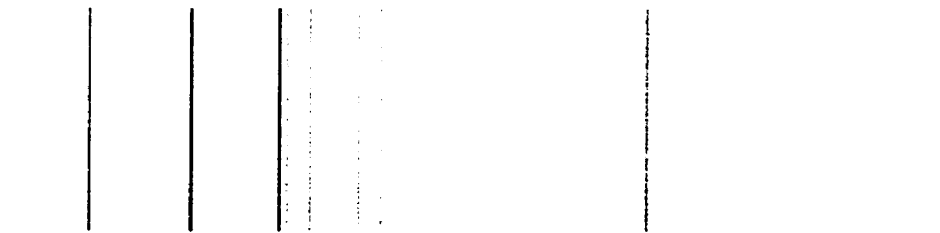
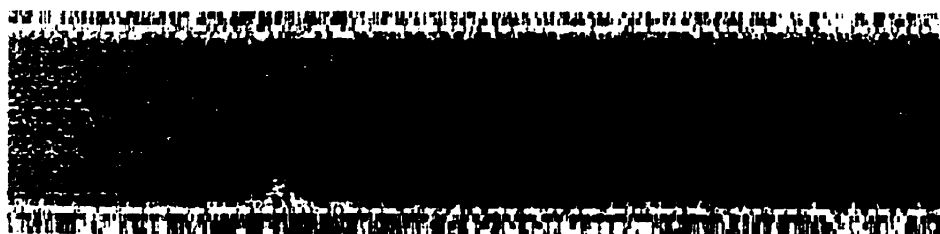


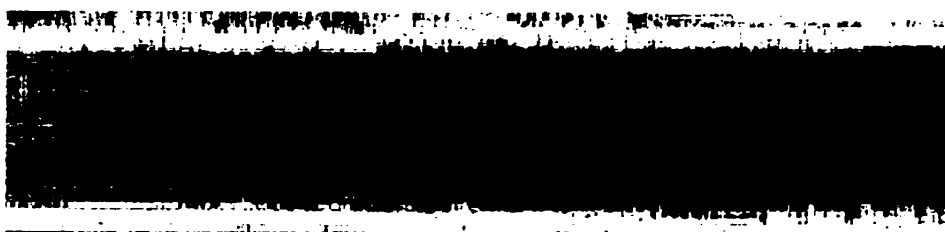




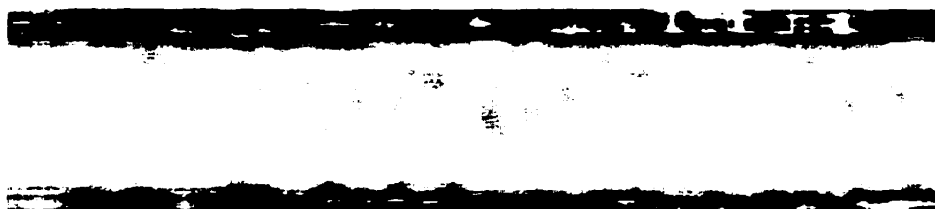
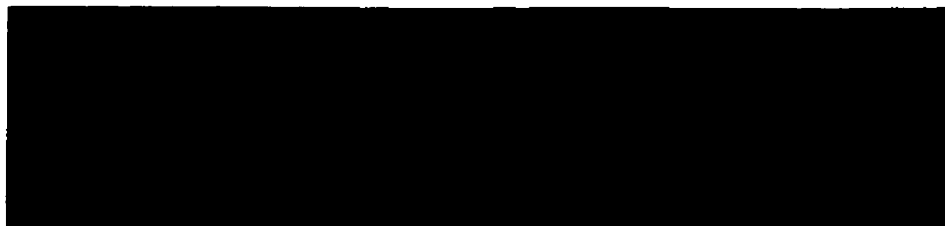


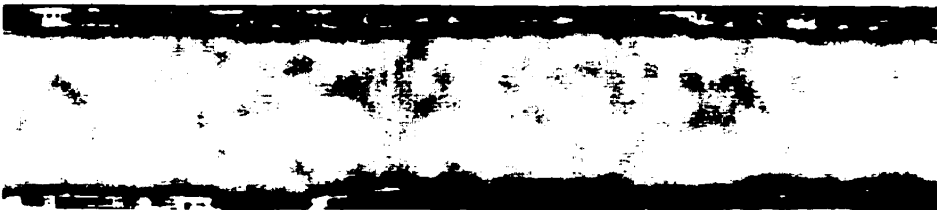
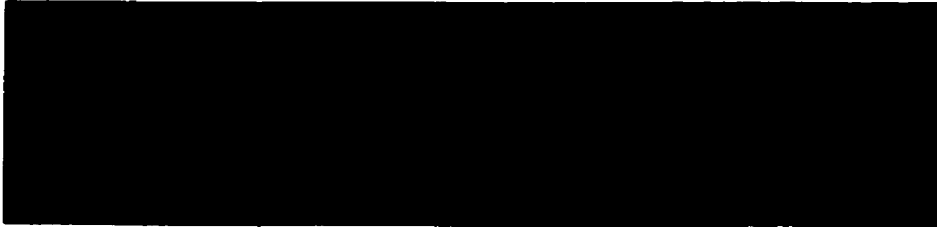
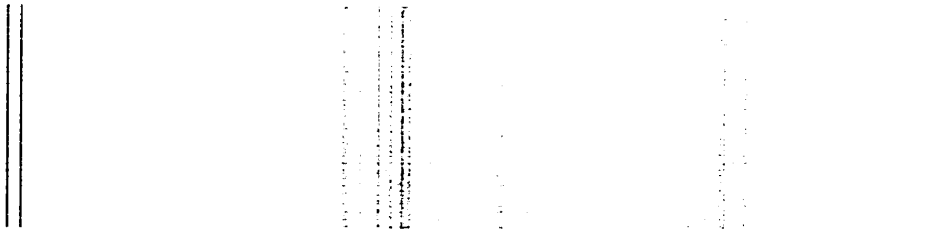
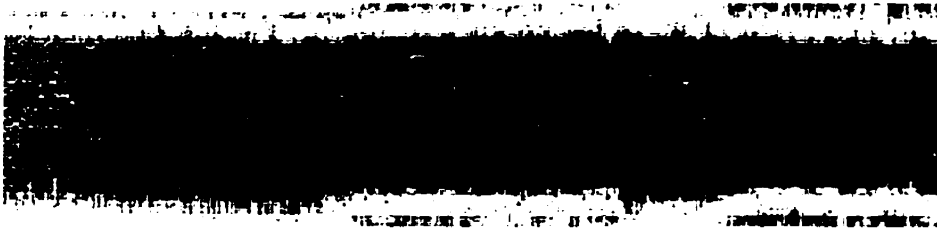


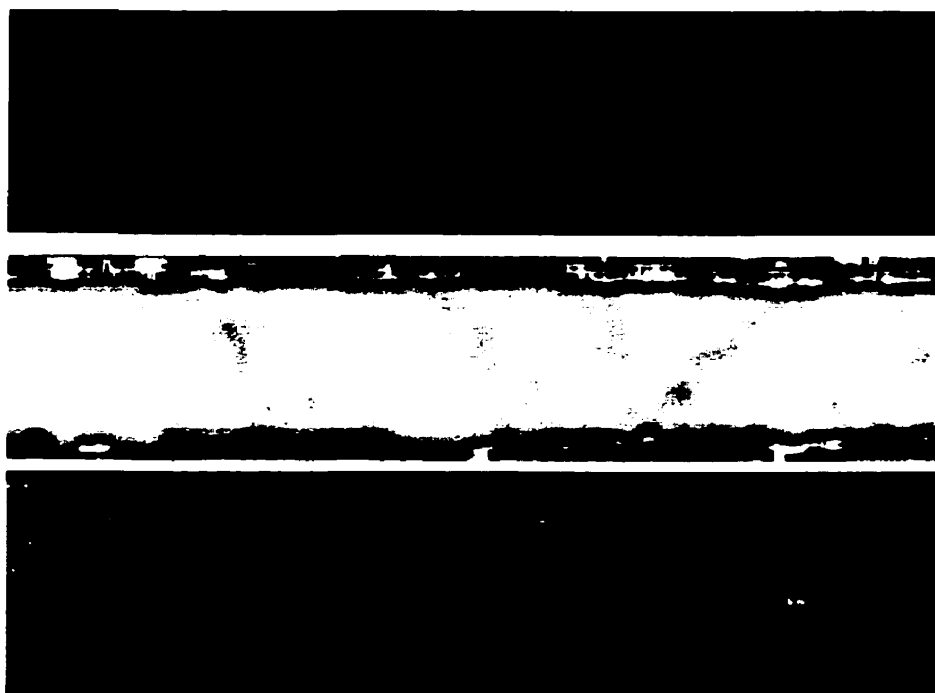
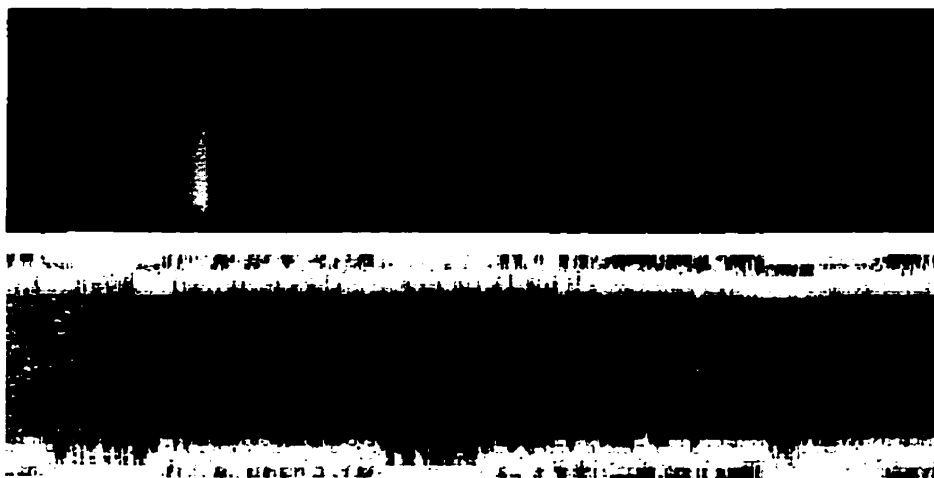


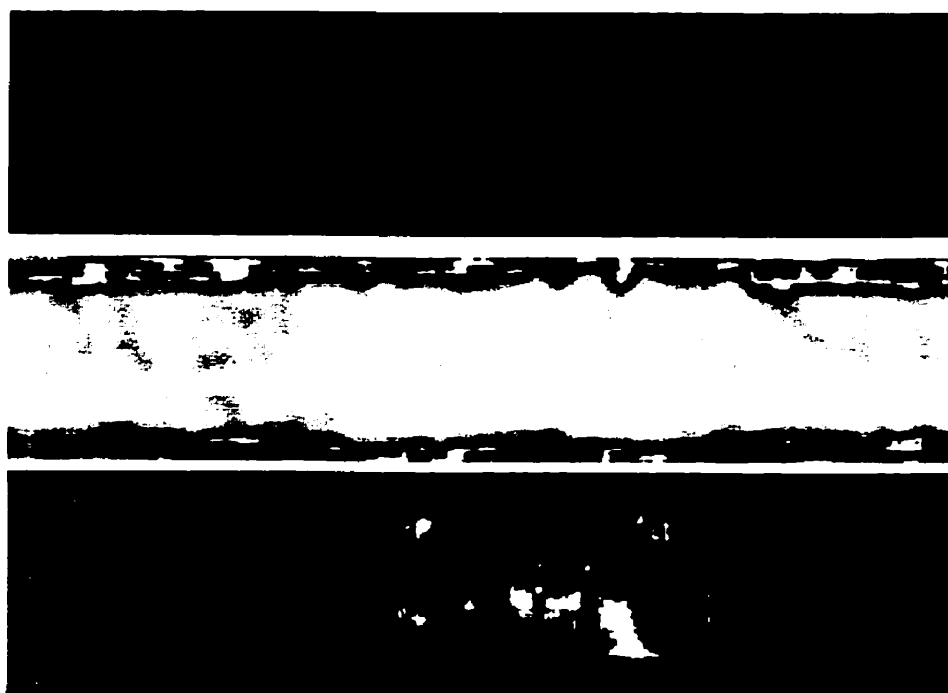
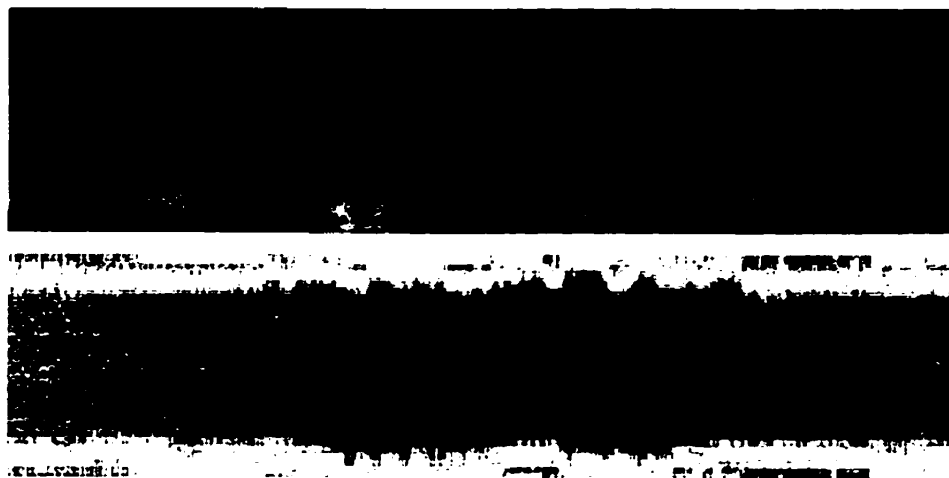


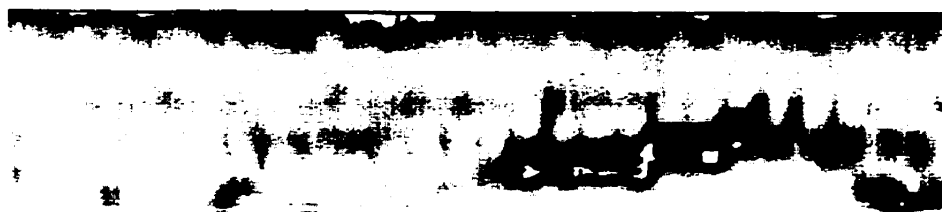
--	--	--	--	--	--

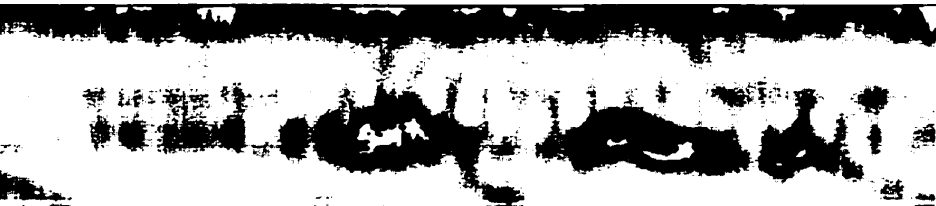
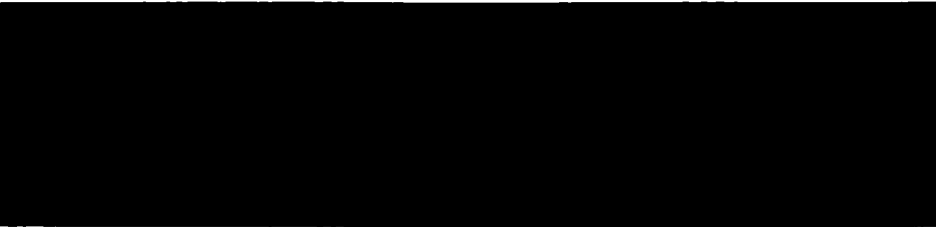


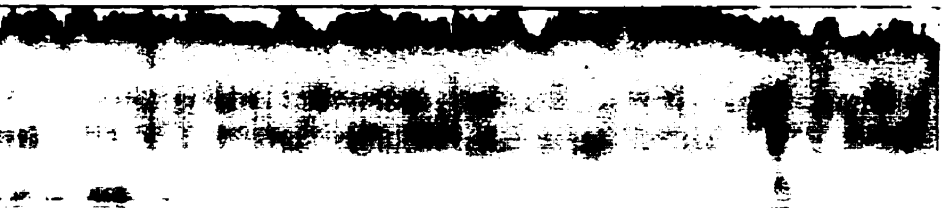


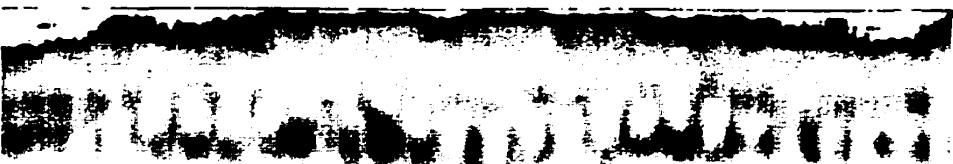
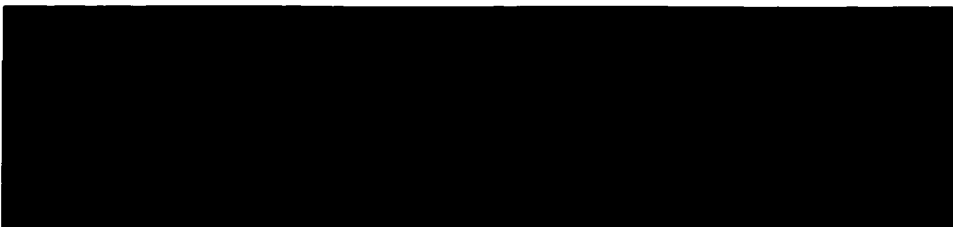
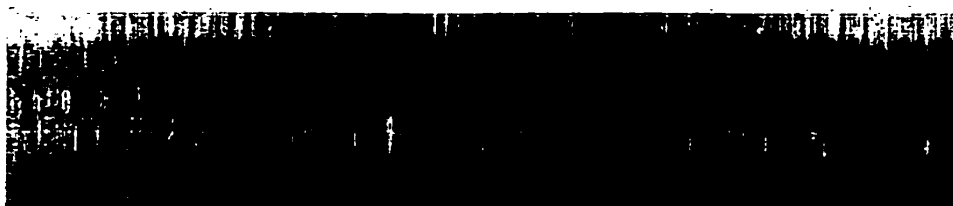












Annexe D

Programme *Asphalt*.

Nous présentons ici quelques vues du programme développé au cours de ce travail. L'outil a été réalisé à l'aide du récent langage de programmation Java 2.0 afin de pouvoir bénéficier de bibliothèques graphiques qui permettent la mise en œuvre rapide d'interfaces conviviales. Le programme, construit autour d'un noyau central de communication entre les données et les opérateurs, est doté de quelques outils d'analyse des données et des résultats.

