



**UNIVERSITÉ ANTONINE**  
**Faculté d'Ingénieurs en Informatique,**  
**Multimédias, Réseaux et Télécommunications**

---

**Calibration du modèle de la rétrodiffusion radar IEM pour  
l'extraction des paramètres du sol en milieu agricole  
(Rugosité et humidité)**

---

**Réalisé par : Jad Abou Chaaya**

**Option : OTR**  
*(Option Télécommunications et réseaux)*

**Encadrée par : Dr. Nicolas Baghdadi**



## Remerciements

*Je tiens à remercier dans un premier temps, toute l'équipe pédagogique de L'Université Antonine à Zahlé et les intervenants professionnels qui nous ont accompagnés jusqu'aux derniers moments de nos études universitaires.*

*Je remercie également mon maitre de stage, BAGHDADI Nicolas, pour son aide et son soutien aussi bien que pour sa patience et sa sympathie. Grâce à lui, et à ses grandes compétences scientifiques et techniques, j'ai participé à la publication d'un article scientifique rang A qui sera publié fin 2009). Ainsi que sa présence a contribué à ce que mon stage se déroule dans les meilleures conditions.*

*D'autre part, j'adresse mes remerciements et mes salutations les plus distinguées au Père GHANEM Antoine, Directeur du centre de l'Université Antonine Zahlé, au Dr GEDEON Pierre, ancien Doyen de la faculté d'ingénieurs à l'Université Antonine, Dr GHOBRIEL Paul, Doyen de la faculté d'ingénieurs à l'Université Antonine, et au Dr FICANI Abdallah, directeur de la faculté d'ingénieurs en Informatique et Télécommunication au centre de Zahlé*

*Mes salutations à ABDALLAH Hani pour son accueil et son soutien*

*A Dieu, à mes parents et mes chères amis qui m'ont supporté, je dédie ce projet.*

## Synthèse

L'estimation des paramètres de surface en utilisant des techniques d'inversion nécessite l'utilisation de modèles de rétrodiffusion bien calibrés. Aucun des modèles existants n'est capable de simuler correctement des données radar mesurées. Nous proposons dans cette étude un étalonnage empirique du modèle IEM (*Integral Equation Model*) dans le but de mieux reproduire le coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images ROS (Radar à Ouverture Synthétique) sur des sols nus en milieu agricole. Étant donné que la longueur de corrélation est le paramètre le moins précis mais aussi le plus difficile à mesurer, nous proposons de l'estimer empiriquement à partir de bases de données expérimentales composées d'images ROS et de mesures terrain. Basées sur plusieurs bases de données, des relations entre la longueur de corrélation estimée empiriquement et la rugosité de surface ont été retrouvées pour chaque configuration radar en utilisant trois fonctions d'autocorrélation (exponentielle, fractale et gaussienne). La version étalonnée du modèle IEM, correspondant à la version originale du modèle IEM avec la fonction empirique de la longueur de corrélation, a par la suite été validée sur une autre base de données expérimentale indépendante. Les résultats montrent un bon accord entre le coefficient de rétrodiffusion fourni par les systèmes ROS et celui simulé par le modèle IEM calibré. Cette version adaptée du modèle IEM peut être utilisée dans des procédures d'inversion pour retrouver la rugosité de surface à partir des images radar.

## **Abstract**

**T**he retrieval of surface parameters, using inversion techniques, requires the use of well calibrated models and unfortunately, none of the existing models provide consistently good agreement with the measured SAR data. In this study, we propose an empirical calibration of the Integral Equation Model (IEM) in order to better reproduce the backscattering coefficient measured from SAR (Synthetic Aperture Radar) images over bare soils in agricultural areas. As correlation length is not only the least accurate parameter but also the most difficult to measure, we propose its empirical estimation from experimental data sets of SAR images and soil parameters measurements. Based on a lot of data set, a relationship between optimal correlation length and rms surface height were found for each radar configuration in using three correlation functions (exponential, fractal and gaussienne). The new calibrated version of the IEM, corresponding to the original IEM with a coupling of the empirical function of correlation length, was then tested on another set of measured data in order to validate the calibration procedure. The results show a very good agreement between the backscattering measurements provided by spaceborne SAR systems and those given by the calibrated IEM. This adapted version of the IEM can be used in inversion techniques for retrieving rms height from radar observations.

# Sommaire

<b>REMERCIEMENT .....</b>	<b>4</b>
<b>SYNTHESE.....</b>	<b>5</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>6</b>
<b>1. INTRODUCTION .....</b>	<b>9</b>
<b>2. STRUCTURE D'ACCUEIL.....</b>	<b>12</b>
2.1 LA MAISON DE LA TELEDETECTION .....	12
2.2 L'UMR TETIS .....	13
2.2 LE CEMAGREF.....	13
<b>3. PRINCIPES DE LA TECHNOLOGIE RADAR.....</b>	<b>16</b>
3.1. LES CAPTEURS ROS .....	16
3.1.1. Introduction .....	16
3.1.2. Géométrie et fonctionnement .....	17
3.1.3. Caractéristiques des images radar.....	18
3.1.3.1. Déplacement du relief.....	18
3.1.3.2. Chatoiement (Speckle) .....	19
3.1.4. Equation radar - Coefficient de rétrodiffusion.....	20
3.2. INTERACTION ENTRE LE SIGNAL RADAR ET LE MILIEU .....	21
3.2.1. Longueur d'onde et polarisation.....	21
3.2.2. Angle d'incidence.....	22
3.2.3. Rugosité de surface.....	23
3.2.4. Constante diélectrique / humidité .....	23
3.2.5. Direction des rangs d'une parcelle .....	24
3.3. PRETRAITEMENTS DES IMAGES RADAR.....	24
3.3.1. La calibration.....	24
3.3.2. Le géocodage.....	25
3.3.3. Le géoréférencement .....	25
3.3.4. Réduction du chatoiement par filtrage.....	26
3.4. SYNTHESE.....	26
<b>4. MODELISATION ELECTROMAGNETIQUE DE RETRODIFFUSION .....</b>	<b>27</b>
4.1. INTRODUCTION.....	27
4.2. DESCRIPTION STATISTIQUE DE LA SURFACE DU SOL .....	27
4.2.1. L'écart type des hauteurs "rms".....	28
4.2.2. La longueur de corrélation "L" .....	28
4.3. MODELES ELECTROMAGNETIQUES DE RETRODIFFUSION.....	29
4.3.1. Modèles électromagnétiques basés sur l'optique physique .....	29
4.3.2. Modèle des petites perturbations (SPM).....	30
4.3.3. Modèle IEM (Integral Equation Model).....	30
4.3.3.1. Présentation du modèle.....	30
4.3.3.2. Paramètres physiques du modèle IEM.....	33
4.4. SYNTHESE.....	34

<b>5. LA BASE DE DONNEES .....</b>	<b>35</b>
5.1. SITES D'ETUDE ET DESCRIPTION DES DONNEES.....	35
5.2. DONNEES TERRAIN.....	36
5.2.1. Mesures de rugosité.....	37
5.2.2. Mesures d'humidité.....	37
5.2.3. Direction des rangs.....	38
5.3. DONNEES SATELLITAIRES.....	38
5.4. SYNTHESE.....	38
<b>6. MODELISATION DU COEFFICIENT DE RETRODIFFUSION .....</b>	<b>39</b>
6.1. MODELE IEM .....	39
6.2. CALIBRATION SEMI-EMPIRIQUE DU MODELE IEM EN BANDE C .....	46
6.3. VALIDATION DE LA CALIBRATION IEM .....	62
6.4. CALIBRATION EN FREQUENCE DU MODELE IEM (BANDES L, C ET X).....	67
6.5. SYNTHESE.....	68
<b>7. CONCLUSION.....</b>	<b>75</b>
<b>8. LISTE DES ILLUSTRATIONS.....</b>	<b>76</b>
<b>9. BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>79</b>

# 1. Introduction

L'observation de la terre par satellite fournit des images régulières de vastes régions du globe et permet ainsi de suivre et de mieux maîtriser de nombreux processus de l'environnement. De nombreuses études ont déjà été réalisées sur le potentiel de la télédétection radar à déterminer les deux paramètres du sol : l'humidité et la rugosité. En effet, dans le domaine de longueur d'onde centimétrique, l'intensité du signal radar rétrodiffusé par le sol dépend de la constante diélectrique, liée à la présence d'eau dans le sol et à la rugosité de la surface. Plusieurs systèmes radar principalement des Radars à Ouverture Synthétique (ROS) ont été utilisés pour ce type d'application (ERS, RADARSAT, ERASME, SIR-C/X, ...).

Actuellement, l'inversion du signal radar pour retrouver les paramètres de la surface n'est pas résolue, en l'absence de modèles électromagnétiques validés sur des bases de mesure radar et sur un large domaine de rugosité. De même, la description géométrique des irrégularités des sols agricoles n'est toujours pas satisfaisante. En effet, la description de la rugosité basée actuellement sur trois paramètres que sont l'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et la fonction d'autocorrélation, reste insuffisante pour identifier complètement la structure réelle du sol. La fonction d'autocorrélation est usuellement ajustée par une fonction gaussienne ou exponentielle alors que plusieurs travaux ont montré la haute variabilité de la valeur du coefficient de rétrodiffusion avec la forme de la fonction d'autocorrélation (Autret, 1987, Souyris, 1994). De plus, la mesure de la longueur de corrélation pose le problème d'une grande instabilité sur les sols agricoles. Des études récentes ont montré que les paramètres de rugosité estimés par le biais des mesures terrain sont très sensibles à la longueur de profil de rugosité (Baghdadi et al., 2000). Ces investigations ont montré que rms et  $L$  augmentent avec la longueur du profil. Oh et Kay (1998) ont montré par des simulations que les mesures de la longueur de corrélation sont peu fiables en utilisant des profilomètres conventionnels de 1 ou 2 m de long (erreur supérieure à 50%), alors que la précision associée au rms est de l'ordre de 15%. En conséquence, des études ont été orientées vers l'identification de nouveaux descripteurs de la rugosité. Le CETP (Centre d'Etude des Environnements Terrestre et Planétaire) a introduit de nouvelles approches basées sur l'analyse fractale de la surface qui améliore la simulation du signal radar (Zribi et al., 2000) avec l'intégration d'un nouveau paramètre de rugosité qui est la dimension fractale.

Avant de pouvoir inverser directement le signal radar en terme de rugosité et d'humidité, il est indispensable de disposer d'un modèle de rétrodiffusion capable de reproduire le signal radar réel quelle que soit la rugosité de surface et l'humidité du sol ou de disposer d'une grande base de données réelles reliant le coefficient de rétrodiffusion d'une part aux différents paramètres du sol (rugosité, humidité,...), et d'autre part aux paramètres instrumentaux du capteur radar (incidence, fréquence, polarisation). Cependant, réaliser une base de données représentative de toutes les conditions physiques possibles de la surface du sol aux différentes configurations radar nécessiterait un investissement en moyens humains et financiers très importants.



Des modèles de rétrodiffusion ont été développés ces dernières décennies. On peut les classer suivant deux catégories :

La première concerne des modèles physiques. La modélisation a pour but de restituer aussi fidèlement que possible un coefficient de rétrodiffusion semblable à celui acquis par un capteur radar. Les plus connus parmi ces modèles sont le modèle des petites perturbations (SPM, Small Perturbation Model) développé par Rice et al., (1951) et l'approximation de Kirchhoff développée par Beckman et Sancer (1963, 1969). Le modèle des petites perturbations n'est utilisable que sur des surfaces très lisses. Les modèles de Kirchhoff ne sont adaptés que sur des surfaces très rugueuses et isotropes. En 1992, Fung et al., ont présenté le modèle IEM (Integral Equation Model) valable pour une gamme de rugosité étendue (du lisse au rugueuse) et capable d'intégrer les effets directionnels de la surface (structure des sillons). Mais les derniers travaux ont montré qu'en plus de sa limitation aux sols les moins rugueux, ce modèle a encore un domaine de validité très restreint (Rakotoarivony, 1995).

La deuxième catégorie concerne les modèles empiriques. Parmi ces modèles, on cite le modèle de Oh (Oh et al., 1992) et de Dubois (Dubois et al., 1995) qui sont développés à partir de nombreuses mesures acquises in situ. Ces modèles sont des relations simplifiées et inversibles établies à partir de modèles beaucoup plus complexes. Ils sont moins sophistiqués mais avec des domaines de validité plus large que les modèles physiques.

Le modèle de rétrodiffusion que nous souhaitons tester et calibrer empiriquement est le modèle IEM. Ce modèle est le plus utilisé puisque son domaine de validité recouvre les rugosités des surfaces agricoles. Dans ce modèle, l'état du sol est pris en compte par le biais de paramètres d'entrée tels que l'humidité (mv), l'écart type des hauteurs (rms), la forme de la fonction d'autocorrélation et la longueur de corrélation (L). Différentes études ont montré une inadéquation entre les simulations faites à partir du modèle IEM et de nombreuses données expérimentales (ERS, RADARSAT, ERASME, SIR-C/X, ASAR, ALOS, Terra SAR). La divergence entre le modèle IEM et les données satellitaires pourrait être directement liée à la forme de la fonction d'autocorrélation ou à la précision des mesures de la longueur de corrélation considérant que les autres paramètres d'entrées du modèle IEM (écart type des hauteurs, humidité du sol et angle d'incidence) sont relativement précis.

Une étude a été entreprise au BRGM pour comprendre le comportement du modèle IEM et pour proposer une calibration empirique robuste permettant la bonne adéquation entre données simulées par le modèle et données fournies par le radar (Baghdadi et al., 2001b). Parmi les paramètres d'entrée du modèle IEM, la hauteur quadratique moyenne de la surface du sol et l'humidité sont supposées être mesurées avec une bonne précision et seule la longueur de corrélation est considérée comme biaisée, voire méconnue. La fonction d'autocorrélation utilisée est de type exponentiel. L'approche consiste à proposer un ajustement de la longueur de corrélation. Ainsi, en inversant le modèle IEM, on estime la longueur de corrélation optimale ( $L_{opt}$ ) pour que les simulations du modèle soient en bon accord avec les mesures radar. Le paramètre  $L_{opt}$  intègre la vraie valeur de la longueur de corrélation ainsi que les imperfections du modèle IEM. Deux bases de données correspondant à des campagnes terrains sur deux sites distincts (Pays de Caux et Alpilles) ont été utilisées. Lors de ces campagnes de terrain, des images

radar ont été acquises à plusieurs angles d'incidences ( $23^\circ$ ,  $39^\circ$  et  $47^\circ$ ). Les premiers résultats de cette étude montrent que la longueur de corrélation optimale est dépendante de la rugosité et de l'angle d'incidence ce qui nous permet de conclure d'une façon préliminaire que le modèle IEM ne décrit pas proprement la dépendance angulaire. En effet, la dépendance entre la longueur de corrélation et l'angle d'incidence vient corriger cette faiblesse du modèle. Des expressions exponentielles ont été produites pour la longueur de corrélation ( $L_{opt}$ ) en fonction du rms, de l'angle d'incidence ( $\theta$ ) et de la polarisation (pp). Cette étude a permis de mettre en évidence que le comportement physique qui relie le coefficient de rétrodiffusion avec la rugosité de surface n'était pas toujours correct avec les expressions exponentielles considérées surtout pour les faibles angles d'incidences.

Dans ce contexte, nous souhaitons approfondir cette démarche semi-empirique en analysant l'influence de la forme de la fonction d'autocorrélation et en considérant en plus de la fonction d'autocorrélation exponentielle une fonction d'autocorrélation fractale (Zribi et al., 2000) ainsi qu'une autre gaussienne. Cette étude est réalisée sur plusieurs bases de données correspondant à des campagnes terrains sur plusieurs sites distincts (en France : Orgeval, Alpilles et Pays de Caux ; au Québec : Brochet et Châteauguay; 1994, 1995, 1996, 1997, 1998, 1999). L'influence de la fréquence de radar sur le comportement du modèle IEM est aussi étudiée grâce aux données disponibles avec différentes fréquences de bandes (L, C, X). Cette étude s'inscrit dans un projet de recherche et dont l'un des objectifs est le développement d'approches d'inversion des données radar pour estimer la rugosité et l'humidité surfacique.

Dans ce rapport, après l'introduction des notions de base des radars à ouverture synthétique (ROS), les propriétés physiques de l'interaction onde-surface seront détaillées. Les bases de données ainsi que le modèle IEM seront également décrits. En premier temps, le modèle IEM est testé en comparant le coefficient issu des données radar à celui fourni par le modèle. Ensuite, une calibration empirique du modèle IEM est introduite dans le but de corriger les erreurs du modèle. Ceci s'avère extrêmement important dans une perspective d'inversion du signal radar pour l'extraction des paramètres de la surface du sol : rugosité et humidité.

## 2. Structure d'accueil

J'ai effectué mon stage à la Maison de la Télédétection en Languedoc-Roussillon au sein d'une unité de recherche pour le compte du Cemagref<sup>1</sup>.

### 2.1 La Maison de la Télédétection

Ce bâtiment a été créé en 1994 avec l'aide de l'Union Européenne sur une volonté de l'État et de la Région de regrouper géographiquement des équipes de recherche en géomatique. La Maison de la Télédétection abrite aujourd'hui plusieurs équipes issues de quatre organismes de recherche : le Cemagref<sup>1</sup>, l'ENGREF<sup>2</sup>, le CIRAD<sup>3</sup> et l'IRD<sup>4</sup>. Cela constitue une cinquantaine de personnes permanentes et une vingtaine de personnes en séjour de moyenne ou longue durée.



La Maison de la Télédétection a un double objectif :

1. Développer des méthodes et des outils utilisant des informations géographiques afin d'apporter un meilleur appui aux politiques publiques et aux grandes conventions internationales.
2. Devenir un pôle d'excellence de recherche appliquée en télédétection et systèmes d'informations géographiques de dimension européenne et internationale, et attirer ainsi de nouvelles compétences dans ce domaine.

---

<sup>1</sup> Institut de recherche pour l'ingénierie de l'agriculture et de l'environnement

<sup>2</sup> École Nationale du Génie Rural des Eaux et des Forêts

<sup>3</sup> Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement

<sup>4</sup> Institut de Recherche pour le Développement

## 2.2 L'UMR TETIS



Mon stage donc s'est déroulé à la Maison de la Télédétection au sein d'une unité mixte de recherche (UMR) : l'UMR TETIS<sup>5</sup>. Cette unité rassemble 60 agents permanents issus de différentes équipes du Cemagref, de l'ENGREF, et du CIRAD, ainsi qu'une vingtaine de doctorants et une dizaine d'agents sous contrats.

Les recherches de l'UMR TETIS s'organisent autour de quatre axes :

- *Structures spatiales et dynamiques des systèmes agro-environnementaux et territoriaux dont l'objectif est de développer des méthodes d'analyse et de modélisation afin d'étudier spatialement et temporellement des systèmes agricoles, environnementaux et territoriaux.*
- *Télédétection, Acquisition et traitement de données spatialisées sur les systèmes agro-environnementaux et les territoires dont l'objectif est de développer les méthodes d'acquisition de données par télédétection satellitaire ainsi que par des capteurs embarqués, et d'élaborer des méthodes de construction d'informations agronomiques à partir de ces données.*
- *Ingénierie des Systèmes d'Information dont l'objectif est concevoir et développer des systèmes d'information pour des acteurs sur des problématiques de gestion environnementale et territoriale.*
- *Accompagnement du Développement territorial et place des Systèmes d'Information dont l'objectif est de développer des concepts et des méthodes d'utilisation de données afin de diagnostiquer le développement territorial ou la gestion environnementale, et analyser l'impact de ces méthodes sur les acteurs et leurs modes de gestion.*

## 2.2 Le Cemagref



Mon stage a été financé par le Cemagref. C'est un établissement public à caractère scientifique et technologique, sous la double tutelle des ministères en charges de la Recherche et de l'Agriculture dont le budget 2007 est de 88,9 M€.

---

<sup>5</sup> Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale

Ses compétences se situent dans la gestion des eaux et des territoires dont les 28 équipes de recherche se répartissent en 5 départements scientifiques :

- Ressources en eau, usages et risques ;
- Milieux aquatiques, qualité et rejets ;
- Gestion des territoires ;
- Écotecnologies et agro systèmes ;
- Méthodes pour la recherche sur les systèmes environnementaux (Direction scientifique).

Les objectifs de chaque département sont les mêmes, à savoir de produire des connaissances nouvelles et des innovations techniques à destination des gestionnaires, des décideurs et des entreprises pour apporter une expertise en gestion des ressources, en aménagement et en utilisation de l'espace (Fig1). Les 1 350 employés sont répartis sur 9 sites (Fig2) et une antenne en Martinique, chaque site pouvant travailler dans plusieurs départements scientifiques.



*Fig1 - Les missions du Cemagref.*

Plus particulièrement, le site de Montpellier compte 100 personnes permanentes dont 60 ingénieurs et chercheurs, ainsi qu'une vingtaine de doctorants et une cinquantaine de stagiaires chaque année.

Ses activités se décomposent selon 5 unités de recherche, dans les départements :

- Ressources en eau, usages et risques ;
- Milieux aquatiques, qualité et rejets ;
- Écotecnologies et agro systèmes ;
- Méthodes pour la recherche sur les systèmes environnementaux.

Dans ces axes d'action, le Cemagref de Montpellier apporte ses compétences aux entreprises, aux bureaux d'études et d'ingénierie, ainsi qu'aux administrations et aux collectivités territoriales. Son objectif est de les aider à répondre aux problématiques de la zone méditerranéenne, à savoir la gestion de l'eau, la gestion agricole et forestière, et la protection des territoires fragilisés par la pression humaine.



**Fig2 - Les différents sites du Cemagref.**

Source : <http://www.cemagref.fr>

### 3. Principes de la technologie radar

#### 3.1. LES CAPTEURS ROS

##### 3.1.1. Introduction

Le premier instrument spatial, construit par la NASA, a vu le jour en 1962. Il s'agissait d'une version expérimentale visant à équiper un module lunaire. En 1978, est lancé *Seasat* premier satellite équipé d'un radar à ouverture synthétique (ROS en français, SAR en anglais « Synthetic Aperture Radar ») civil à vocation océanographique. Il est à noter que les images obtenues pendant seulement cent jours (avant une panne généralisée) ont trouvé de nombreuses applications outre l'océanographie, en géologie et en cartographie. Ce succès important a décidé la NASA à poursuivre le développement de ces instruments avec la série d'instruments connue sous le nom de SIR (Shuttle Imaging Radar), dont le premier SIR-A vole sur la navette Columbia en 1981, suivi en 1984 par SIR-B. L'Europe a lancé son premier système radar ERS-1 (European Remote-Sensing Satellite) en 1991 suivi d'ERS-2 en 1995. Ces systèmes ont fourni des images durant presque dix ans. Le capteur japonais JERS-1 a été lancé en février 1992. Plusieurs radars imageur spatial sont opérationnels aujourd'hui.

Le tableau 1 ci dessous résume les caractéristiques comparées des principaux systèmes radar satellitaires précédemment cités.

Capteur	Date	Fréquence GHz (bande)	Polarisation	Incidence (degrés)	Résolution (m)
SEASAT	1978	1.275 (L)	HH	9-15	25×25
SIR-A	1981	1.178 (L)	HH	50	40×40
SIR-B	1984	1.275 (L)	HH	15-65	20-30×16-58
ERS -1	1991	5.25 (C)	VV	20-26	25×25
JERS -1	1992	1.275 (L)	HH	35	18×18
SIR-C	1994	1.27 (L) 5.17 (C)	HH, VV, HV, VH	23	100×100
X-SAR	1994	9.67 (X)	VV	15-60	30×30
RADARSAT	1995	5.6 (C)	HH	20-50	10-100×10-100
ERS-2	1995	5.25 (C)	VV	20-26	25×25
ENVISAT	2002	5.3 (C)	HH, VV, HV	20-50	30×30
ASAR	2002	5.3 (C)	VV, HH, HV, VH	15-45	30-1000×30-1000
ALOS	2005	1.27 (L)	VV, HH, HV, VH	8-60	7-100×7-100
Terra SAR-x	2007	9.6 (X)	VV, HH, HV, VH	15-60	1-16×1-16

*Tabl. 1 - Les différents capteurs ROS*

### 3.1.2. Géométrie et fonctionnement

Un ROS se compose d'une antenne assurant l'émission et la réception des signaux hyperfréquence, d'un système permettant le stockage des signaux reçus et d'un processeur traitant les données stockées pour former l'image. Le coût des calculs effectués par le processeur étant élevé, ces traitements sont effectués au sol. La géométrie de prise de vue radar est illustrée sur la figure 1. On nomme axe d'azimut l'axe parallèle au vecteur vitesse du porteur et dirigé dans le même sens et axe en portée, l'axe perpendiculaire au vecteur vitesse du porteur et tangent à la surface terrestre. Ces deux axes définissent les deux dimensions de l'image radar.

Les satellites équipés de ROS sont placés sur une orbite polaire héliosynchrone à environ 800 km d'altitude. Une orbite héliosynchrone permet au satellite d'être en quasi-permanence éclairé par le soleil, et donc de fonctionner grâce à l'énergie solaire sans besoin de batterie embarquée. En règle générale, au cours de l'acquisition, l'antenne se déplace parallèlement à la zone à imager, la visée est alors qualifiée de latérale. Lorsque l'angle de dépointage est non nul, on dit du radar qu'il fonctionne en mode oblique.

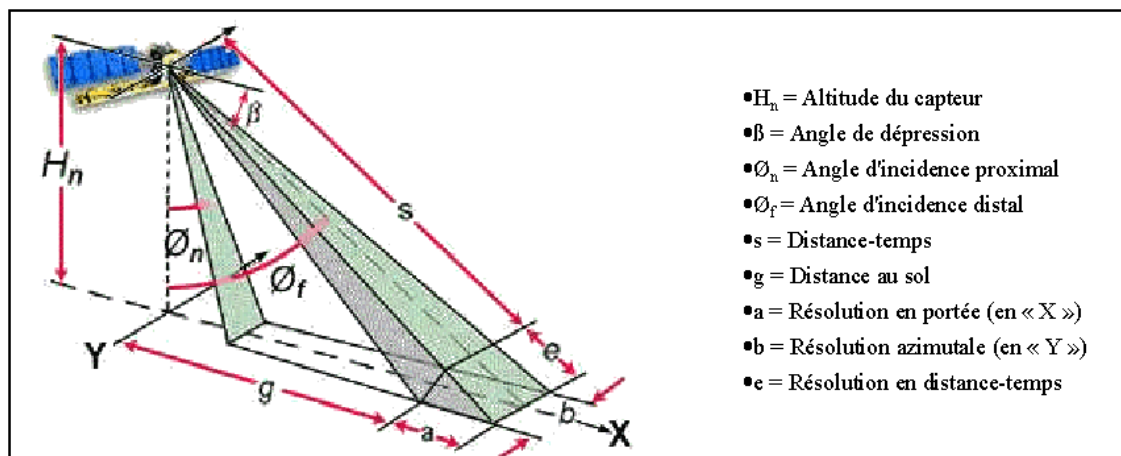


Fig. 1 - Principe de visée d'un capteur radar spatial.

La configuration d'un ROS est similaire à celle des radars actifs classiques. L'impulsion émise se réfléchit sur la surface et son écho est recueilli par la même antenne. Une ligne de l'image est ainsi générée, les différents réflecteurs étant localisés en fonction de leur éloignement (soit du temps de propagation aller-retour). Pendant le vol, une impulsion est émise à chaque position de l'antenne et l'ensemble des échos constitue l'image radar (Polidori, 1997).

Une haute résolution en portée (perpendiculairement à la trajectoire, fig. 1) nécessite une durée d'impulsion très brève. Par contre cela impose une très grande puissance d'émission pour que l'énergie reçue soit suffisante et rende le signal exploitable. Afin de s'affranchir de cette contrainte technologique, le signal est modulé en fréquence. De cette façon, deux points « éclairés » simultanément par la même impulsion le sont avec deux fréquences différentes ce qui permet de les discriminer. Une puissance assez peu



élevée et une durée d'impulsion relativement longue peuvent alors être utilisées. Ce procédé est appelé compression d'impulsion.

La résolution azimutale dépend directement de la longueur de l'antenne : plus l'antenne est longue, plus la résolution est élevée. Pour des raisons technologiques, la taille de l'antenne se trouve limitée. Le principe de la synthèse d'ouverture permet de simuler (ou synthétiser) une antenne très longue. Ce procédé utilise l'effet Doppler et est similaire à la compression d'onde. L'effet Doppler produit une variation de la fréquence du signal réfléchi par un point donné au cours de sa traversée du faisceau. Au début de son éclairage, le point se trouve en avant du radar et renvoie une fréquence supérieure à celle du signal incident. La différence entre les deux fréquences diminue au cours de la traversée du faisceau, s'annule lorsque le point se situe sur la direction de visée, puis devient négative et diminue jusqu'à ce que le point ne soit plus éclairé. Ainsi, deux points éclairés en même temps renvoient deux fréquences distinctes ce qui permet de les distinguer dans la direction azimutale.

### 3.1.3. Caractéristiques des images radar

Les images radar présentent certaines particularités dues au principe même du radar. Le déplacement du relief et le chatoiement sont deux phénomènes caractéristiques des images radar.

#### 3.1.3.1. Déplacement du relief

Sur une image radar, le positionnement de chaque point repose sur le temps du trajet capteur-surface-capteur. Plus cette durée est courte, plus le point considéré est "vu" comme étant proche du capteur et donc plus il est représenté près de la verticale du capteur. Ce principe pose un problème concernant la représentation du relief et crée des distorsions que l'on peut classer comme suit (fig. 2) :

- Des zones de *recouvrement* qui résultent d'un déplacement des points imagés vers les portes radar correspondant aux plus courtes distances porteur – cible. Il survient pour les parties de la surface imagée dont l'altitude est supérieure à la hauteur moyenne du relief. Pour les reliefs comportant de fortes pentes, il existe des parties de la surface de taille plusieurs fois égale à la résolution qui se projettent dans une même porte radar. Dans ce cas les zones de *compression* se manifestent sous la forme de zones claires étendues suivant l'axe d'azimut.
- Des zones d'*inversion* apparaissant pour les pentes du terrain supérieures à l'angle de visée du radar.
- Les zones d'*ombre* sont visibles pour des pentes opposées à la visée du radar.

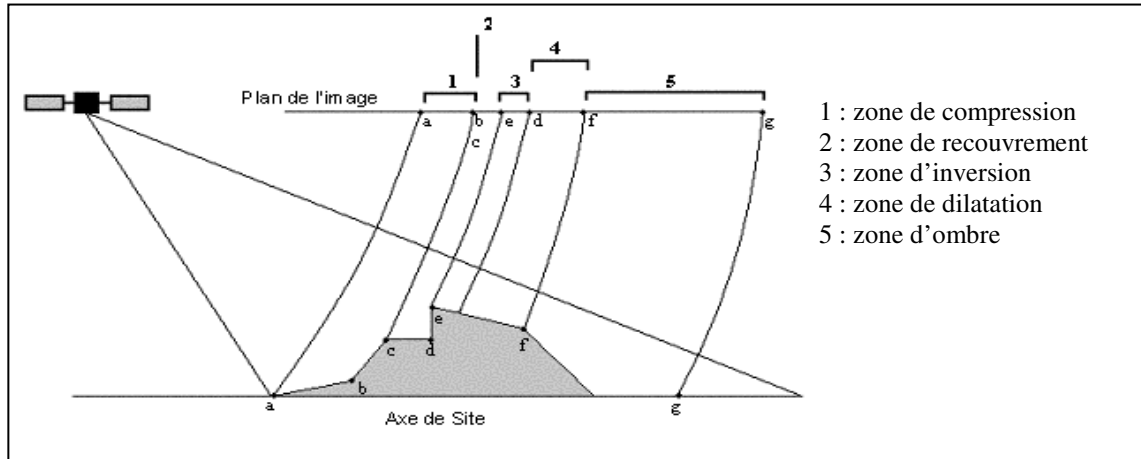


Fig. 2 – Déformations dues à la projection ROS.

### 3.1.3.2. Chatolement (Speckle)

Le chatolement résulte des interférences entre les échos de points voisins. En effet, les ondes radar utilisées pour l'imagerie radar sont cohérentes entre elles ce qui provoque des interférences constructives et destructives aléatoires lorsque des ondes différentes se rencontrent. Ce phénomène se manifeste sur l'image radar sous la forme de points clairs et foncés distribués de façon aléatoire (fig. 3).

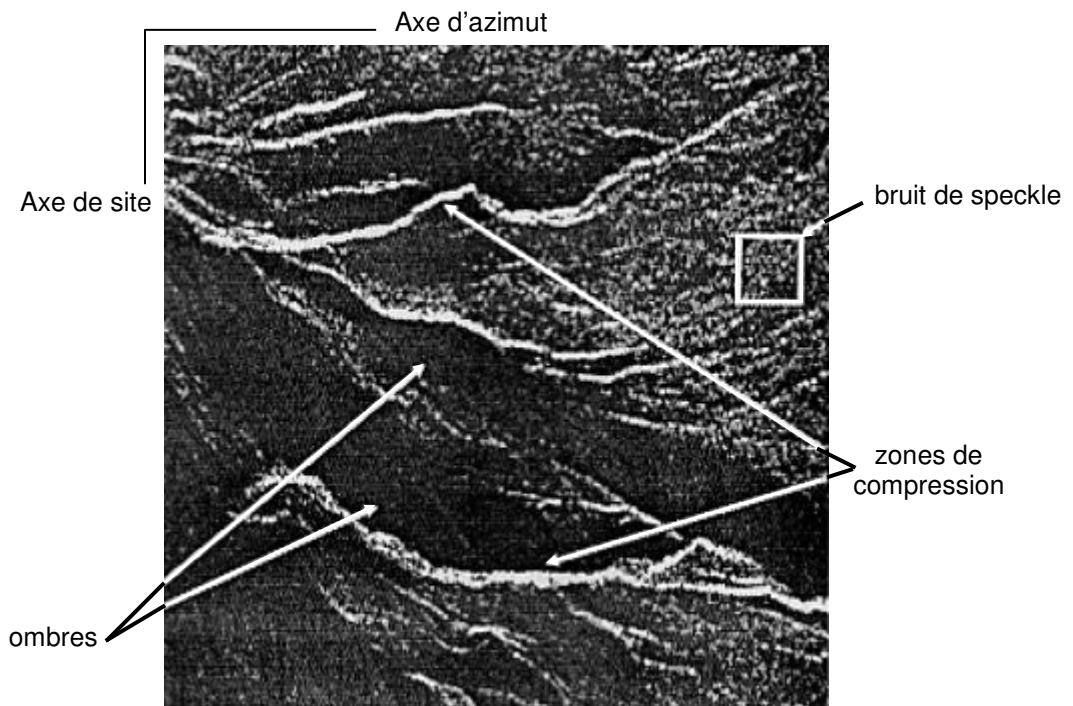


Fig. 3 – Exemple d'une image radar comportant des zones de compression, d'ombres et un fort chatolement.

### 3.1.4. Equation radar - Coefficient de rétrodiffusion

En hyperfréquence active, la grandeur couramment utilisée est le coefficient de rétrodiffusion, ou section efficace radar normalisé notée  $\sigma_0$ . Un radar mesure la puissance de l'onde rétrodiffusée. Sur une cible ponctuelle, la puissance de l'onde rétrodiffusée reçue par le récepteur est donnée par :

$$P^r = P^e \frac{\lambda^2}{(4\pi)R^4} G^e G^r \sigma \quad (1)$$

Avec :

$P^e, P^r$  : puissance émise et reçue.

$G^e, G^r$  : gain de l'antenne d'émission et de réception.

$\lambda$  : longueur d'onde du radar.

$R$  : distance entre le radar et la cible.

$\sigma$  : section efficace du radar.

Cette relation est valable sur une cible ponctuelle et on peut la généraliser pour une cible étendue :

$$dP^r = P^e \frac{\lambda^2}{(4\pi)R^4} G^e G^r d\sigma \quad (2)$$

Si la cible étendue est homogène, on peut introduire une section radar par unité de surface ou coefficient de rétrodiffusion radar noté  $\sigma_0$ , avec :

$$P^r = \sigma_0 \iint P^e \frac{\lambda^2}{(4\pi)R^4} G^e G^r dS \quad (3)$$

Le coefficient de rétrodiffusion peut aussi être exprimé en fonction des champs électromagnétiques. On note  $\vec{E}_s$  le champ électrique diffusé par la surface dans la direction d'observation. Le coefficient de rétrodiffusion dans une direction est le rapport entre la puissance totale diffusée dans toutes les directions par un champ isotrope égal à  $\vec{E}_s$  et la puissance incidente totale sur l'aire illuminée, ce qui s'exprime par la relation :

$$\sigma_0 = \frac{4\pi r^2 \langle |E_s|^2 \rangle}{A |E_0|^2} \quad (4)$$

Avec :

$A$  : aire de la surface illuminée.

$E_0$  : amplitude du champ incident

$r$  : distance entre le point d'observation et le centre de la surface observée.

$\langle \rangle$  : opérateur de moyenne.

Le coefficient de rétrodiffusion dépend des polarisations de l'antenne d'émission et de réception. Lorsque l'onde incidente est polarisée suivant la direction  $\vec{p}$  et qu'on observe la direction  $\vec{q}$ , alors, le coefficient de rétrodiffusion s'écrit :

$$\sigma_0^{pq} = \frac{4 \pi r^2 \langle |\vec{E}_s^p \cdot \vec{q}|^2 \rangle}{A |E_0|^2} = \frac{4 \pi \langle |E_s^{pq}|^2 \rangle}{A |E_0|^2} \quad (5)$$

La modélisation électromagnétique a pour objectif de calculer le terme de puissance  $\langle |E_s^{pq}|^2 \rangle$  du champ diffusé.

## 3.2. Interaction entre le signal radar et le milieu

Le signal radar dépend des paramètres instrumentaux (longueur d'onde, polarisation et angle d'incidence) et des paramètres physiques de la surface : rugosité et l'humidité.

### 3.2.1. Longueur d'onde et polarisation

Le système radar exploite le domaine des hyperfréquences (fig. 4). L'ordre de grandeur des longueurs d'ondes correspondantes (de 1 mm à 1 m) rend l'atmosphère « transparente » pour le signal radar qui est donc opérationnel quelles que soient les conditions climatiques, contrairement aux systèmes optiques qui y sont très sensibles.

La polarisation joue aussi un rôle important dans l'utilisation des hyperfréquences car elle représente l'orientation du champ magnétique. Cette orientation peut être soit verticale (V) soit horizontale (H). Lorsqu'on désigne la configuration d'un capteur radar, deux lettres sont mentionnées. La première donne l'orientation des ondes émises et la seconde, celle des ondes qui sont enregistrées par le capteur. Les signaux acquis en polarisation VV et HH sont souvent corrélés et de ce fait, n'apportent pas d'informations complémentaires. Les modes VH et HV sont à priori décorrélés de VV ou HH, mais existent rarement sur les capteurs spatiaux.

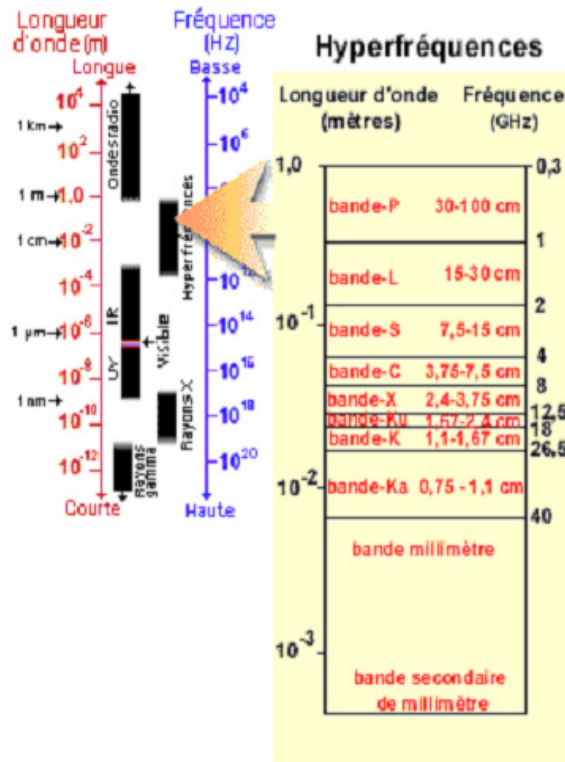


Fig. 4 - Domaine des hyperfréquences.

### 3.2.2. Angle d'incidence

Le capteur radar possède une visée oblique. L'angle entre la direction de visée et la verticale est appelé l'angle d'incidence  $\theta$  (fig. 5). C'est un paramètre primordial qui a une forte influence sur le signal radar puisqu'il conditionne la façon dont le signal est réfléchi.

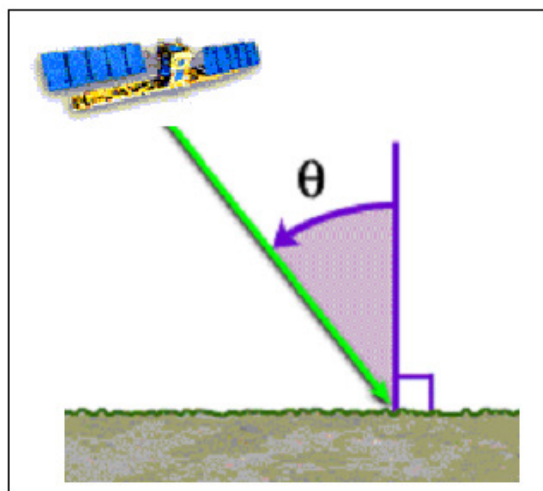


Fig. 5 - Définition de l'angle d'incidence  $\theta$ .

### 3.2.3. Rugosité de surface

La rugosité d'une surface est toujours définie par rapport à une échelle de référence spatiale lorsque l'on s'intéresse à l'interaction entre un sol rugueux et une onde électromagnétique. La référence spatiale naturellement introduite est la longueur d'onde. De même, cette rugosité est aussi liée à l'angle d'observation de la surface. Le critère de Rayleigh qui est la description physique de ce principe définit qu'une rugosité est susceptible de modifier un signal radar, si la hauteur quadratique moyenne de ses aspérités (rms) est supérieure à un seuil dépendant de la longueur d'onde et de l'incidence  $\theta$  de ce signal :

$$rms \geq \frac{\lambda}{8 \cos \theta} \quad (6)$$

Plus la rugosité d'une surface est forte, plus l'intensité du signal radar est importante et plus la surface apparaît claire sur l'image radar (Oh *et al.*, 1992 ; Fung, 1994) (fig. 6). Il faut préciser que plus l'angle d'incidence est important, mieux la rugosité est perçue par le capteur radar (Baghdadi *et al.*, 2002c). En général, le signal n'est sensible à la rugosité de surface du sol que si la surface considérée est nue, c'est-à-dire dépourvue de végétation couvrante (en bande C, la pénétration du signal radar est très faible).

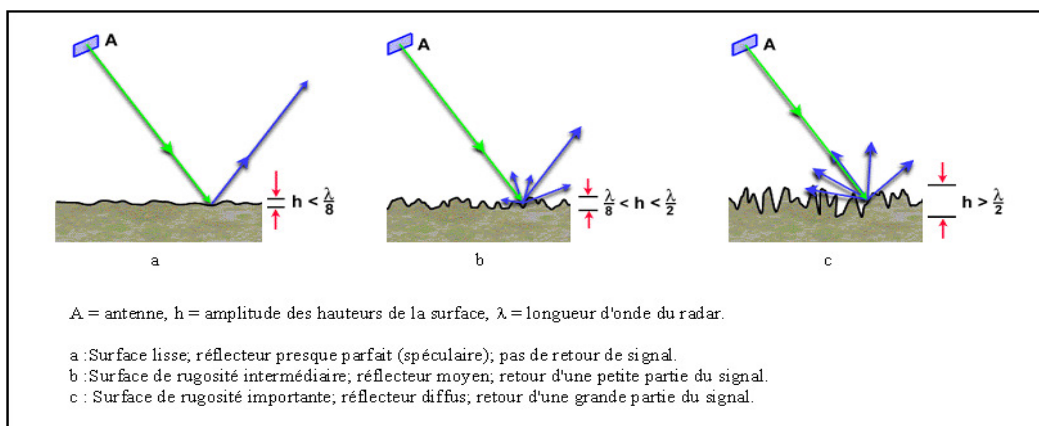


Fig. 6 - Effet de la rugosité sur le signal radar.

### 3.2.4. Constante diélectrique / humidité

D'une manière générale l'interaction des ondes électromagnétiques avec les milieux naturels relève à la fois d'interactions de surface et de volume. On démontre que pour les micro-ondes c'est l'humidité des sols qui modifie le plus les propriétés diélectriques. D'après des études antérieures, l'intensité du signal radar augmente avec la teneur en humidité du sol. Selon Le Toan *et al.*, (1994), une augmentation de l'humidité de surface de 5% produit une augmentation du coefficient de rétrodiffusion de 1 dB (pour des capteurs en bande C et des angles d'incidence faibles  $\leq 20^\circ$ ).

### 3.2.5. Direction des rangs d'une parcelle

Notre étude concerne seulement des surface agricoles nues. C'est pour cette raison qu'il est important de savoir que pour une parcelle labourée, l'amplitude du signal est très différente selon que la visée du radar est parallèle ou perpendiculaire à la direction des rangs. En effet, si on considère une parcelle labourée, la rugosité est maximale dans la direction perpendiculaire aux rangs et minimale dans la direction parallèle. Par conséquent, l'amplitude du signal radar est maximale pour la parcelle lorsque la visée du radar est perpendiculaire à la direction des sillons, et minimale dans la direction parallèle. C'est pourquoi l'angle existant entre la direction du rang et la visée du radar a été pris en compte dans l'étude. Cet angle est appelé angle relatif  $\phi$ , il est compris entre  $0^\circ$  (visée parallèle aux rangs) et  $90^\circ$  (visée perpendiculaire aux rangs) (fig. 7).

La trajectoire de vol du satellite est calculée à partir des paramètres de vol fournis avec l'image. La direction de visée du radar est dirigée sur la droite perpendiculairement à la direction de vol. L'azimut de la visée se déduit donc facilement des mêmes paramètres. Pour ce qui est de l'azimut de la direction des rangs, il est mesuré sur le terrain avec une boussole. L'angle relatif  $\phi$  est ensuite calculé à partir de la direction de visée du capteur et de celle de la direction des rangs.

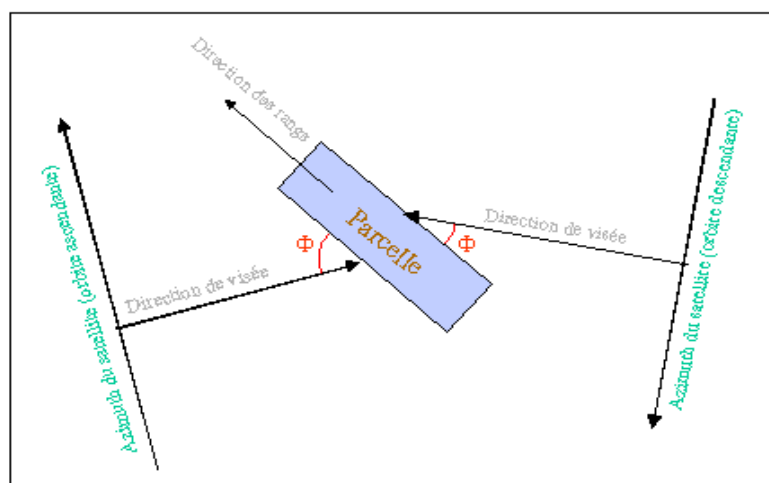


Fig. 7 - Définition de l'angle relatif  $\phi$ .

## 3.3. PRETRAITEMENTS DES IMAGES RADAR

L'exploitation des images radar n'est possible qu'une fois effectués divers traitements. Cette phase consiste à rendre utilisable l'information contenue dans une image donnée, à corriger les défauts géométriques comme le problème du relief, et éventuellement à nettoyer au mieux l'image de son chatoiement.

### 3.3.1. La calibration

Chaque pixel d'une image radar brute porte une valeur représentant l'intensité du signal rétrodiffusé. Cependant, la valeur de cette intensité est relative et dépend de certains

paramètres d'acquisition qui peuvent varier d'une image à l'autre. Afin de pouvoir effectuer des analyses multi-temporelles et comparer différents sites, il est nécessaire de normaliser l'intensité du signal et de rendre ainsi comparables entre elles les différentes images radar. Cette normalisation est assurée par la calibration. Ce processus permet de calculer à partir du signal rétrodiffusé une grandeur sans dimension appelée le coefficient de rétrodiffusion ou  $\sigma^\circ$  (Baghdadi *et al.*, 1999). Ce paramètre dépend des paramètres physiques naturels de la surface tels que la rugosité ou l'humidité, mais également de paramètres propres au capteur comme l'angle d'incidence, la polarisation et la longueur d'onde du signal. Le coefficient de rétrodiffusion s'exprime en décibel (dB). Pour étaler la dynamique du signal (compris entre -30 dB et +10 dB) et afin de diminuer la taille des fichiers, il était indispensable de procéder à un changement d'échelle : un fichier en 32 bits signé est alors transformé en un fichier de 16 bits non signés. Le tableau ci-dessous présente le passage de l'intensité brute du signal à la valeur du pixel à l'écran en passant par le coefficient de rétrodiffusion « linéaire », puis en décibels.

Intensité (valeur brute du pixel)	$\sigma^{\circ}_{\text{linéaire}}$ (sans dimension)	$\sigma^{\circ}_{\text{db}}$ 32 bits signés (en décibel)	$\sigma^{\circ}_{\text{converti}}$ 16 bits non signés
I	$K \times \langle I \rangle$	$10 \log \sigma^{\circ}_{\text{linéaire}}$	$10 \sigma^{\circ}_{\text{db}} + 400$

K : constante de calibration qui dépend des paramètres d'acquisition du capteur.

**Tabl. 2 - Définition des différents formats d'expression du signal radar.**

### 3.3.2. Le géocodage

Il a été vu que les images radar, en raison du principe même de leur mode d'acquisition représentent le relief de façon erronée par rapport à la réalité. Le géocodage a pour but de corriger le déplacement des pixels concernés par les effets du relief sur l'enregistrement radar. Cette correction s'effectue à l'aide d'un MNT (Modèle Numérique de Terrain) et consiste donc à éliminer les déformations géométriques des images radar afin de les rendre conformes à la réalité (Legendre, 1995).

### 3.3.3. Le géoréférencement

Les prises de vue satellitaires ne sont pas géoréférencées, c'est-à-dire qu'elles ne sont pas référencées dans l'espace selon un système de coordonnées. De plus, l'acquisition satellitaire induit de légères déformations. Les informations spatiales doivent être géoréférencées afin de permettre une localisation juste et précise en tout point de l'image. Cela permet également d'exploiter plusieurs images sur une zone particulière avec une cohérence géométrique parfaite entre les différents supports. Le géoréférencement est par conséquent une étape indispensable avant tout traitement d'image. La méthode employée repose sur l'utilisation de points d'amer. Ce sont des points de contrôle visibles sur l'image radar dont les coordonnées exactes sont connues ou bien qui sont également repérables sur une image déjà géoréférencée (radar ou optique).



### **3.3.4. Réduction du chatoiement par filtrage**

Afin d'améliorer la qualité de l'image, il est possible de réduire le chatoiement en utilisant un filtre informatique. Les filtres Médian, Gamma et Lee sont par exemple utilisés dans ce but. Un autre filtre couramment employé et relativement simple est le filtre Moyenne, il consiste à remplacer chaque pixel de l'image par la valeur de la moyenne des pixels qui lui sont adjacents. Il est important de garder à l'esprit que tous les filtres, les plus basiques comme les plus sophistiqués impliquent nécessairement une perte d'information.

### **3.4. SYNTHÈSE**

Les radars (ROS) génèrent des images qui caractérisent les sols nus en terme de rugosité et d'humidité. On dispose de différentes images de différents capteurs satellitaires (ERS, RADARSAT et SIR-C), dans le but d'étudier la modélisation électromagnétique du signal radar.

## 4. Modélisation électromagnétique de rétrodiffusion

### 4.1. INTRODUCTION

De nombreux modèles électromagnétiques (physiques ou empiriques) ont été développés ces dernières décennies. Ils sont basés sur la théorie de la diffusion et sont souvent adaptés à un domaine restreint de rugosité (surface lisse ou rugueuse). Ces modèles permettent de simuler le coefficient de rétrodiffusion d'une surface à partir de ses caractéristiques physiques pour une configuration radar donnée. Ils sont souvent utilisés pour définir la configuration radar optimale pour une application particulière (choix de l'angle d'incidence, de la polarisation, de la fréquence, etc). Avant de présenter les principaux modèles théoriques, nous introduirons la description statistique de la surface du sol.

### 4.2. DESCRIPTION STATISTIQUE DE LA SURFACE DU SOL

La rugosité est un paramètre physique qui caractérise l'état de surface d'un objet. La caractérisation de ce paramètre peut se faire de façon mathématique grâce à un profil de la surface du sol. Un tel profil est réalisé à l'aide d'un rugosimètre (ou profilomètre) à aiguilles (fig. 8) ou à laser. Les altitudes relatives des aiguilles sont enregistrées photographiquement, après quoi elles sont numérisées manuellement avec un numériseur standard.



*Fig. 8 - Cliché perpendiculaire à la direction des rangs, permettant ultérieurement la numérisation des altitudes relatives des aiguilles.*

Un fichier numérique contenant les altitudes relatives et les abscisses correspondantes est ensuite créé à partir de cette digitalisation. Un profil peut être représenté par la fonction  $f(x) = z$ , où  $x$  se situe sur un axe horizontal et  $z$  est la hauteur du profil par rapport à cet axe. Cette fonction, plus communément appelés "profil des hauteurs" est à la fois la description la plus évidente de la rugosité et la fonction de base des études statistiques.

#### 4.2.1. L'écart type des hauteurs "rms"

L'écart-type des hauteurs exprime la variation verticale de la rugosité du sol. Les valeurs de rms dépendent des pratiques agricoles et des effets de la pluie sur le sol. Le paramètre est défini comme suit :

$$rms^2 = \langle (z - \langle z \rangle)^2 \rangle \quad (7)$$

où  $\langle z \rangle$  est la hauteur moyenne définie par :

$$\langle z \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \quad (8)$$

et  $N$  le nombre d'altitudes  $z_i$  disponibles dans un profil des hauteurs.

Le paramètre rms ne suffit pas à caractériser la nature aléatoire de la surface rugueuse. En effet, il ne rend pas compte des relations pouvant exister entre les différents points de la surface.

#### 4.2.2. La longueur de corrélation "L"

Afin de tenir compte de la relation qui peut exister entre les altitudes de deux points de la surface, écarté d'une distance  $u$ , on définit la fonction de corrélation de la surface et on calcule la longueur de corrélation  $L$ .

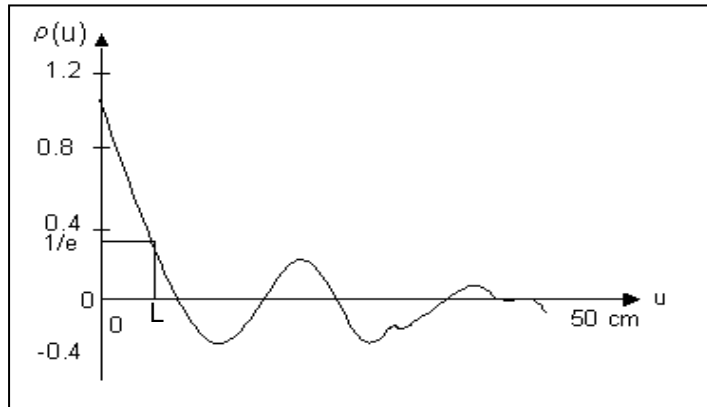
La fonction de corrélation  $\rho(u)$  est définie par l'équation :

$$\rho(u) = \frac{\langle (z(x+u) - \langle z \rangle) \cdot (z(x) - \langle z \rangle) \rangle}{rms^2} \quad (9)$$

où  $z(x)$  est l'altitude mesurée à l'abscisse  $x$ .

Lorsque  $u=0$ , la distance entre les deux points est nulle, la corrélation entre ces deux points confondus est maximale et la fonction de corrélation est unitaire  $\rho(u)=1$ . Lorsque  $u$  augmente les points s'éloignent, ils sont de moins en moins corrélés et la fonction  $\rho(u)$  diminue. Enfin, il existe une distance pour laquelle les points sont considérés comme n'étant plus corrélés : cette distance est appelée la longueur de corrélation ( $L$ ).

La longueur de corrélation  $L$  est une mesure de la largeur de la fonction de corrélation autour de l'origine. On peut la définir comme la distance qui correspond à une fonction de corrélation de  $e^{-1}$  (fig. 9).



**Fig. 9 - Exemple d'une fonction de corrélation.**

Les modèles de rétrodiffusion mis au point en électromagnétique permettent d'accéder à une valeur du coefficient de rétrodiffusion ( $\sigma^0$ ) à partir des caractéristiques du capteur (longueur d'onde, angle d'incidence, polarisation) et de celles de la cible (paramètres statistique de rugosité, constante diélectrique). Les plus connus sont issus de l'approximation de Kirchhoff (GOM, POM) ou des petites perturbation SPM (Rice et al., 1951) et plus récemment d'une solution approchée de l'équation intégrale des champs (Fung, 1992).

Ces modèles sont fondés sur des hypothèses simplificatrices, variables selon la rugosité et qui limitent les possibilités d'application. Des domaines de validité (fig. 10) sont définis à partir de valeurs limites sur les deux paramètres de rugosité rms et  $L$ . La notion de rugosité est intuitivement reliée à la longueur d'onde utilisée, c'est pourquoi ces domaines sont généralement représentés en pondérant les paramètres rms et  $L$  par le nombre d'onde  $k$  ( $k=2\pi/\lambda$ ).

### 4.3. MODELES ELECTROMAGNETIQUES DE RETRODIFFUSION

#### 4.3.1. Modèles électromagnétiques basés sur l'optique physique

Ces modèles sont basés sur l'hypothèse de Kirchhoff. On les utilise sur des surfaces rugueuses ou moyennement rugueuses. L'approximation suppose qu'en chaque point de la surface, l'interaction de l'onde est identique à celle avec un plan infini, localement tangent à la surface. Le calcul du champ diffusé se base sur le 2<sup>ème</sup> théorème de Green.

- **Modèle utilisant la méthode de la phase stationnaire (GOM)**

Ce modèle s'applique à des surfaces très rugueuses. L'approximation utilisée ne tient compte que de la diffusion dans la direction spéculaire. Dans le cas de la rétrodiffusion,

ceci revient à dire que la contribution au champ diffusé est due à un grand nombre de "petite facettes", normales à la direction d'observation. Ceci arrive d'autant plus souvent que la surface est rugueuse.

- **Modèle utilisant l'approximation scalaire (POM)**

Lorsque la surface est moyennement rugueuse, on est dans le domaine où on a une diffusion de l'onde incidente dans la direction spéculaire ainsi que dans les autres directions. Une hypothèse est alors introduite pour résoudre le problème ; celle-ci suppose que les surfaces sont de faible pente avec un écart type des hauteurs petit ou moyen (Beckman, 1963).

#### **4.3.2. Modèle des petites perturbations (SPM)**

Ce modèle est appliqué sur des surfaces lisses, de faible écart type des pentes. De plus, il est préférable que les dimensions horizontales soient faibles devant la longueur d'onde pour que le modèle soit utilisable. Le champ diffusé est représenté comme une superposition d'ondes planes, solutions des équations de Maxwell, compte tenu de la linéarité des équations et des conditions aux limites imposées par la surface.

Ce modèle est souvent utilisé en bande L. Pour cette fréquence une grande partie des surfaces naturelles offrent des valeurs de  $k_{rms}$  et  $k_l$  dans son domaine de validité. Les résultats de différentes études sur la comparaison des valeurs 'prédites' et des valeurs 'mesurées' sont assez bons (Engman et al., 1987). Au contraire en bande C, seules les surfaces de faible écart type des hauteurs et de faible longueur de corrélation peuvent être modélisées. Celles-ci existent toutefois comme par exemple: les surfaces agricoles battues ou désherbées, et les surfaces désertiques.

#### **4.3.3. Modèle IEM (Integral Equation Model)**

##### **4.3.3.1. Présentation du modèle**

Les premiers modèles ont été adaptés à des rugosités restreintes. Le modèle des petites perturbations n'est adapté que pour des surfaces très lisses. Les modèles utilisant la méthode de la phase stationnaire ne sont valables que sur des surfaces très rugueuses. L'approximation scalaire des champs est valable sur des surfaces moyennement rugueuses mais on ne peut l'appliquer que sur des surfaces isotropes et de fonction d'autocorrélation gaussienne. Le modèle IEM (Integral Equation Model), développé par Fung en 1992, est le modèle le mieux adapté puisque son domaine de validité recouvre les gammes de rugosité communes aux surfaces agricole ( $k_{rms} \leq 3$ ) (fig.10). Il peut intégrer des surfaces non isotropes présentant plusieurs échelles spatiales (sillons + rugosité locale).

Dans ce modèle, les caractéristiques physiques du sol sont prises en compte par le biais de paramètres d'entrée tels que l'humidité (mv), l'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et la forme de la fonction d'autocorrélation. Les paramètres du capteur

doivent également être renseignés (angle d'incidence, polarisation, fréquence) ainsi que la composition du sol en sable et en argile.

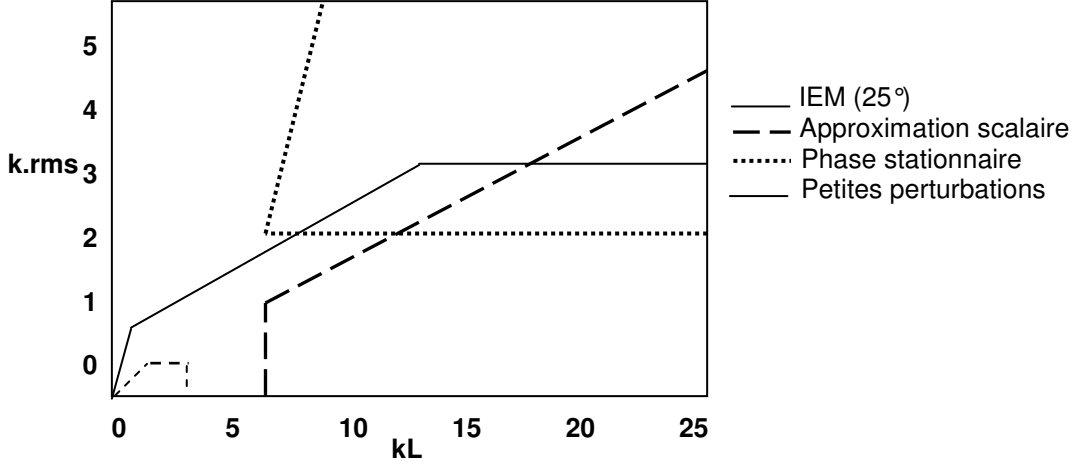


Fig. 10 - Domaine de validité des modèles électromagnétiques

Pour une surface agricole, l'expression du coefficient de rétrodiffusion du modèle IEM est donnée par :

$$\begin{aligned} \sigma_{pp}^{\circ} = & \frac{k^2}{2} |f_{pp}|^2 e^{-4rms^2 k^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4rms^2 k^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0) \\ & + \frac{k^2}{2} \text{Re}(f_{pp}^* F_{pp}) e^{-3rms^2 k^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4rms^2 k^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0) \\ & + \frac{k^2}{8} |F_{pp}|^2 e^{-2rms^2 k^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(rms^2 k^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0) \end{aligned} \quad (10)$$

avec :

$$f_{hh} = \frac{-2R_h}{\cos \theta} \quad (11)$$

$$f_{vv} = \frac{2R_v}{\cos \theta} \quad (12)$$

$$F_{hh} = 2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[ 4R_h - \left( 1 - \frac{1}{\epsilon_r} \right) (1 + R_h)^2 \right] \quad (13)$$

$$F_{vv} = 2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[ \left( 1 - \frac{\epsilon_r \cos^2 \theta}{\mu_r \epsilon_r - \sin^2 \theta} \right) (1 - R_v)^2 + \left( 1 - \frac{1}{\epsilon_r} \right) (1 + R_v)^2 \right] \quad (14)$$

$$R_h = \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_r(1 - \sin^2 \theta)}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_r(1 - \sin^2 \theta)}} : \text{coefficient de Fresnel pour la polarisation horizontale.}$$

$$R_v = \frac{\cos \theta - \sqrt{\frac{1}{\epsilon_r}(1 - \sin^2 \theta)}}{\cos \theta + \sqrt{\frac{1}{\epsilon_r}(1 - \sin^2 \theta)}} : \text{coefficient de Fresnel pour la polarisation verticale.}$$

$$W^n(a, b) = \frac{1}{2\pi} \int \rho^n(x, y) e^{-i(ax+by)} dx dy$$

(15)

$\epsilon_r$  : constante diélectrique.

$\mu_r$  : permittivité.

$\theta$  : angle d'incidence.

$k$  : nombre d'onde.

rms : écart type des hauteurs de la surface.

pp : polarisation de l'onde incidente et de l'onde rétrodiffusée ; h pour horizontale et v pour verticale.

Re : partie réelle d'un nombre complexe.

$f_{pp}^*$  : le conjugué du nombre complexe  $f_{pp}$

$\rho(x,y)$  est la fonction de corrélation de la surface. Elle a une forme exponentielle dans le cas des surfaces de faible rugosité et gaussienne pour des surfaces aux fortes rugosités :

$$\begin{aligned} \rho(x) &= e^{-\left(\frac{x}{1}\right)} && : \text{exponentielle} \\ &= e^{-\left(\frac{x}{1}\right)^2} && : \text{gaussienne} \\ &= e^{-\left(\frac{x}{1}\right)^\alpha} && : \text{fractale} \end{aligned} \tag{16}$$

avec  $\alpha = -1.67 D + 3.67$ . D est la dimension fractale. Elle est de l'ordre de 1.4 pour les parcelles agricoles (Zribi, 1998). Ainsi, le coefficient  $\alpha$  est de l'ordre de 1.33.

Mais ces équations qui définissent le modèle IEM, ne sont valables que dans un domaine de validité restreint défini comme suit :

$$k_{rms} \leq 3$$

$$\cos^2 \theta \frac{(k_{rms})^2}{\sqrt{k c}} e^{-\sqrt{2k(1-\sin\theta)}} < 0.25 \quad (17)$$

#### 4.3.3.2. Paramètres physiques du modèle IEM

Les paramètres de rugosité généralement introduits dans les modèles électromagnétiques de rétrodiffusion sont la fonction d'autocorrélation, l'écart type des hauteurs et la longueur de corrélation. L'introduction de la fonction d'autocorrélation se fait par des fonctions analytiques qui ajustent la fonction expérimentale. Les fonctions habituellement utilisées sont la fonction gaussienne ( $rms^2 \exp(-x^2/l^2)$ ) et la fonction exponentielle ( $rms^2 \exp(-x/l)$ ) (fig. 11).

Plusieurs autres fonctions ont aussi été utilisées dans la description de la surface du sol (Ulaby, 1982, Fung, 1994). Ces fonctions ne permettent pas toujours d'ajuster les fonctions expérimentales qui changent de forme d'un sol à un autre (Shi, 1997). Il est donc difficile dans la plupart des cas de choisir la bonne fonction analytique pour modéliser la réalité de la surface du sol. Ceci est d'autant plus important que plusieurs travaux ont montré une influence très importante de la forme de cette fonction sur le niveau du signal radar simulé (Oh, 1994 ; Zribi, 1998). Ainsi, il est indispensable de trouver des fonctions qui soient les plus proches de la fonction expérimentale afin d'éviter une modélisation très éloignée des données réelles.

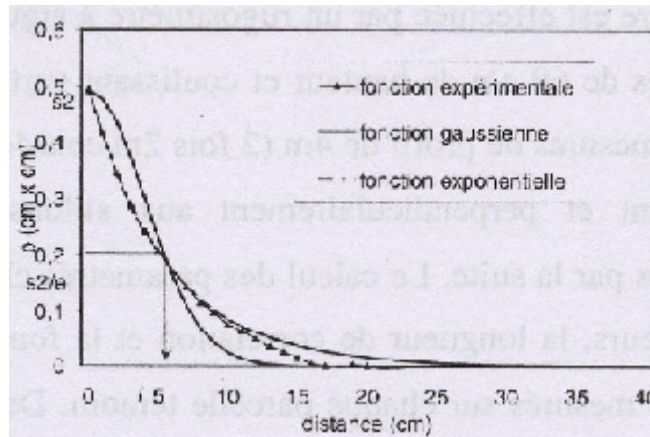
Cette difficulté dans la caractérisation de la rugosité du sol concerne aussi la longueur de corrélation. Ce dernier paramètre, calculé à partir de la fonction d'autocorrélation, est toujours très variable même sur des parcelles de sol homogène (Rakotoarivony, 1995). Ses variations peuvent introduire de larges erreurs au niveau du signal radar modélisé surtout pour certaines formes de fonctions d'autocorrélation (fonction gaussienne).

Ces contraintes au niveau de la description de la rugosité de la surface posent actuellement des problèmes en télédétection hyperfréquence et empêchent de mener à bien le processus d'inversion.

Des études sont menées pour comprendre les causes de variabilité et les réduire, en particulier par une augmentation du nombre de profils ou de leurs longueurs (Oh, 1997). Ces propositions demeurent très dépendantes du choix de la description statistique de la surface. D'autres études ont développé l'application de la notion fractale dans la description statistique de la surface du sol à l'aide de la fonction Weierstrass par exemple (Rouvier, 1996) ou par un modèle fractionnaire brownien dont les paramètres sont liés à la longueur du profil mesuré (Casarano, 1997). Ce problème a été également abordé par des nouvelles méthodes de caractérisation de la géométrie de la surface. Pour caractériser la surface, ces nouvelles méthodes se basent non seulement sur l'écart type et la longueur de corrélation mais aussi sur un nouveau paramètre qui est la dimension



fractale (Zribi, 1998). Ce paramètre a été calculé à partir de la fonction d'autocorrélation empirique qui ajuste le mieux possible la fonction expérimentale de telle sorte qu'elle soit comprise entre la fonction gaussienne et la fonction exponentielle. Elle est de la forme  $\text{rms}^2 \exp(-(x/l)^{-1.67 D+3.67})$ , où  $D=1.4$  est la dimension fractale.



*Fig. 11 - Fonction d'autocorrélation Expérimentale, Exponentielle et Gaussienne*

#### 4.4. SYNTHÈSE

Dans le cadre de cette étude, nous allons utiliser le modèle IEM puisqu'il est valable théoriquement pour une large gamme de rugosité ce qui n'est pas le cas pour les autres modèles. Cependant, les études antérieures ont montré qu'il existe une inadéquation entre le coefficient de rétrodiffusion fourni par le modèle et celui mesuré par le capteur radar (ERS, RADARSAT, SIR-C/X, RENE,...). Si cette inadéquation se confirme, nous envisagerons de corriger son comportement en réalisant une calibration semi-empirique du modèle.

## 5. La base de données

La période d'acquisition des données est particulièrement importante pour l'étude menée ici. Elle a été choisie en hiver. En effet, cette période de l'année correspond aux labours de l'hiver, lorsqu'un maximum de terres agricoles sont à nues et se trouvent ainsi exposées aux précipitations de saison abondantes. Les états de surface présents sur le site sont alors des semis d'hiver, des labours ou des anciens chantiers de récoltes.

### 5.1. SITES D'ETUDE ET DESCRIPTION DES DONNEES

Ce travail s'appuie essentiellement sur six campagnes de mesures expérimentales réalisées en France : Orgeval 94-95, Alpilles 96-97, Pays de Caux 94-98-99 et sur deux campagnes réalisées au Québec : Brochet et Châteauguay 1999.

Les images optiques permettent une cartographie fiable de l'occupation du sol (sols nus, forêt, prairie, etc.) alors que les images radar ont été acquises pour tester les possibilités de description de la surface des sols nus (rugosité et humidité). Simultanément aux passages satellitaires, des campagnes terrains ont eu lieu sur les différents sites pour décrire les sols et leurs propriétés diélectriques et structurales (rugosité, humidité,...).

- Le premier site d'étude est localisé dans le pays de Caux (France, Normandie : longitude 0°50' Ouest, latitude 49°47' Nord). Ce site est exposé à un écoulement excessif dû à la conjonction de sols fragiles et à des pratiques agricoles intensives (Le Bissonnais et al., 1998). Celui-ci a été choisi comme site d'étude dans le cadre du projet européen FLOODGEN (réduction des risques d'inondation par identification satellites des zones à risques) (King, 2001). Sur ce site on dispose d'images radar ERS et RADARSAT en plus d'images optiques SPOT et LANDSAT. Le sol y est composé d'environ 67% de limon, 13% d'argile et 17% de sable. Des campagnes terrains ont été réalisées sur ce site en 1994, 1998 et 1999 ; elles décrivent la rugosité (mesurée à l'aide d'un profilomètre à aiguilles) et l'humidité de parcelles de référence.
- Le second site est localisé dans la vallée du Rhône dans le sud de la France (les Alpilles : longitude 4°45' Est, latitude 43°47' Nord). il a été choisi dans le cadre du projet Européen RESEDA (Chanzy et al., 1998 ; Baret, 2000). Ces deux sites correspondent essentiellement à des champs agricoles sur des plateaux à faible relief avec un sol homogène composé de 54% de limon, 40% d'argile et 6% de sable. Des campagnes terrains ont été réalisées fin 1996 et pendant l'année 1997. La base de données d'images satellites constituées par le BRGM comporte des images ERS et RADARSAT et des images optiques LANDSAT.
- Le troisième est le site d'Orgeval. Il est situé à 70 km à l'Est de Paris. C'est un Bassin Versant de Recherche et d'Expérimentation (BVRE) géré par le Cemagref. Il est suivi depuis 36 ans d'où l'existence d'une base de données in situ exceptionnelle pour un site d'étude. Sa superficie est de 100 km<sup>2</sup>, et il présente un très faible relief. Le sol est composé d'environ 78% limon, 17% d'argile et 5% de sable. Plusieurs campagnes de mesures radar ont été effectuées sur ce bassin en particulier au sein du

projet international SIR-C/X SAR'94 et du projet européen AIMWATER (1998-2000). Les différentes campagnes de mesures ont été accompagnées par des mesures de terrain d'humidité et de rugosité sur plusieurs parcelles test (Zribi et al., 1997 ; Quesney et al., 2000).

- Deux sites d'expérimentation canadiens ont été étudiés. Le premier est localisé dans le bassin de la Rivière Châteauguay, situé au sud de Montréal (73°46' Ouest, 45°19' Nord). Ce bassin fait l'objet de travaux hydrologiques de l'INRS-EAU (Institut National de la recherche Scientifique, Québec) pour les modèles HYDROTEL (ruissellement) et GIBSI (érosion et pollution diffuse). Le second de 650 km<sup>2</sup> de surface est situé dans le bassin de la Rivière aux Brochets, affluent du Lac Champlain, situé à la limite du Québec, du Vermont et de l'état de New York. Ce site fait l'objet d'une étude agro-environnementale intégrée (ruissellement, érosion, pollution diffuse). La composition du sol des deux sites est d'environ 42% de limon, 36% d'argile et 20% de sable. Sur l'ensemble des deux bassins (Châteauguay et Brochet), on dispose d'images RADARSAT (23°, 34°, 42° et 47°).

## 5.2. DONNEES TERRAIN

Lors de ces campagnes de mesures, les parcelles ont été visitées, les dates des visites ont été choisies en fonction du passage des satellites. L'objectif de ces campagnes était d'établir des bases de données contenant le maximum d'informations sur les parcelles témoins. Les paramètres physiques mesurés ont été l'humidité, la rugosité et la direction des rangs.

Le Tableau 3 résume la base de données disponible :

Base de données	Mesures terrain (rugosité, humidité)	Données radar	Configurations radar (fréquence, polarisation, incidence)	Données optiques
Orgeval 94 CETP «O94»	06 parcelles	SIR-C, SAR-X	C-VV-44° ; L-VV-44° C-HH-44°, 45°, 52°, 55°, 57° L-HH-44°, 45°, 52°, 55°, 57° X-VV-45°, 48°, 52°, 55°, 57°	SPOT
Orgeval 95 CETP «O95»	11 parcelles	ERS-2	C-VV-23°	SPOT LANDSAT
Pays de Caux 94 CETP «C94»	08 parcelles	ERASME	C-HH-25° C-VV-25°	—
Pays de Caux 98 BRGM «F98»	45 parcelles	ERS-2 RADARSAT	C-VV-23° C-HH-23°, 39°, 47°	SPOT
Pays de Caux 99 BRGM «F99»	18 parcelles	ERS-2 RADARSAT	C-VV-23° C-HH-23°, 39°, 47°	SPOT
Alpilles 96-97 BRGM «RES»	16 parcelles	ERS-2 RADARSAT	C-VV-23° C-HH-23°, 40°	SPOT
Brochet 99 CARTEL «BRO»	11 parcelles	RADARSAT	C-HH-21°, 45°	SPOT LANDSAT
Châteauguay 99 CARTEL «CHA»	27 parcelles	RADARSAT	C-HH-25°, 35°, 47.5°, 47.7°	SPOT LANDSAT

Tabl. 3 - Description de la base de données.

### 5.2.1. Mesures de rugosité

Les profilomètres utilisés pour les mesures de rugosité sont de 1 à 2 m de long avec un pas d'échantillonnage de 1 à 2 cm (2 cm d'écart entre les aiguilles). Quatre à huit profils de rugosité ont été effectués pour chaque parcelle dans les deux directions parallèle et perpendiculaire à la direction de rangs. À partir de ces mesures, nous avons calculé pour chaque profil l'écart type des hauteurs (rms) ainsi que la longueur de corrélation (L) qui se déduit de la fonction de corrélation. De même, nous avons calculé à partir de la fonction d'autocorrélation moyenne, les deux paramètres de rugosité (rms et L) pour la direction parallèle aux rangs, puis pour la direction perpendiculaire. Ensuite, pour chaque parcelle on calcule le rms moyen et le L moyen sortant des deux directions perpendiculaire et parallèle.

Les calculs de rms et de L ont été réalisés à partir du fichier issu de la numérisation grâce à un programme écrit sous Matlab.

### 5.2.2. Mesures d'humidité

Les mesures d'humidité ont été réalisées à l'aide d'une sonde électromagnétique : le thétaprobe. Cet appareil mesure, grâce à quatre électrodes, la résistivité caractérisant les 5 premiers centimètres du sol. Le thétaprobe convertit lui-même cette grandeur physique en pourcentage d'humidité à partir de la composition du sol en sable et en argiles qui lui a été indiquée préalablement. Des échantillons de sol ont été prélevés sur place puis analysés. Une mesure précise de la quantité d'eau volumique contenue dans

les échantillons a été réalisée en laboratoire. Les résultats de ces mesures ont ainsi permis de calibrer les valeurs mesurées sur le terrain par le théta probe.

### 5.2.3. Direction des rangs

Lorsqu'elle était perceptible, la direction des rangs a été simplement relevée avec une boussole.

## 5.3. DONNEES SATELLITAIRES

Chacune des images acquise est caractérisée par les paramètres suivants : la polarisation, l'angle d'incidence et la fréquence radar.

Nous disposons sur nos sites d'étude d'images ERS, RADARSAT, SIR-C et LANDSAT TM. Les images optiques ont l'avantage de permettre une cartographie fiable de l'occupation du sol (sols nus, forêts, prairies, etc.), alors que les images radar fournissent une description physique de la surface des sols nus (rugosité et humidité). Les caractéristiques des images acquises sur nos sites sont détaillées dans le Tableau 3.

Avant de pouvoir utiliser l'information radiométrique des images radar, il a fallu au préalable procéder à différents prétraitements. Cette étape consiste d'une part à calibrer les images et d'autre part à les géoréférencer. Les sites d'étude se caractérisent par une morphologie particulièrement plane, ce qui rend inutile l'opération de géocodage, relativement lourde par ailleurs.

Une fois, cette étape réalisée, la numérisation des parcelles visitées peut s'effectuer à partir des images traitées. Le croisement entre la couverture des parcelles et l'image radar permet ensuite l'extraction pour chaque parcelle de son coefficient de rétrodiffusion moyen. L'opération d'extraction doit impérativement s'effectuer sur l'image « intensité ». C'est le calcul de la moyenne des valeurs de pixels qui impose cette contrainte. En effet, l'information contenue dans une image en décibel est de type logarithmique alors que pour une image intensité, elle est de type linéaire. Or la moyenne des logarithmes n'est pas égale au logarithme de la moyenne. Par conséquent, le coefficient de rétrodiffusion moyen en format linéaire de chaque parcelle est tout d'abord calculé par l'intermédiaire du logiciel ERDAS-Imagine. Cette valeur sans dimension est ensuite convertie en décibel (dB) selon la formule vue précédemment. De même, l'incidence moyenne de chaque parcelle est obtenue à partir de l'image « incidence ».

## 5.4. SYNTHESE

Au terme de cette opération, la base de données se trouve complétée. Toutes les données disponibles sur chaque parcelle y sont rassemblées : mesures de rugosité et d'humidité, observations faites sur le terrain, angle d'incidence et coefficient de rétrodiffusion pour toutes les configurations. Il est désormais possible d'étudier le comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction des paramètres physiques du sol, et ceci pour les différentes configurations.

## 6. Modélisation du coefficient de rétrodiffusion

Les modèles de rétrodiffusion permettent de simuler le coefficient de rétrodiffusion d'une surface à partir de ses caractéristiques physiques pour une configuration radar donnée. Ces modèles sont souvent utilisés pour définir la configuration radar optimale (angle d'incidence, polarisation, fréquence, etc...) requise pour telle ou telle application. Ainsi, on optimise le choix des images avant de les acquérir.

L'inversion de ces modèles est particulièrement intéressante car les paramètres physiques de la surface peuvent être retrouvés par ce procédé à partir d'images radar et sans besoin de mesures de terrain. En pratique, il s'avère que les modèles ne simulent pas toujours correctement le comportement du signal ce qui rend l'inversion difficile voire impossible. La calibration de ces modèles est souvent nécessaire pour corriger les éventuels défauts.

### 6.1. MODELE IEM

L'expression du coefficient de rétrodiffusion du modèle IEM fait intervenir en plus des paramètres de rugosité (l'écart type des hauteurs et la longueur de corrélation), la densité spectrale de puissance des hauteurs. Cette même expression montre que seul le terme  $W^{(n)}$  peut poser des problèmes d'intégration numérique. La méthode utilisée pour ce calcul est la méthode de Gauss. Cependant, différentes études ont montré qu'il existe une inadéquation entre les simulations faites à partir du modèle IEM et les données expérimentales utilisant différents capteurs radar (ERS, RADARSAT, SIR-C/X,...) (Rakotoarivony, 1995 ; Baghdadi et al., 2002). L'influence de la forme de la fonction d'autocorrélation (exponentielle, gaussienne, fractale) a été également étudié (Altese et al., 1996 ; Zribi, 1998).

Cette inadéquation est encore présentée dans ce rapport, mais comme une introduction au problème.

Tout d'abord, nous avons effectué des simulations de  $\sigma^0$  à partir des différentes bases de données. L'idée était de fournir au modèle IEM les paramètres d'entrée de chaque parcelle pour avoir en sortie le coefficient de rétrodiffusion (fig. 12). Pour étudier l'influence de la forme de la fonction d'autocorrélation, les simulations ont été réalisées en utilisant successivement les trois fonctions d'autocorrélation : exponentielle, fractale et gaussienne (eq. 16). Ensuite, les  $\sigma^0$  simulés à partir d'IEM et les  $\sigma^0$  mesurés à partir des images radar ont été comparés. Des figures représentant les  $\sigma^0$  simulés en fonction de  $\sigma^0$  mesurés ont été réalisées pour toutes les configurations radar et chacune des fonctions d'autocorrélation (fig. 13, 14, 15, 16).

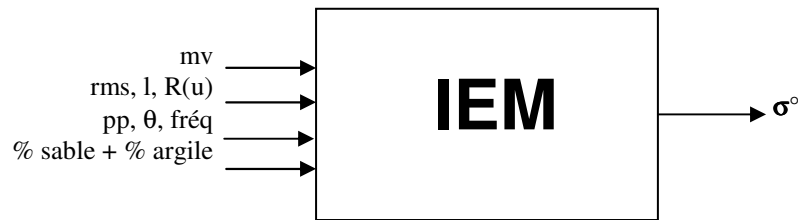


Fig. 12 - Représentation du modèle IEM

Avec :

- mv : humidité.
- rms : écart type.
- L : longueur de corrélation
- R(u) : fonction d'autocorrélation.
- pp : polarisation.
- $\theta$  : angle d'incidence.
- $\sigma^0$  : coefficient de rétrodiffusion.

Le coefficient de rétrodiffusion simulé est dans l'ensemble des cas différent de celui mesuré par le radar quelque soit la configuration radar.

Le tableau 4 présente les paramètres permettant d'évaluer la qualité des simulations: la moyenne et l'écart type de la différence entre le  $\sigma^0$  simulé et le  $\sigma^0$  mesuré. Ces différentes valeurs renseignent respectivement sur le biais éventuel et les fluctuations autour de ce biais. Sur les graphiques des figures 13, 14, 15 et 16, les valeurs de la moyenne et de l'écart type de l'erreur de chaque site sont présentées ainsi que les valeurs de la moyenne et de l'écart type calculés pour l'ensemble des sites pour une même configuration (ou des configurations légèrement différentes en incidence).

	ERS VV23°		RSAT HH24°		RSAT HH39°		RSAT HH47°	
	moyenne	écart type	moyenne	écart type	moyenne	écart type	moyenne	écart type
Exponentielle	-0.78	5.39	-1.31	3.84	1.61	3.06	3.43	2.64
Fractale	1.41	3.64	2.77	2.78	3.80	2.70	5.02	3.36
Gaussienne	3.71	2.47	5.39	3.95	1.73	8.06	-5.29	17.25

Tabl. 4 – Résultats des simulations pour ERS VV23°, RSAT HH24°, RSAT HH39° et RSAT HH47° avec les fonctions d'autocorrélation exponentielle, fractale et gaussienne.

Pour les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, le biais augmente avec l'augmentation de l'angle d'incidence. Pour la fonction exponentielle, le biais varie de -0.78 dB pour VV23° à 3.43 dB pour HH47°. Le modèle IEM sous-estime le  $\sigma^0$  radar pour VV23° et HH24° et sur-estime pour HH39° et HH47°. Pour la fonction fractale, le biais est plus important que celui obtenu avec la fonction exponentielle puisqu'il varie de 1.41 dB pour VV23° à 5.02 dB pour HH47°. Avec cette fonction le modèle IEM sur-estime le  $\sigma^0$  radar quelque soit la configuration utilisée. Contrairement aux deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, le biais obtenu avec la

fonction gaussienne est élevé pour les faibles angles d'incidence (3.71 dB pour VV23° et 5.39 dB pour HH24°). Ce biais diminue pour HH39° avec une valeur de 1.73 dB pour passer à -5.29 dB pour HH47° ce qui montre une sous-estimation du coefficient de rétrodiffusion par IEM.

On remarque aussi que pour toutes les fonctions d'autocorrélation le biais obtenu pour la configuration VV23° est plus faible que celui obtenu avec celle de HH24°.

La dispersion des nuages de points est illustrée par la valeur de l'écart type. Pour les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, ce paramètre s'avère très élevé pour VV23° avec une valeur de 5.39 dB pour l'exponentielle et 3.64 dB pour la fractale. Pour la fonction d'autocorrélation exponentielle, l'écart type des erreurs diminue avec l'augmentation de l'angle d'incidence (on passe de 5.39 dB pour VV23° à 2.64 dB pour HH47°). Avec la fonction fractale l'écart type des erreurs varie peu en fonction de l'angle d'incidence (variations maximales d'environ 1 dB). Pour la fonction gaussienne, l'augmentation de l'angle d'incidence entraîne une augmentation dans la valeur de l'écart type : l'écart type est de 2.47 dB pour VV23° et de 17.25 dB pour HH47°.

Il est important de signaler que le domaine de validité du modèle IEM n'a pas été respecté ( $k_{rms} \leq 3$ ) puisqu'on a utilisé des parcelles avec de fortes rugosités de surface. Toutefois, les très mauvais résultats obtenus pour certaines configurations ne sont pas la cause directe de ce dépassement. Pour HH47° et une fonction gaussienne, le résultat est mauvais quelque soit la gamme de rugosité.

A partir des résultats obtenus (moyenne et écart type), on peut conclure que la fonction d'autocorrélation exponentielle est la mieux adaptée aux parcelles agricoles. Toutefois, le modèle IEM fournit des résultats très éloignés de la réalité quelque soit la fonction d'autocorrélation utilisée. Ce résultat montre que le modèle IEM présente des défauts qui induisent une inadéquation manifeste avec la réalité.

Il existe plusieurs hypothèses pour expliquer la divergence entre le modèle IEM et les données satellitaires. L'inadéquation constatée pourrait être directement liée à la forme de la fonction d'autocorrélation, à l'incertitude des mesures de la longueur de corrélation, et/ou au modèle lui-même. La fonction d'autocorrélation la plus utilisée est de type exponentielle ce qui correspond aux rugosités agricoles. Il est possible qu'une autre fonction donne de meilleurs résultats mais pour l'instant, aucune étude n'a proposé une telle fonction. De récentes études ont montré que les paramètres de rugosité calculés à partir de mesures terrain (rms et L) sont très sensibles à la longueur du profil de rugosité (Baghdadi *et al.*, 2000). Ces travaux ont montré que L augmente avec la longueur de profil. De plus, Oh et Kay (1998) ont montré par des simulations que la détermination de la longueur de corrélation est peu fiable lorsque on utilise des profilomètres conventionnels de 1 ou 2 m de long (erreur supérieure à 50 %), alors que la précision associée au rms est de l'ordre de 15 %. Les autres paramètres d'entrée du modèle IEM comme par exemple le rms, l'humidité du sol et l'angle d'incidence sont par contre des paramètres très fiables.

Le paragraphe suivant présente une calibration semi empirique du modèle en estimant un paramètre de calibration qui intègre la longueur de corrélation en plus des



imperfections du modèle dans le but d'obtenir une meilleure adéquation entre modèle et données.

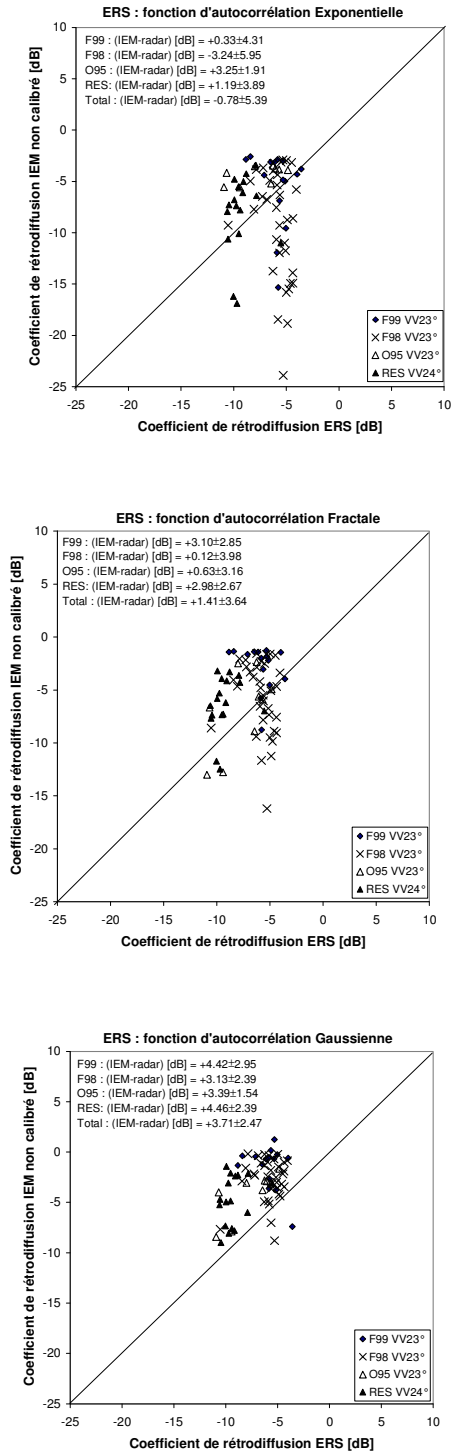


Fig. 13 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar ERS VV23° et VV24° pour

chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne.

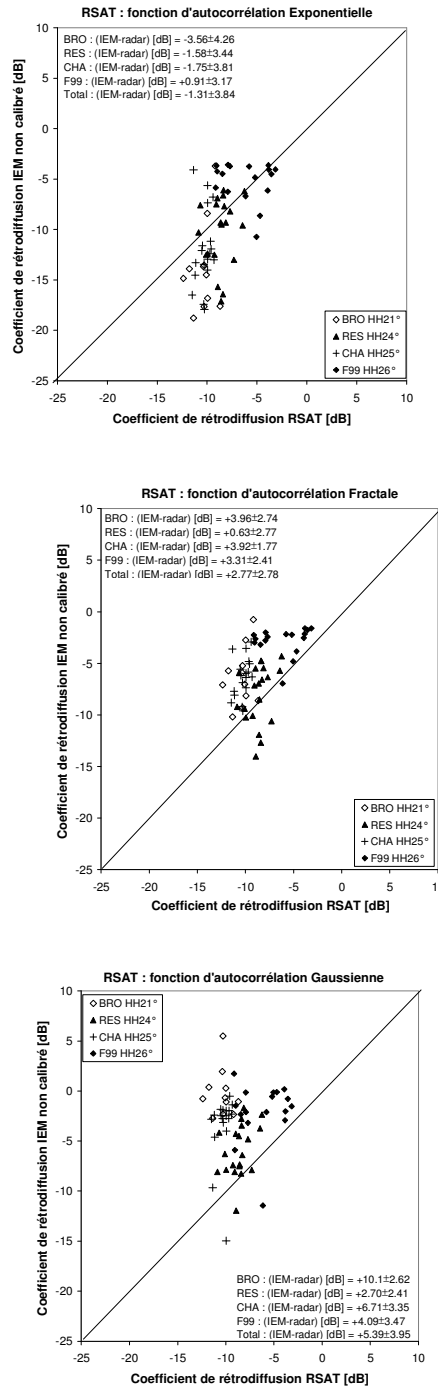
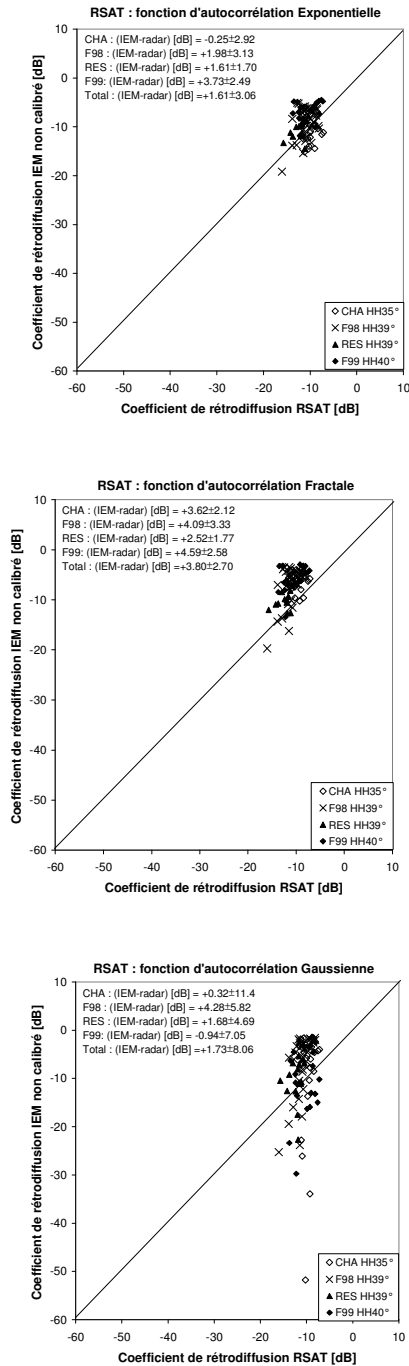
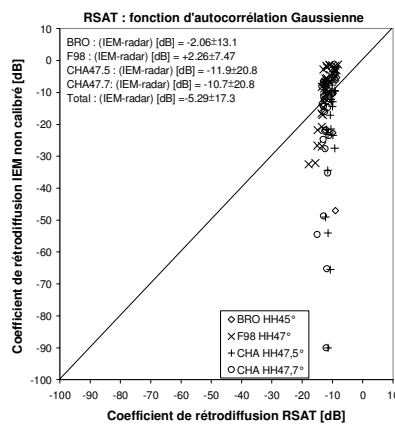
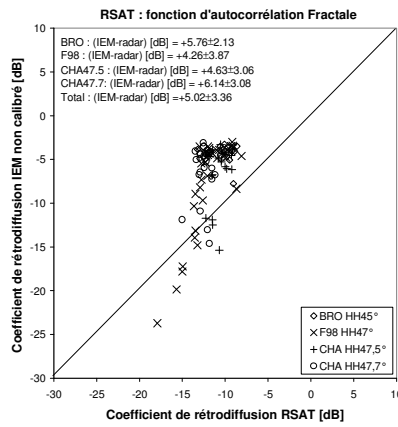
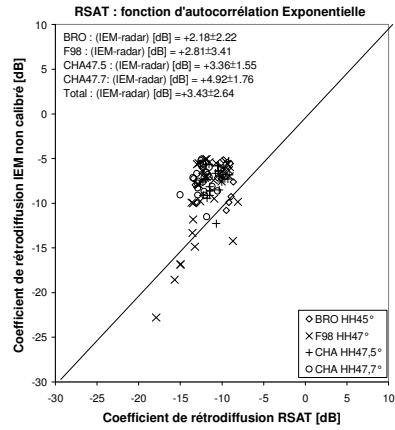


Fig. 14 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH21°, HH24°, HH25° et HH26° pour chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne.



**Fig. 15 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH35°, HH39° et HH40° pour chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne.**



**Fig. 16 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7° pour des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne.**

## 6.2. CALIBRATION SEMI-EMPIRIQUE DU MODELE IEM EN BANDE C

Le but de ce travail est de proposer une calibration robuste permettant la bonne adéquation entre données simulées par le modèle IEM et données fournies par les capteurs radar. L'approche consiste à fournir un ajustement de la longueur de corrélation  $L_{opt}$ , afin d'aboutir à une meilleure restitution des données par le modèle. Il s'agit d'une calibration semi-empirique et de ce fait, il n'est pas prévu de modifier la formulation du modèle, par ailleurs très complexe. L'objectif est de proposer une calibration extrapolable à des bases de données non utilisées dans le processus de calibration.

Concrètement, il s'agit pour chaque configuration radar et pour chaque fonction d'autocorrélation de déterminer le paramètre de calibration optimal  $L_{opt}$  qui est un paramètre de forçage compensant à la fois la mesure très approximative de  $L$ , mais aussi les défauts du modèle.

La figure 17 représente le comportement du modèle IEM en fonction de la longueur de corrélation pour une parcelle donnée. D'après cette figure, on remarque bien que pour un coefficient de rétrodiffusion mesuré par le radar, on peut avoir deux solutions possibles,  $L1$  et  $L2$  qui garantissent au modèle IEM une meilleure adéquation avec le  $\sigma^0$  mesuré.

Un programme en fortran a été écrit pour fournir les valeurs  $L1$  et  $L2$  de chaque parcelle et pour chaque configuration radar. Il a été optimisé pour converger rapidement vers les deux solutions optimales. Dans la majorité des cas, les deux solutions ont été trouvées. Pour certaines parcelles, il a été impossible de trouver les valeurs  $L1$  et  $L2$  faute de convergence entre IEM et  $\sigma^0$  mesuré. Pour résoudre ce problème, on a pris une seule solution pour  $L$  qui correspond à l'écart minimal entre  $\sigma^0$  IEM et  $\sigma^0$  mesuré. De même, on a eu un autre problème lors de la phase de calibration. Il s'agit d'un "dépassement dans la table de fourrier". Ce problème persiste pour les parcelles de forte rugosité où on a un  $L2$  très grand.

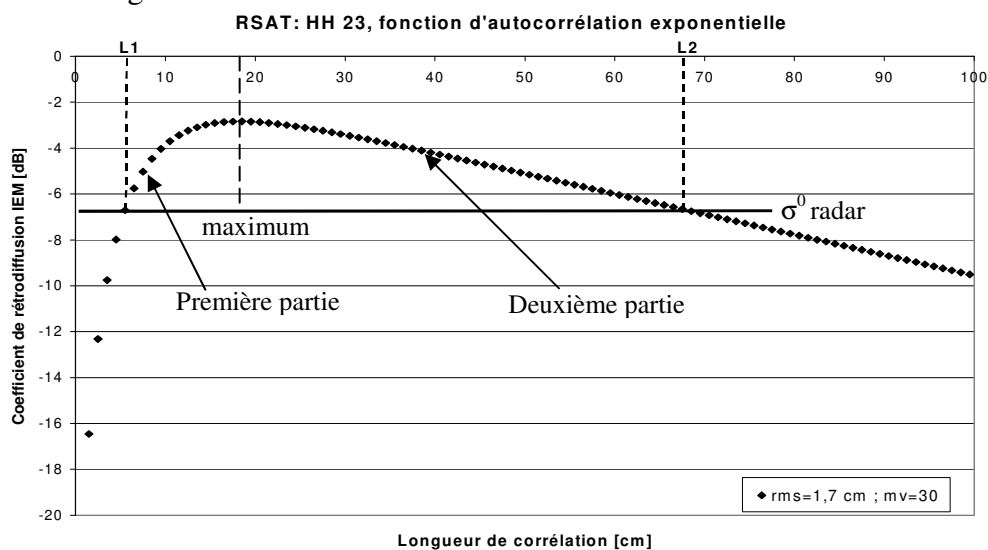


Fig. 17- Coefficient de rétrodiffusion simulé par le modèle IEM en fonction de la longueur de corrélation avec une fonction d'autocorrélation exponentielle.

Au cours des études antérieures, Baghdadi et al., (2002a et 2002b) ont utilisé la solution qui correspond à L1 (la valeur la plus faible) et l'ont considérée comme étant le paramètre de calibration Lopt. Dans le cadre de ce travail, on va étudier les deux solutions L1 et L2 dans le but de justifier le choix de l'une ou de l'autre.

Les premiers résultats ont montré que la calibration dépend de la rugosité, de l'angle d'incidence et de la polarisation (Baghdadi et al., 2002a, 2002b). Dans le cadre de cette étude, nous allons étudier également l'influence de la fréquence et de la forme de la fonction d'autocorrélation sur les résultats de la calibration. Les paramètres de calibration L1 et L2 ont été calculés pour toutes les parcelles des différentes bases de données disponibles (Pays de Caux, Alpilles, Orgeval95, Brochet et Châteauguay). Pour ces bases, seule la bande C était disponible. Des calculs ont également été faits sur la base de données d'Orgeval94 contenant des mesures radar en bandes L, C et X.

Afin de déterminer une éventuelle relation entre les paramètres de calibration et la rugosité de surface, des tracés de Lopt1 et Lopt2 en fonction du rms ont été réalisés pour chaque configuration radar et chaque fonction d'autocorrélation (fig. 18, 19, 20, 21). Pour chaque configuration, on peut remarquer deux tendances dans les courbes de Lopt1: la première correspond aux faibles valeurs de rms et se caractérise par Lopt1 constant. La seconde tendance est définie pour des valeurs de rms plus élevées et un Lopt1 qui augmente avec le rms. Cette deuxième tendance peut être décrite par un comportement de type puissance pour les trois fonctions d'autocorrélation :

$$Lopt1(rms, \theta, pp) = \alpha rms^\beta \quad (18)$$

Concernant Lopt2, on remarque qu'une seule tendance se dessine pour toutes les configurations et toutes les fonctions d'autocorrélation utilisées. Cette tendance est décrite par un comportement de type puissance pour les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale et par un comportement linéaire pour la fonction d'autocorrélation gaussienne.

Dans les études antérieures, Baghdadi et al., (2002a et 2002b) ont utilisé un comportement exponentiel pour décrire la tendance entre L1 et le rms. Seules les parcelles ayant un  $k.rms \leq 3$  ont été considérées. Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé toutes les parcelles quelque soit leur rms. De ce fait, le comportement exponentiel a été remplacé par un comportement de type puissance parce qu'avec le comportement exponentiel et pour les fortes valeurs de rms, une faible variation de rms provoque une très grande variation de L1 ce qui ne vérifie pas vraiment la tendance de L1 en fonction du rms. Autrement dit le comportement exponentiel n'est plus valide pour les rms forts.

L'objectif de l'étude est de trouver des fonctions Lopt1 et Lopt2 pour chaque configuration et chaque fonction d'autocorrélation qui garantissent un comportement physique correct entre  $\sigma^0$  et rms c'est à dire un coefficient de rétrodiffusion qui augmente avec la rugosité pour une humidité donnée (Baghdadi et al., 2002c). Avec un comportement exponentiel entre L1 et rms, il a été difficile de trouver une fonction garantissant cette contrainte surtout pour les faibles angles d'incidence.

Les figures 22 et 23 présentent le comportement physique des fonctions Lopt1 et Lopt2 de chaque configuration radar avec les trois fonctions d'autocorrélation. On remarque

que seul  $L_{opt2}$  permet d'approcher un comportement physique correct.  $L_{opt1}$  ne donne pas de résultats corrects avec un rms entre 0.5 cm et 1 cm.

La cause de ce problème réside dans le modèle IEM lui-même. La figure 24 présente le comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de la longueur de corrélation pour différentes valeurs de rms (faible : 0.465 cm, moyenne : 0.7 cm et 1 cm, et forte : 1.7 cm 2.72 cm) et une humidité constante de 30%. En analysant la première partie de chaque courbe (au voisinage de la solution L1), on constate que pour un rms donné, le coefficient de rétrodiffusion augmente avec l'augmentation de la longueur de corrélation. Cette augmentation est très rapide pour les rms faibles (rms de 0.465, 0.7 et 0.7 cm) comparativement à celle observée pour les rms forts (rms de 1.7 et 2.72 cm). C'est la raison pour laquelle nous avons des L1 faibles et peu différentes pour les rms faibles (rms  $\leq 1$ cm, environ) et des L1 fortes et différentes pour les rms forts. On peut également constater dans cette même partie, qu'avec l'augmentation du rms de 0.465 cm à 0.7 cm, le coefficient de rétrodiffusion augmente quelque soit la longueur de corrélation correspondante. A partir d'un rms qui est d'environ 0.7 cm, le modèle IEM change de comportement : le coefficient de rétrodiffusion diminue légèrement avec l'augmentation du rms pour les valeurs entre 0.7 cm et 1cm. Etant donnée que les valeurs de L1 sont faibles et peu différentes pour les rms compris entre 0.465 cm et 1 cm, on observe une augmentation du coefficient de rétrodiffusion pour les rms entre 0.465 cm et 0.7 cm et une diminution pour des rms entre 0.7 cm et 1 cm. Pour les fortes valeurs de rms, les L1 sont supérieures à celles obtenues pour des rms faibles, ce qui conduit à une augmentation du coefficient de rétrodiffusion en fonction du rms.

Le  $L_{opt2}$  donne un comportement physique correct ( $\sigma^0$  augmente avec rms). En effet, le  $L_{opt2}$  se trouve dans la deuxième partie de la courbe. L'augmentation du coefficient de rétrodiffusion est bien corrélée à l'augmentation du rms. Le comportement physique apparaît de même correct pour les trois fonctions d'autocorrélation utilisées.

Dans les études antérieures, le  $L_{opt1}$  de HH39° et HH47° a permis d'avoir un comportement physique correct ( $\sigma^0$  augmente avec le rms). Ce comportement n'est plus vérifié parce qu'on n'a pas pris le même type d'ajustement.

D'après ces mêmes figures (fig. 22 et fig. 23), on constate qu'avec les deux fonctions d'autocorrélation fractale et gaussienne, le domaine de validité du modèle IEM qui est limité à 3 (k.rms) se trouve maintenant étalé (au delà de 5). Le modèle peut donc être utilisé jusqu'aux valeurs de 4.3 pour VV23° et 5.3 pour HH23°, HH39° et HH47°. Avec la fonction d'autocorrélation exponentielle, le modèle IEM assure tout de même un comportement physique correcte jusqu'environ 3.

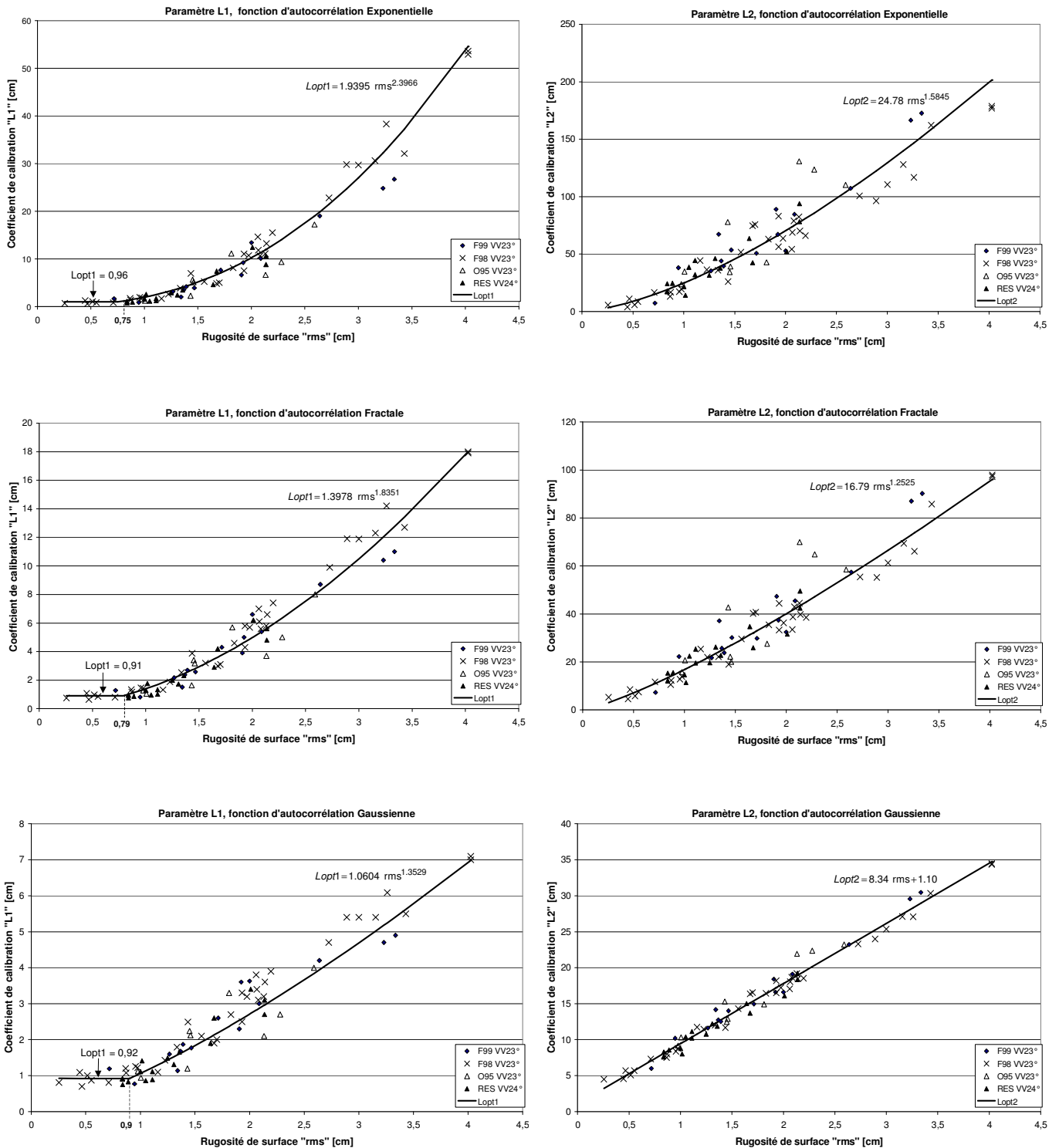


Fig. 18 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour VV23° et VV24° (ERS) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.



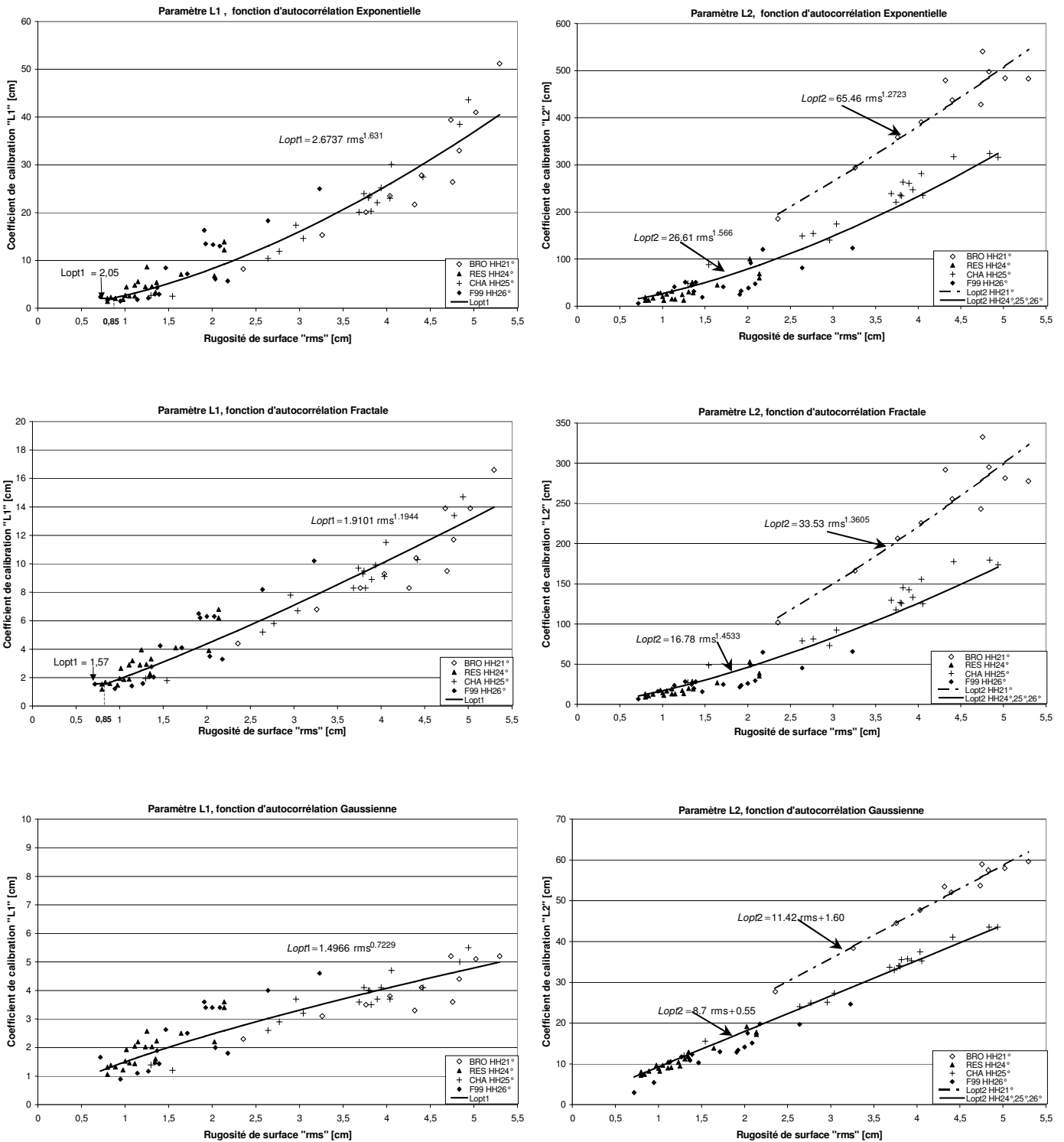


Fig. 19 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH21°, HH24°, HH25° et HH26° (RADARSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.

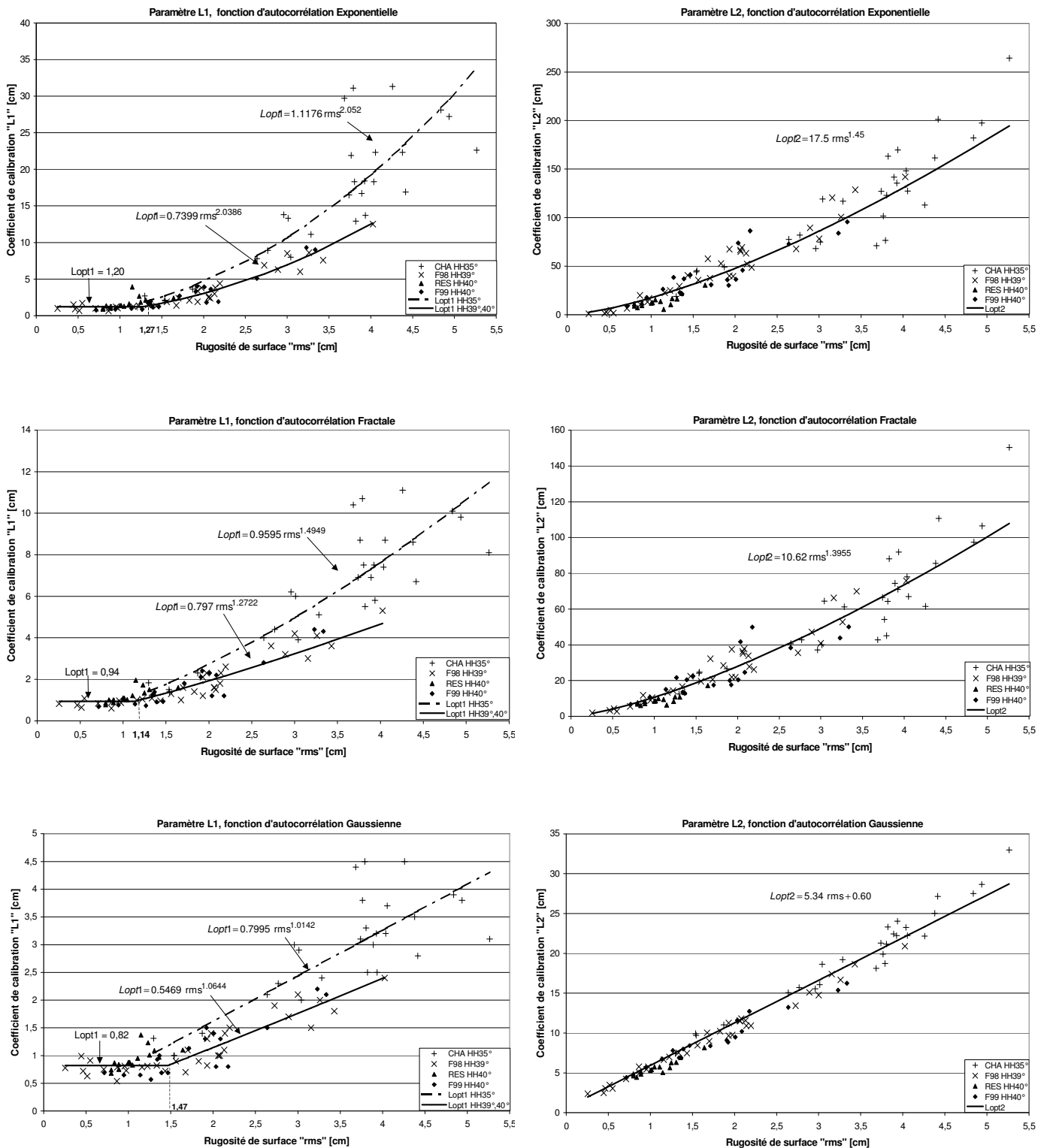


Fig. 20 – Paramètres de calibration  $L1$  et  $L2$  pour  $HH35^\circ$ ,  $HH39^\circ$  et  $HH40^\circ$  (RADARSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.

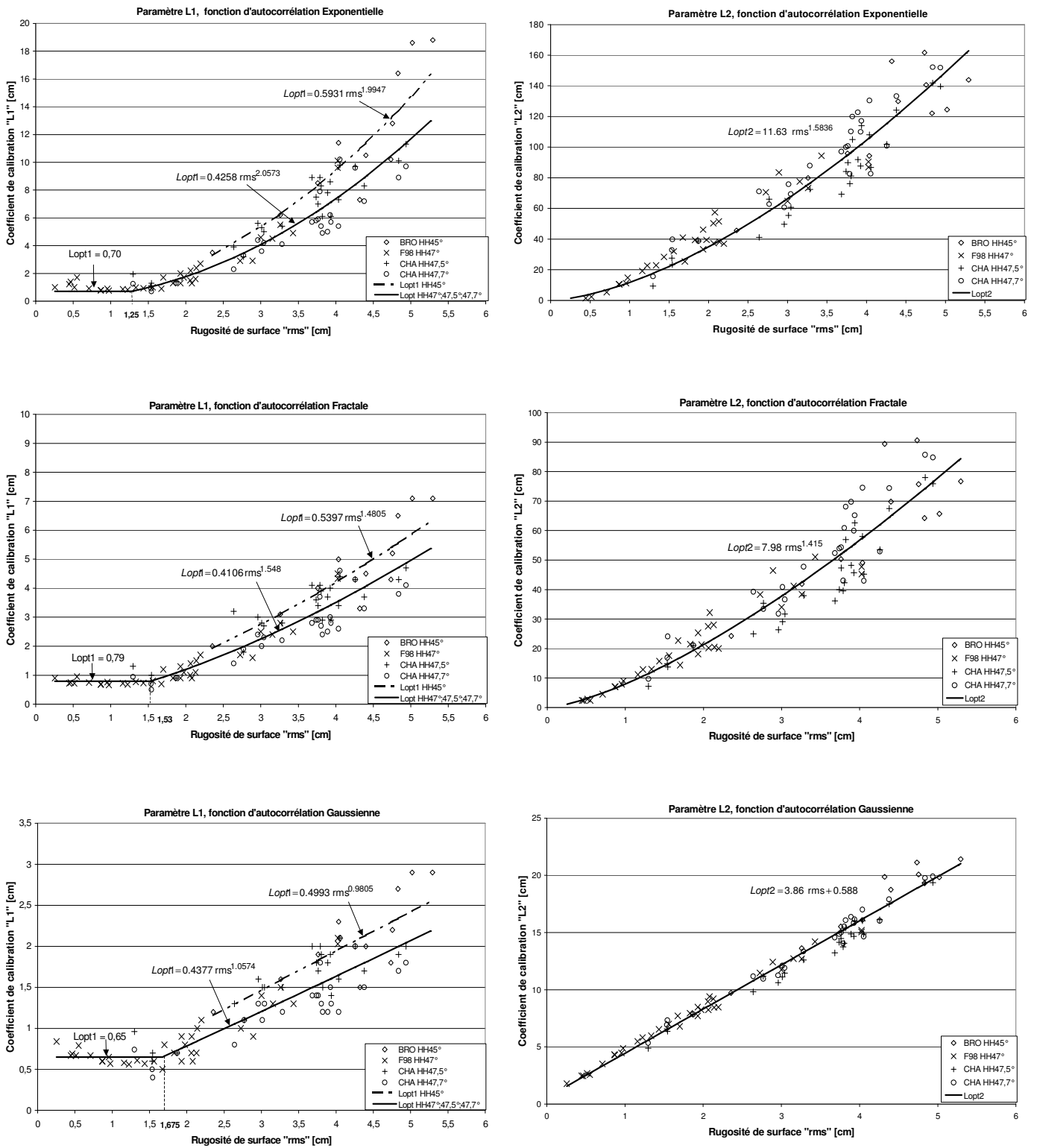


Fig. 21 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7° (RSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.

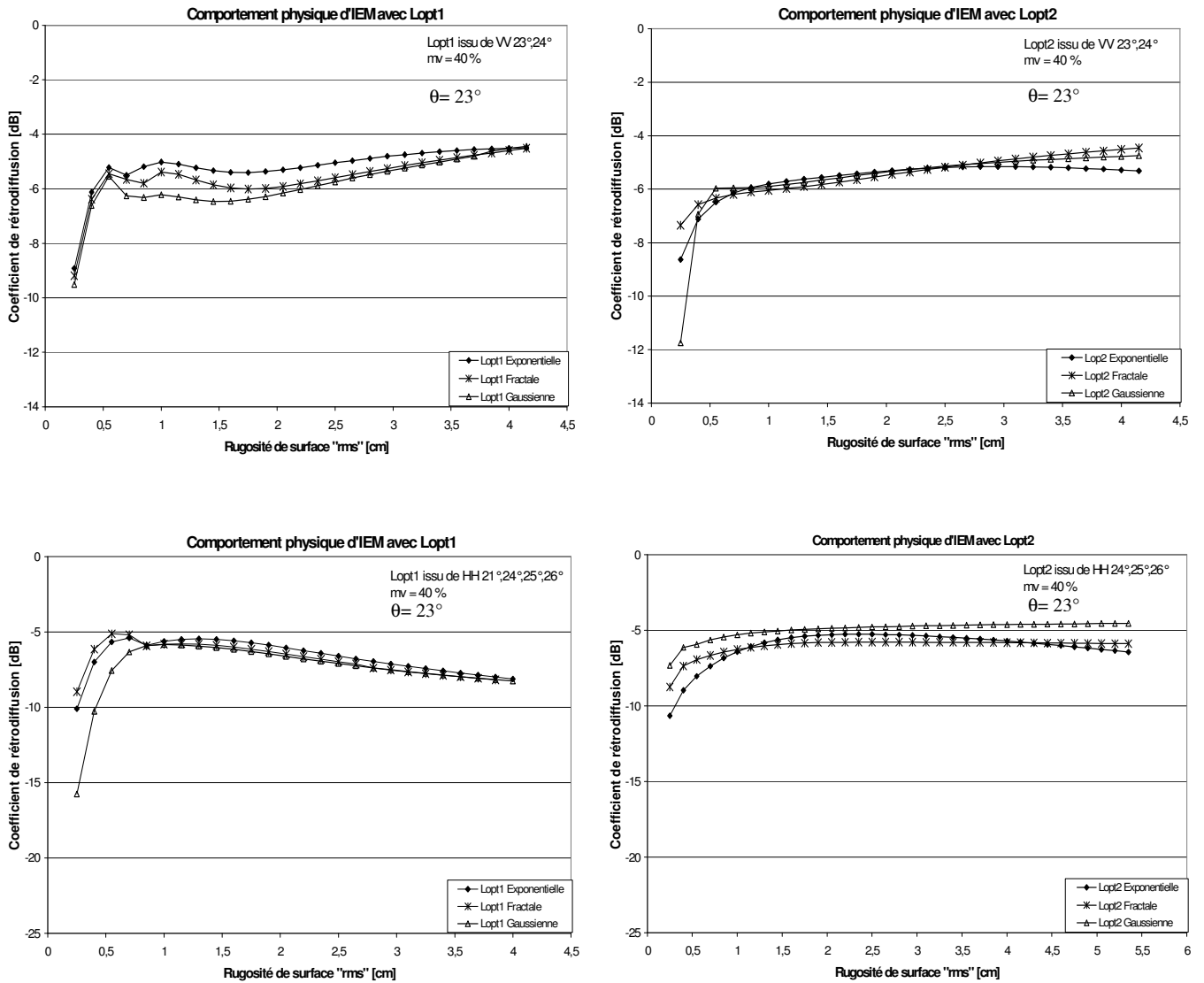


Fig. 22 – Comportement physique du modèle IEM en utilisant les expressions analytiques de Lopt1 et Lopt2, pour VV23°/VV24° (ERS) et HH21°/HH24°/HH25°/HH26° (RSAT). Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

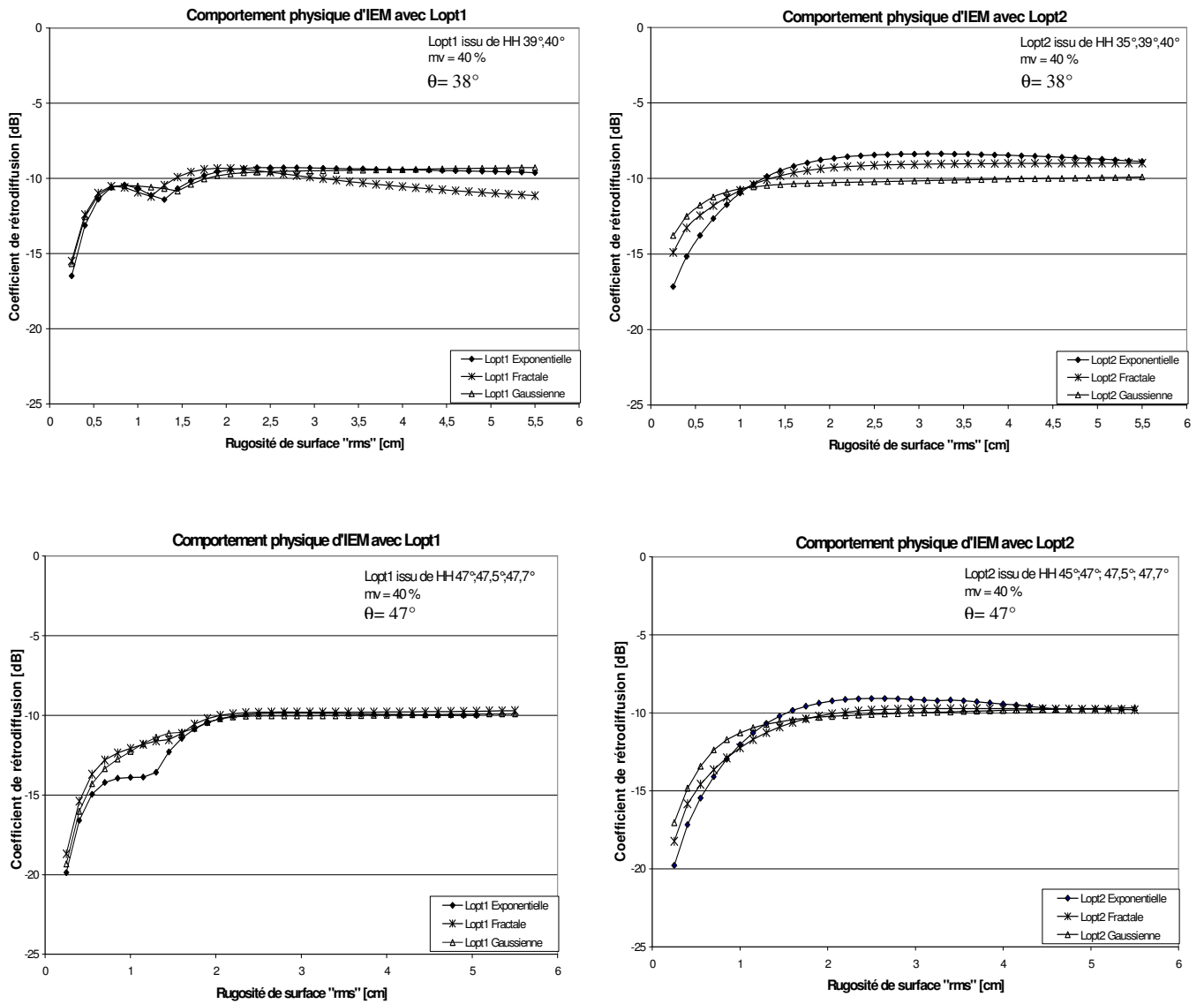
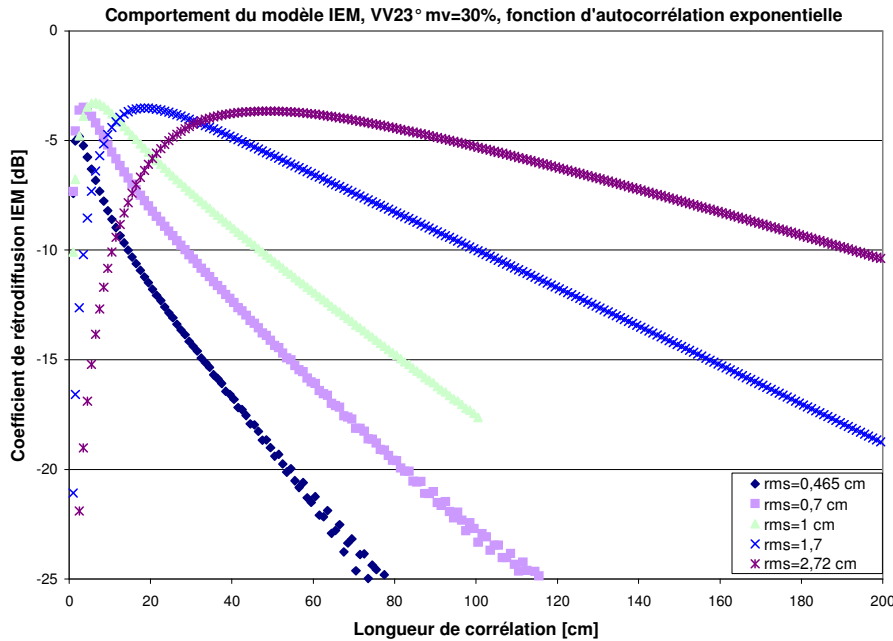


Fig. 23 – Comportement physique du modèle IEM en utilisant les expressions analytiques de Lopt1 et Lopt2 pour  $HH39^\circ/HH40^\circ$  (RSAT) et  $HH 45^\circ/HH47.5^\circ/HH47.7^\circ$  (RSAT). Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.



**Fig. 24 – Comportement du modèle IEM en fonction de la longueur de corrélation pour une configuration équivalente à ERS (VV23°) et une fonction d'autocorrélation exponentielle.**

D'après les résultats obtenus, on a pu constater que les fonctions  $Lopt_2$  dépendent essentiellement de l'angle d'incidence. La figure 25 présente les fonctions  $Lopt_2$  de toutes les configurations avec les différentes fonctions d'autocorrélation utilisées. On remarque bien qu'avec l'augmentation de l'angle d'incidence,  $Lopt_2$  diminue, c'est la raison pour laquelle il n'a pas été possible d'obtenir une seule tendance entre la configuration RSAT HH21° d'une part et les configurations RSAT HH24°, 25°, et 26° d'autre part. De même, il a été nécessaire de choisir un  $Lopt_1$  particulier correspondant aux configurations RSAT HH35° et RSAT HH45° car les points correspondants étaient trop différents de l'ensemble des autres points. Concernant la polarisation, on remarque que le  $Lopt_2$  de VV23° est légèrement inférieur au  $Lopt_2$  de HH23° avec la fonction exponentielle, du même ordre de grandeur pour la fonction gaussienne et bien inférieur pour la fonction fractale.

Afin d'évaluer l'efficacité de la calibration, des simulations ont été effectuées pour chaque configuration radar et chaque fonction d'autocorrélation. Nous avons pris comme longueur de corrélation la valeur donnée par la courbe analytique de  $Lopt_2$  correspondante. Les résultats de ces simulations sont présentés en figures 26, 27, 28 et 29°, où les graphiques représentent le  $\sigma^0$  simulé par IEM calibré en fonction de  $\sigma^0$  mesuré par les différents capteurs radar.

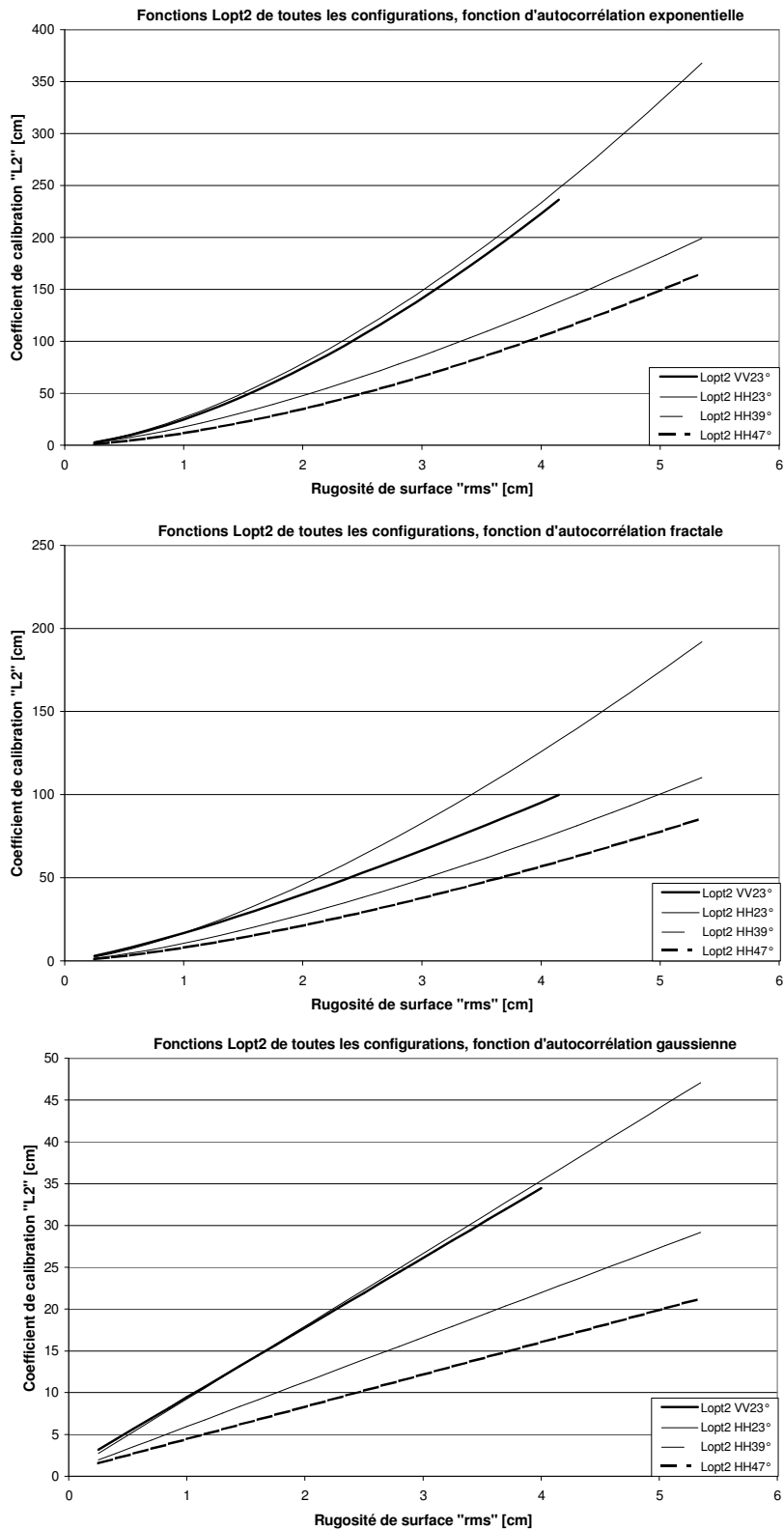


Fig. 25 – Influence de l'angle d'incidence et de la polarisation sur le paramètre de calibration Lopt2.

Les statistiques sur la différence entre  $\sigma^0$  simulé par IEM calibré et  $\sigma^0$  mesuré sont présentées dans le tableau 5.

	ERS VV23°		RSAT HH23°		RSAT HH39°		RSAT HH47°	
	moyenne	écart type	moyenne	écart type	moyenne	écart type	moyenne	écart type
Exponentielle	0.15	1.31	-0.40	1.73	0.35	1.49	-0.07	1.80
Fractale	0.05	1.32	-0.63	1.76	0.11	1.36	-0.28	1.60
Gaussienne	-0.01	1.31	+0.26	1.54	0.08	1.48	-0.91	2.05

**Tabl. 5 - Résultats des simulations pour ERS VV23°, RSAT HH24°, RSAT HH40° et RSAT HH47° après calibration d'IEM, avec les fonctions d'autocorrélation exponentielle, fractale et gaussienne.**

Après calibration, le biais se trouve fortement diminué pour être inférieur à 1 dB quelque soit la configuration radar et la fonction d'autocorrélation utilisée. Pour les faibles angles d'incidence et avec la fonction d'autocorrélation exponentielle, cette amélioration n'est pas très importante vue qu'avant calibration, le biais était déjà faible. Pour les deux configurations radar à forts angles d'incidence (39° et 47°) l'amélioration est très importante. Avec les fonctions d'autocorrélation fractale et gaussienne et pour toutes les configurations radar, l'amélioration s'avère par contre très importante, surtout pour les forts angles d'incidence. A titre d'exemple, le biais passe pour HH47° de 5.18 dB à -0.28 dB pour la fonction fractale et de -4.76 dB à -0.91 dB pour la fonction gaussienne.

D'autre part, l'écart type des erreurs observé avant calibration a été considérablement réduit avec la version d'IEM calibré. Les écarts types obtenus (tabl. 5) témoignent de cette amélioration avec des valeurs bien plus faibles. Cette amélioration est très importante pour les forts angles d'incidence et surtout avec la fonction gaussienne.

En conclusion, nous avons une meilleure calibration avec la fonction d'autocorrélation fractale. D'une façon générale, la calibration est efficace pour toutes les configurations radar utilisées.



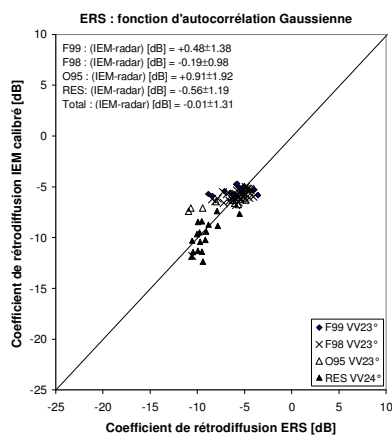
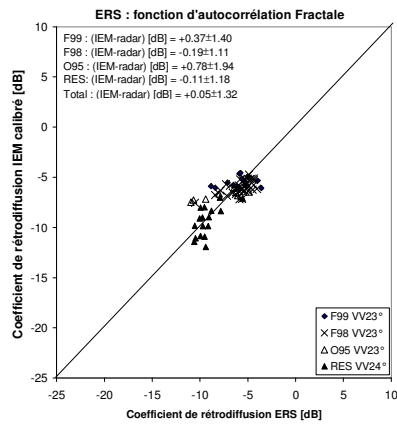
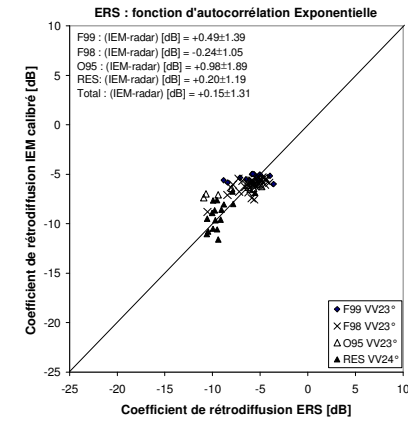


Fig. 26 – Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images ERS VV23° et VV24°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

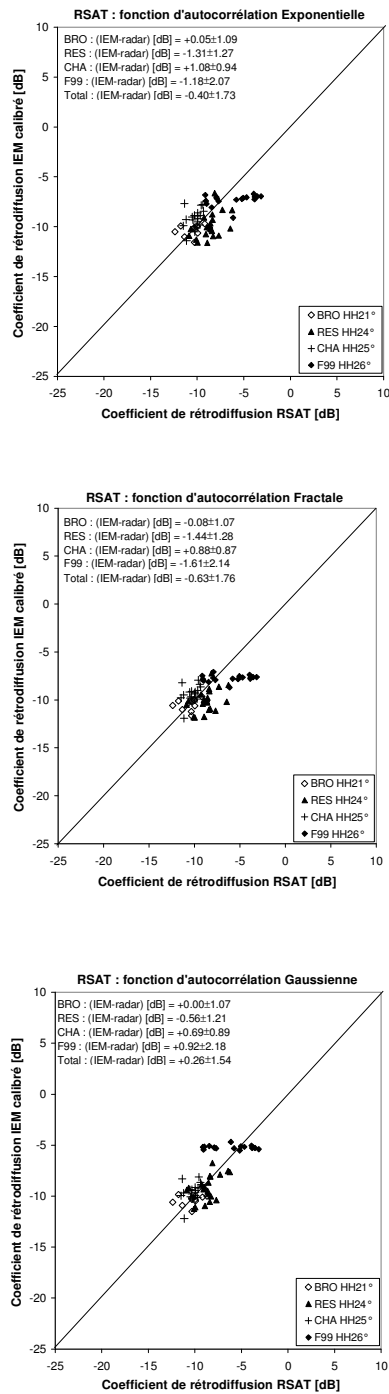


Fig. 27 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH21°, HH24° HH25° et HH26°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

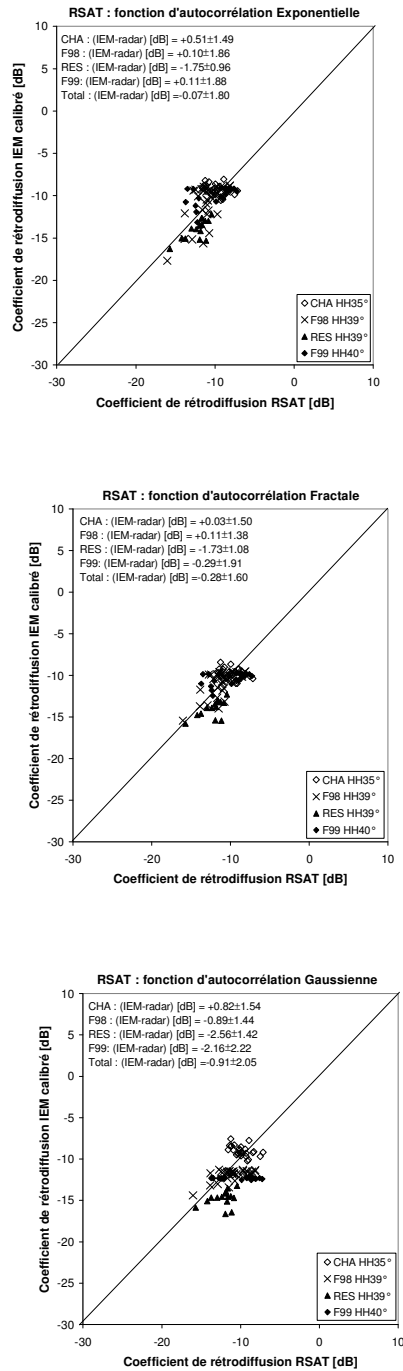
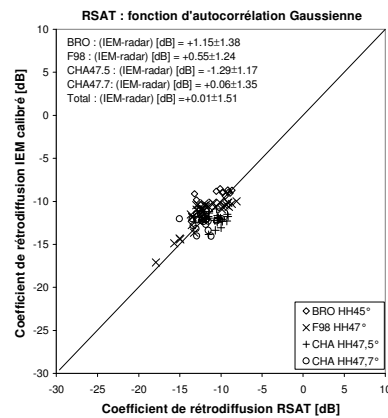
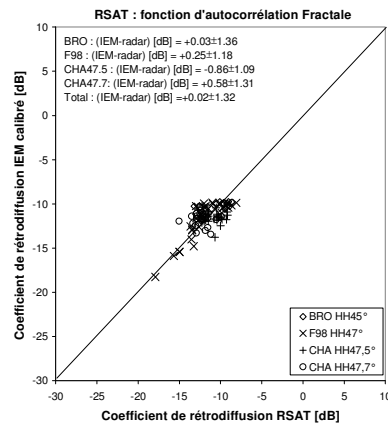
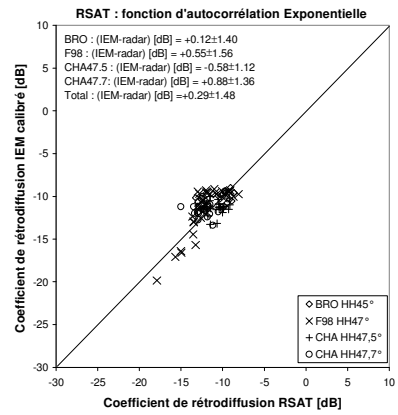


Fig. 28 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH35°, HH39° et HH40°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.



**Fig. 29 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.**

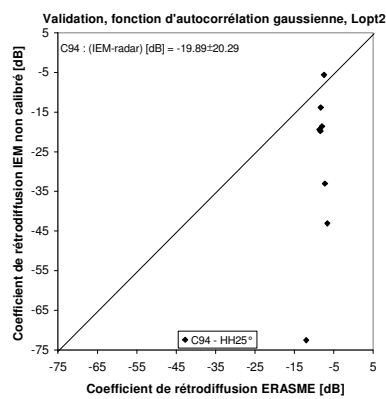
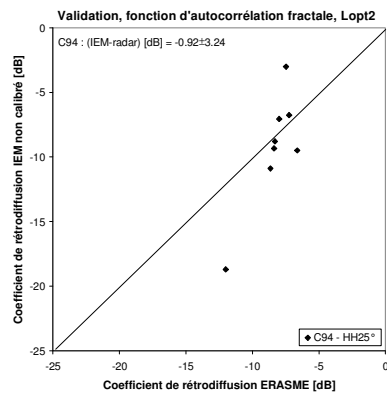
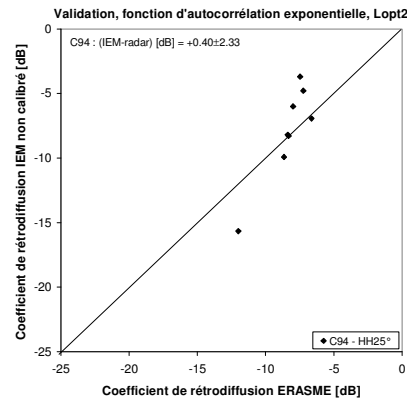
### 6.3. VALIDATION DE LA CALIBRATION IEM

Pour valider la calibration du modèle IEM, nous avons utilisé la base de données Pays de Caux 94 avec ses deux configurations VV25° et HH25°. Rappelons que cette base de données n'a pas été utilisée dans la phase de calibration. Le capteur utilisé dans le cadre de cette campagne est le radar ERASME du CETP. Les résultats avant et après calibration sont présentés dans les figures 30, 31, 32 et 33, ainsi que dans le tableau 6. Dans la version calibrée du modèle IEM, nous avons utilisé les Lopt2 issus des expressions analytiques établies lors de la calibration de VV23°/VV24° et HH24°/HH25°/HH26°.

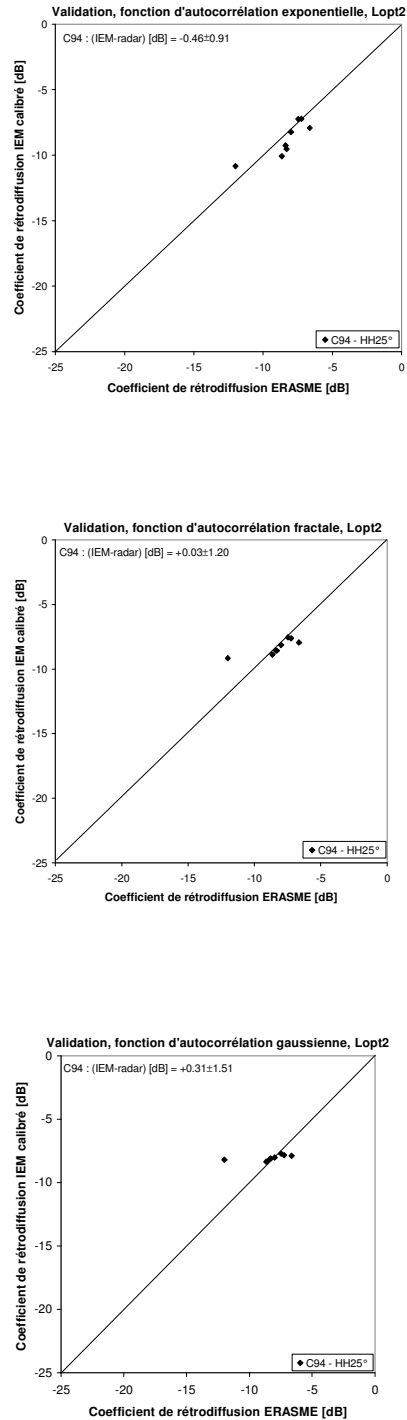
	ERASME VV25°				ERASME HH25°			
	Avant calibration		Après calibration		Avant calibration		Après calibration	
Exponentielle	0.64	1.97	-0.09	1.54	0.40	2.33	-0.46	0.91
Fractale	-0.61	3.37	-0.35	1.73	-0.92	3.24	0.03	1.20
Gaussienne	-21.20	27.83	-0.96	2.21	-19.89	20.29	0.31	1.51

**Tabl. 6 – Validation de la calibration à partir des données ERASME VV-25° et ERASME-HH-25° (Pays de Caux 94). La moyenne et l'écart type de la différence entre  $\sigma$  IEM et  $\sigma$  radar sont calculés avant et après calibration.**

Le tableau 6 montre la validation de la calibration du modèle IEM en utilisant une base de données différente de celles utilisées lors de la calibration. Les résultats obtenus après calibration du modèle IEM sur la base de données Pays de Caux 94, montrent que la calibration semi-empirique proposée pour IEM est robuste puisqu'on retrouve des résultats améliorés. En effet, on obtient un biais et des fluctuations qui sont réduits pour les deux configurations et les trois fonctions d'autocorrélation. Les résultats obtenus avec les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale sont du même ordre de grandeur, alors que ceux issus de la fonction d'autocorrélation gaussienne apparaissent légèrement moins bons.



**Fig. 30 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM non calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME HH25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.**



**Fig. 31 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME HH25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.**

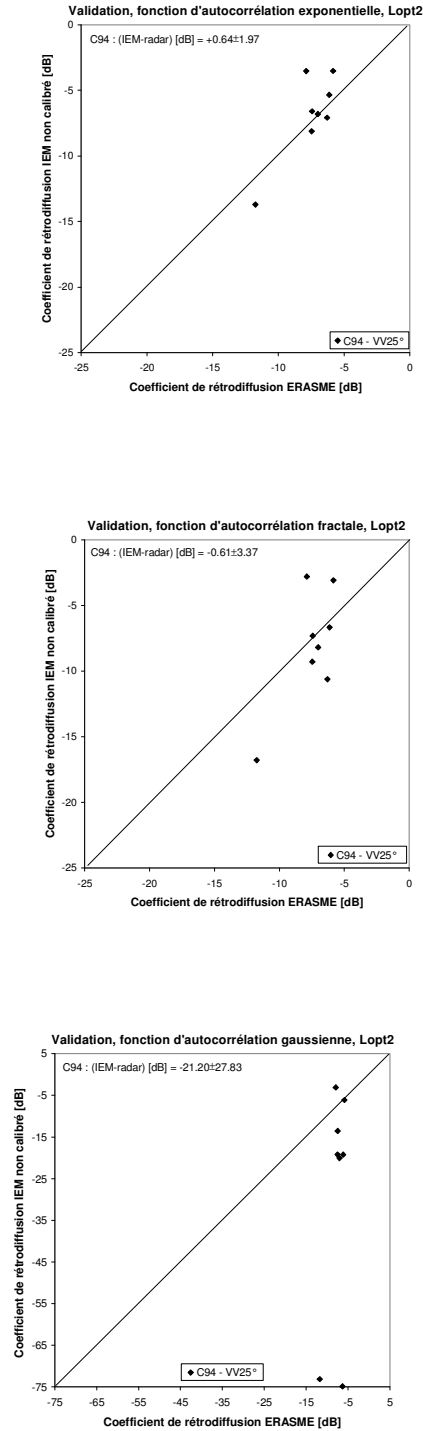
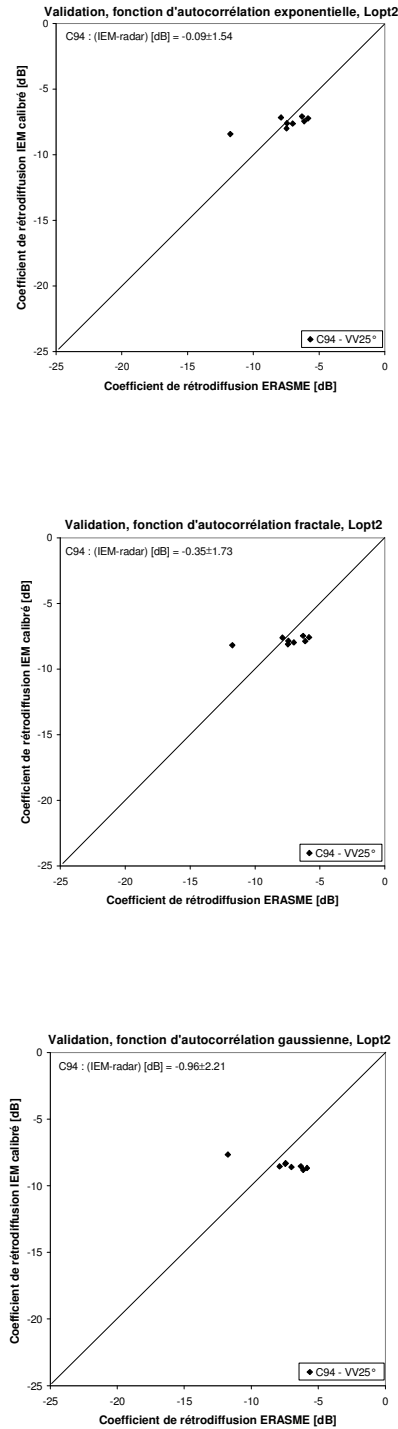


Fig. 32 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM non calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME VV25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.





**Fig. 33 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME VV25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.**

#### 6.4. CALIBRATION EN FREQUENCE DU MODELE IEM (BANDES L, C ET X)

Dans le but d'étudier l'influence de la fréquence sur la calibration semi-empirique du modèle IEM, des simulations ont été faites en utilisant la base de données Orgeval 94 où des données du capteur SIR-C en bandes L, C et X sont disponibles avec plusieurs configurations en incidence et en polarisation. Les figures 34, 35, 36, 37 et 38 illustrent le comportement du coefficient de calibration L1 et L2 en fonction de la fréquence.

D'après la figure 34, qui représente la configuration radar VV44°, on constate qu'en bande L, les valeurs de L1 sont du même ordre de grandeur quelque soit la fonction d'autocorrélation. De même, on peut noter un comportement constant où légèrement décroissant de L1 en fonction du rms. En bandes C et X, le L1 augmente avec le rms quelque soit la fonction d'autocorrélation utilisée. Compte tenu du nombre limité de points, il est difficile d'établir une différence entre les deux bandes C et X et en particulier de montrer que le L1 est supérieur ou non en bande X par rapport à la bande C. Cependant, une augmentation de L2 en fonction du rms est toujours présente quelque soit la fonction d'autocorrélation et la bande de fréquence utilisées. Avec la fonction d'autocorrélation exponentielle, le L2 est supérieur en bande X par rapport à bande L, tandis que pour la fonction gaussienne, le L2 de la bande L est supérieur aux L2 des bandes C et X. En bande L, le paramètre L2 est quasiment constant pour des rms  $\leq 1.6$  cm et augmente linéairement à partir de ce seuil.

La figure 35 présente la configuration HH44° avec les deux bandes de fréquence L et C. En bande L, ce comportement est quasiment constant entre le L1 et le rms. En bande C, on observe une croissance entre le L1 et le rms quelque soit la fonction d'autocorrélation utilisée. Avec la fonction gaussienne et en bande L, le L2 est supérieur au L2 de la bande C. Il croît linéairement en fonction de rms pour la bande C, tandis qu'en bande L, le L2 est constant jusqu'à un rms d'environ 1.6 cm, et au delà de ce seuil, le L2 croît linéairement. On peut également constater que le L2 en bande C est supérieur à celui en bande L pour les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale.

Concernant la configuration HH52° (figure 36), on constate que pour la bande de fréquence C, le L1 augmente avec le rms pour les rms supérieurs à 1.5 cm quelque soit la fonction d'autocorrélation utilisée. En bande L, et pour les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, on observe peu de fluctuation entre L1 et rms. Par contre pour la fonction gaussienne, le L1 augmente jusqu'à un seuil de rms égale à 1.5 cm puis diminue au delà de ce seuil. Ce constat est à prendre avec précaution puisqu'on ne dispose que de peu points. Les remarques obtenues avec la configuration HH44° et VV44° concernant le L2 sont encore vérifiées avec la configuration HH52°.

Les configurations HH55° et HH57° (figures 37 et 38), montrent qu'en bande C et avec les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, le L1 augmente avec l'augmentation du rms. Tandis qu'avec la fonction gaussienne, il varie peu avec la même bande. En bande L, et en ce qui concerne la fonction exponentielle et la fonction fractale, il est difficile de conclure puisqu'on ne dispose que d'un ou de deux points. Avec la gaussienne, une légère augmentation de L1 entre rms de 0.5 cm et rms de 1.5

cm et une décroissance entre 1.5 cm et 3.5 cm sont observées. Les résultats obtenus dans HH44°, VV44° et HH52° concernant le L2 se confirment avec HH55° et HH57°.

Pour les configurations VV45°, VV48°, VV52°, VV55° et VV57° en bande X, présentées dans la figure 39, on constate qu'avec l'augmentation de l'angle d'incidence le paramètre de calibration L1 diminue pour les trois fonctions d'autocorrélation utilisées. Le L2 diminue également avec l'augmentation de l'angle d'incidence.

D'après les résultats obtenus, il est possible de conclure que la calibration du modèle IEM dépend bien de la fréquence. Avec la fonction d'autocorrélation gaussienne on a pu extraire des tendances entre rms et L2. Compte tenu du faible nombre de points disponible avec les deux fonctions d'autocorrélation exponentielle et fractale, il a été difficile de constater un comportement entre rms et L2.

## 6.5. SYNTHÈSE

Le modèle de rétrodiffusion IEM dans sa version initiale présente des défauts non négligeables puisqu'il ne restitue pas fidèlement le coefficient de rétrodiffusion obtenu par les capteurs ROS. La calibration semi-empirique qui a été réalisée dans le cadre de cette étude permet de corriger une grande partie des défauts (réduction du biais et des fluctuations). Cette calibration s'avère être robuste et généralisable, puisqu'elle est indépendante de la base de données et du capteur utilisé. Par ailleurs, la calibration et la validation de cette approche semi-empirique sont étroitement liées à la précision des données satellitaires et des données de terrain.

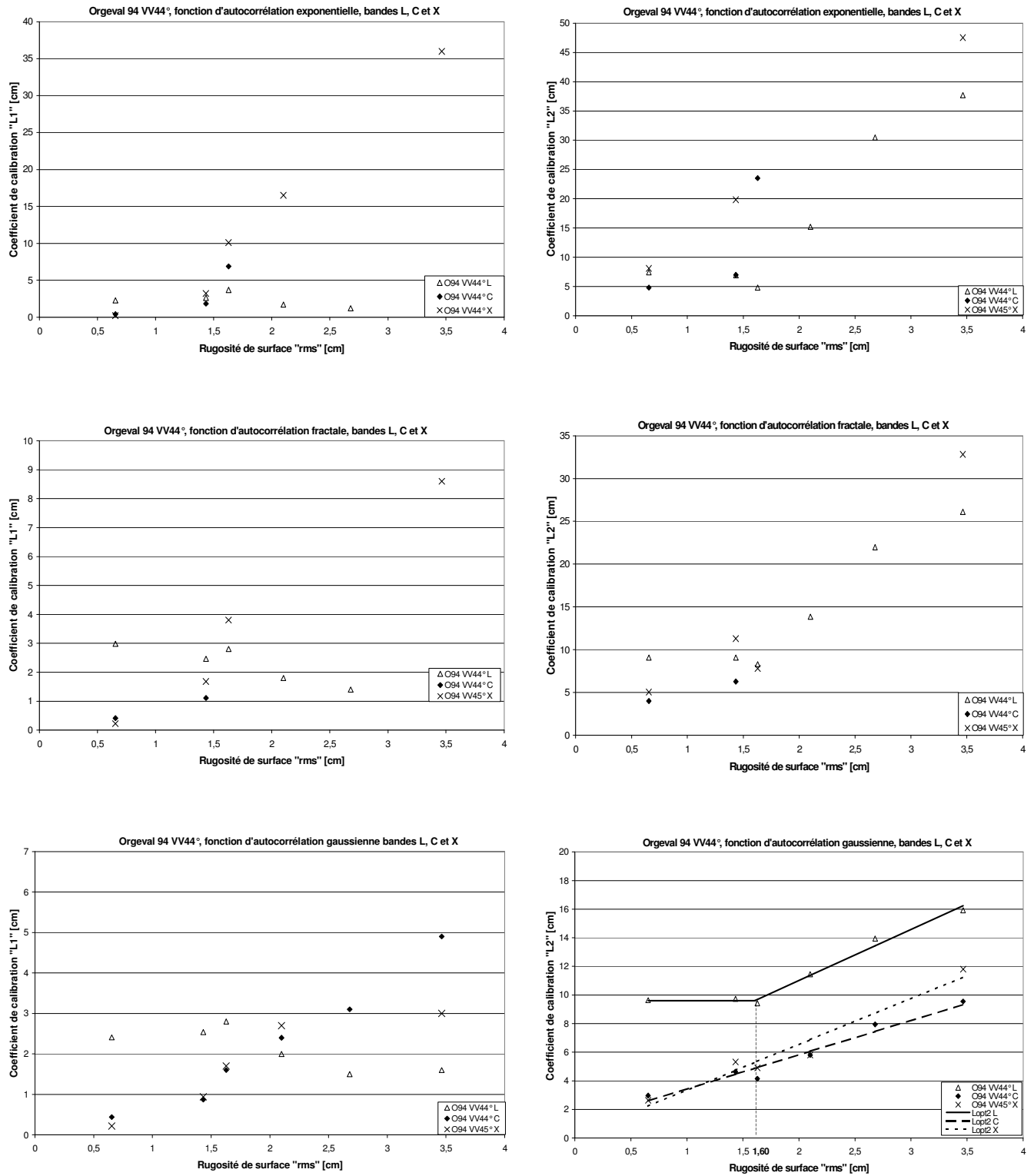


Fig. 34 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour VV44° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

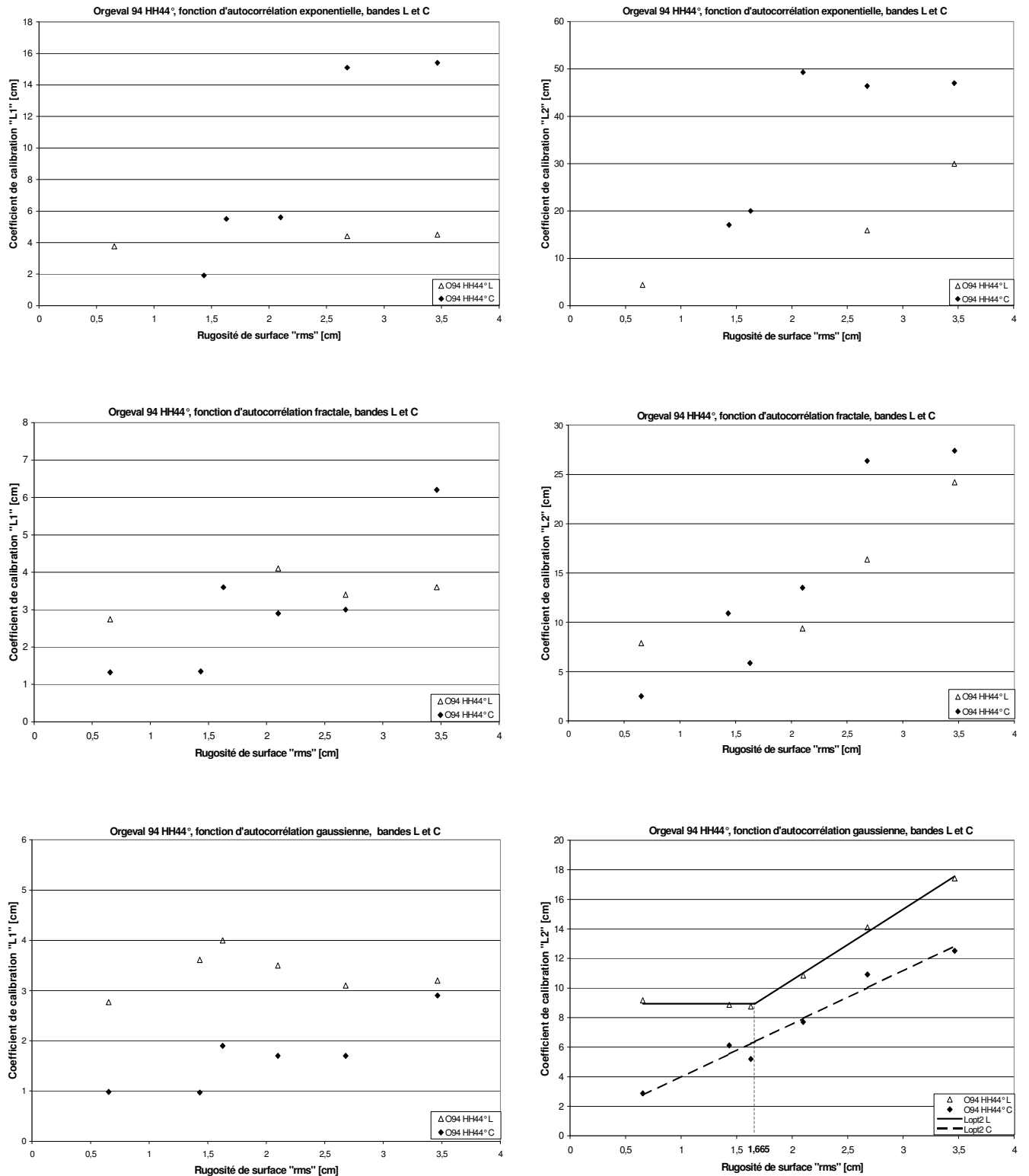


Fig. 35 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH44° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonction d'autocorrélation ont été utilisées.

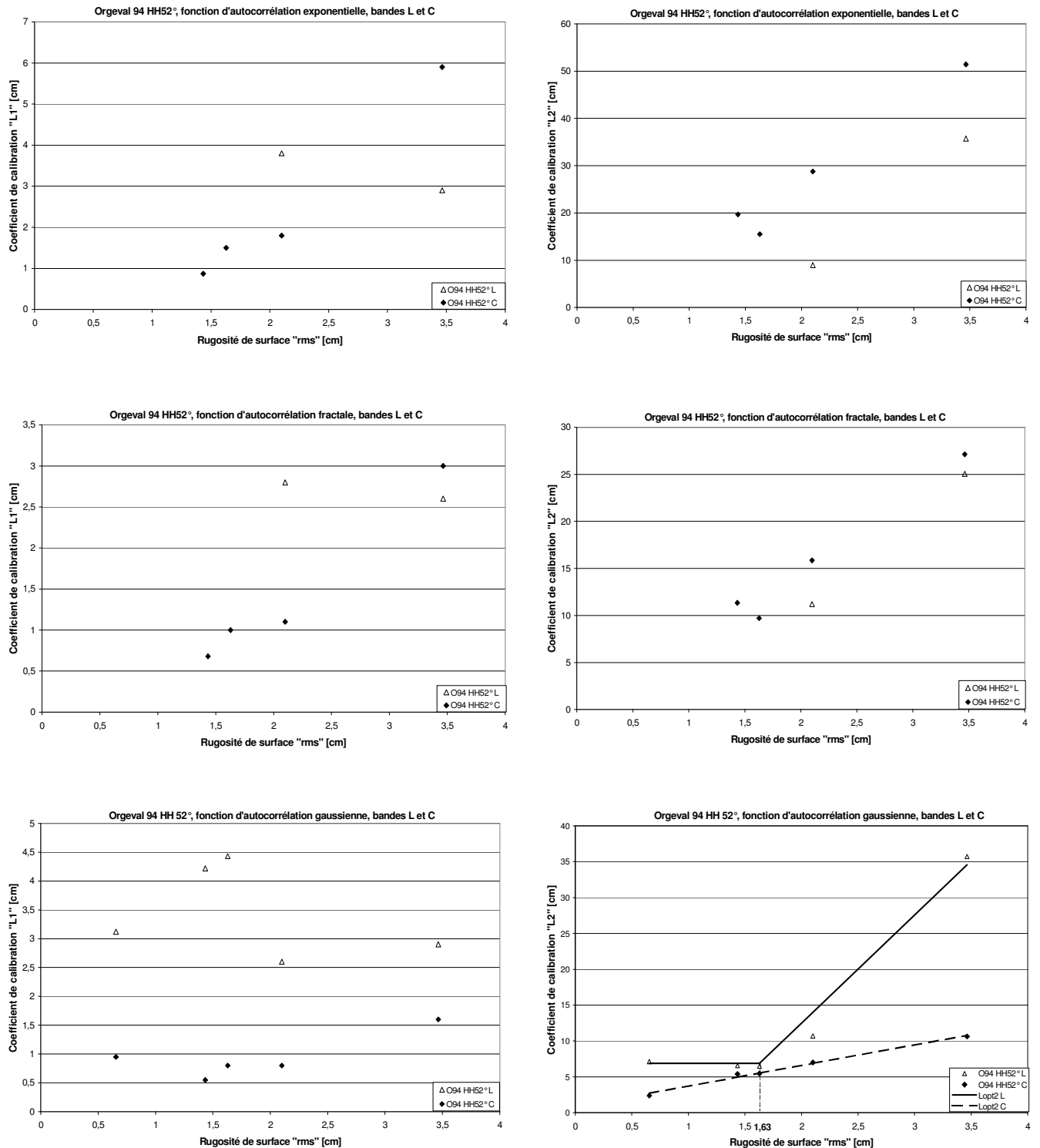


Fig. 36 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH52° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

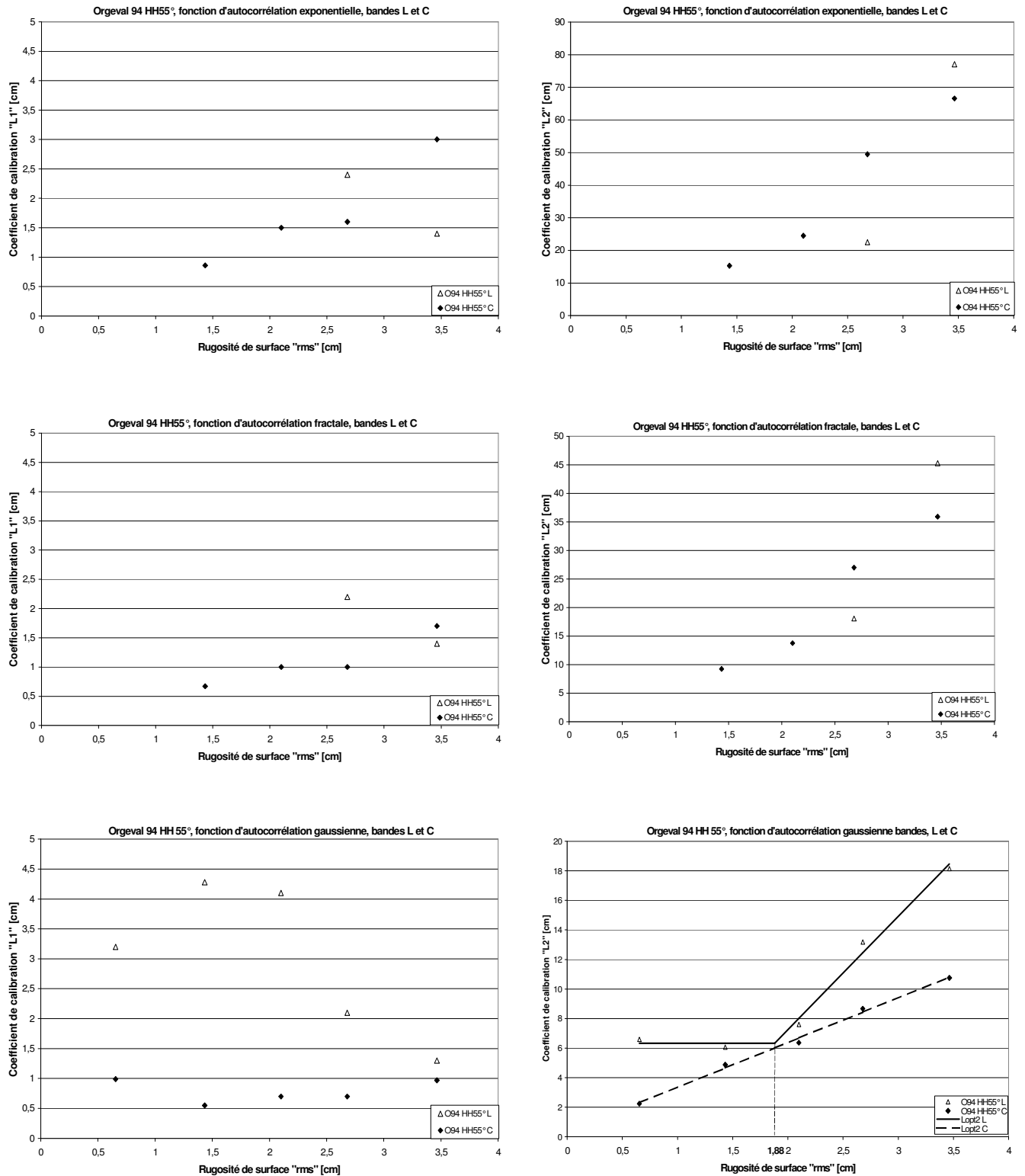


Fig. 37 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH55° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

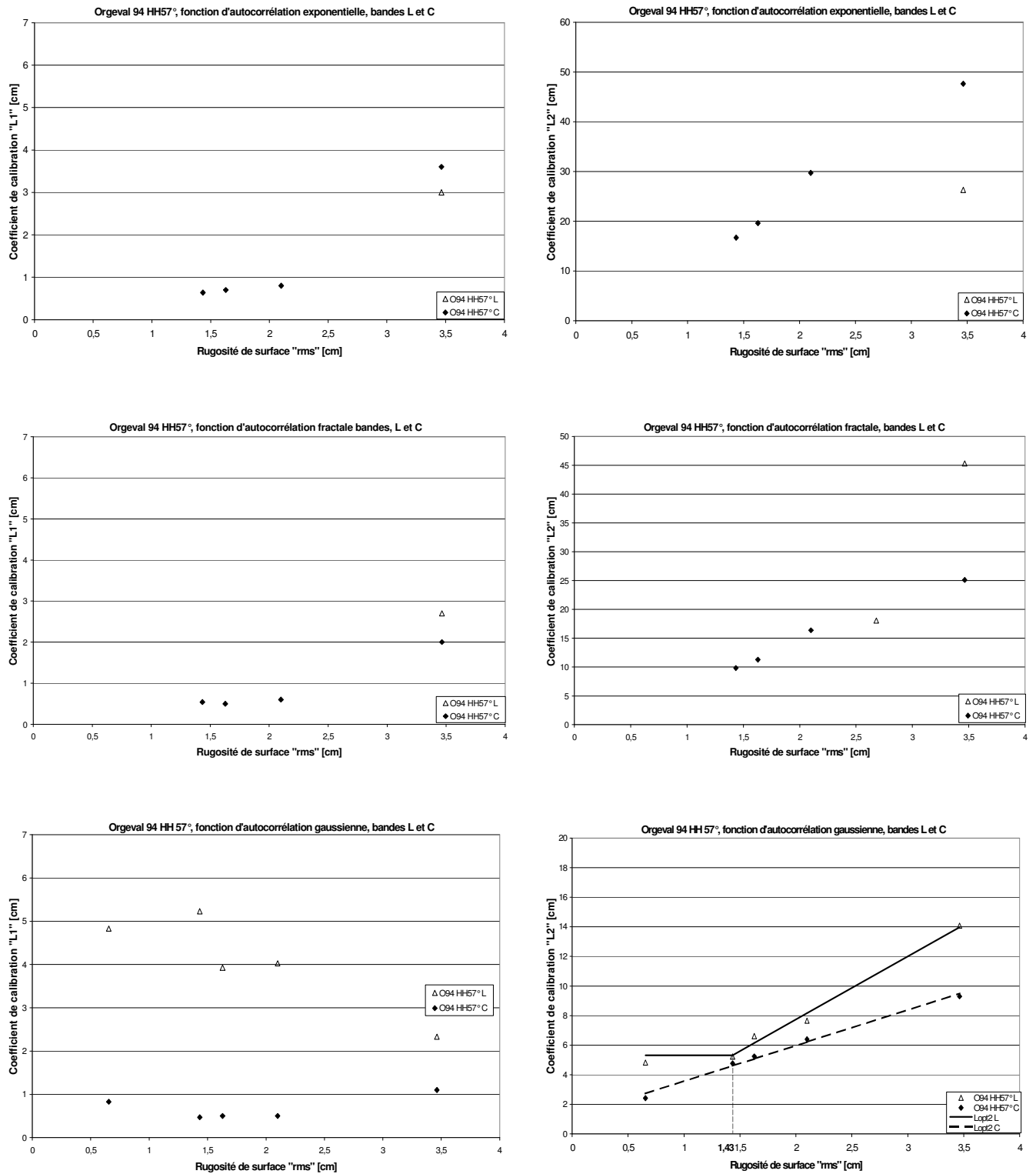


Fig. 38 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH57° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface, en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation et les bandes de fréquences L et C.



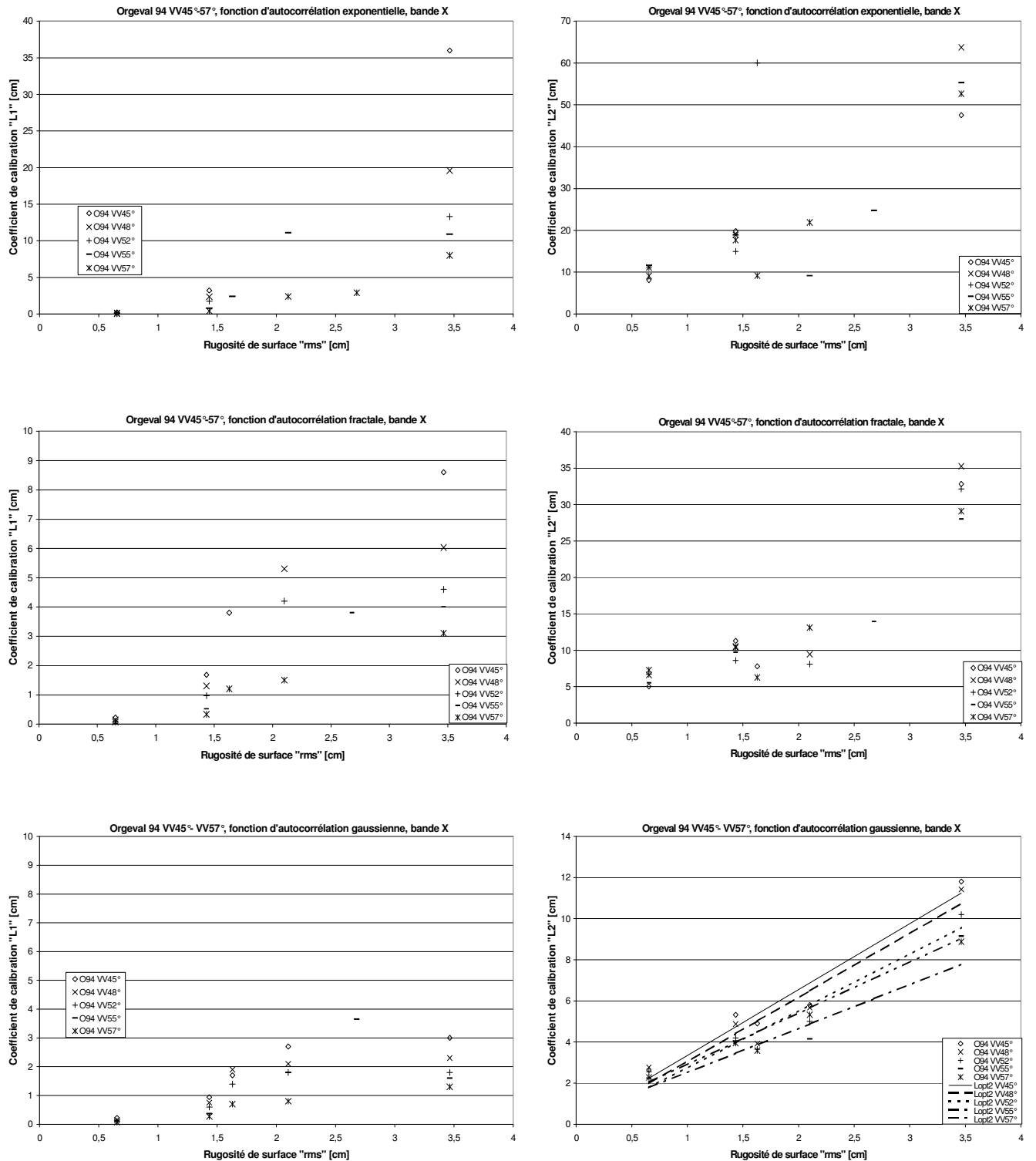


Fig. 39 – Paramètres de calibration  $L_1$  et  $L_2$  en bande X pour VV45°, VV48°, VV52°, VV55° et VV57° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.

## 7. Conclusion

La modélisation du signal radar passe nécessairement par une bonne description de la surface du sol et par un modèle de rétrodiffusion adéquat qui serait capable de reproduire un coefficient de rétrodiffusion similaire à celui mesuré par les capteurs radar. Le modèle qui a été analysé au cours de cette étude est le modèle de rétrodiffusion IEM en raison de son adaptation aux surfaces agricoles. Cependant, le modèle IEM présente des défauts non négligeables puisqu'il ne restitue pas fidèlement le coefficient de rétrodiffusion mesuré par les capteurs radar.

Pour corriger les imperfections de ce modèle, une calibration semi-empirique a été réalisée et évaluée sur plusieurs sites d'étude en France et au Canada dans le but d'obtenir une meilleure corrélation entre données simulées et données mesurées. La calibration proposée permet d'améliorer sensiblement le fonctionnement du modèle IEM quelque soit la configuration radar et le site d'étude (réduction du biais et de l'écart type des erreurs). Cette calibration s'avère être robuste et généralisable, puisqu'elle est indépendante de la base de données et du capteur utilisés.

La calibration du modèle IEM a été réalisée à partir des configurations radar variées en incidence ( $23^{\circ}$ - $57^{\circ}$ ), en polarisation (HH et VV) et en fréquence radar (L, C et X). Les résultats ont montré une dépendance entre le paramètre de calibration et les paramètres instrumentaux (incidence, polarisation et fréquence). De même, le paramètre de calibration a été trouvé dépendant de la rugosité de surface. Lors de l'inversion du signal radar, les sols nus en zones agricoles pourront être caractérisés par deux paramètres de surface (rms surface height and soil moisture) au lieu de trois initialement (rms surface height, corrélation length and soil moisture). Pour la forme de la fonction de corrélation, nous avons testé les fonctions exponentielle, fractale et gaussienne et c'est la fonction fractale qui s'est avérée optimale pour un bon fonctionnement du modèle IEM.

Ce résultat permet d'envisager une utilisation opérationnelle du modèle IEM calibré. En effet, la version calibrée d'IEM pourrait ainsi être utilisée dans les processus d'inversion des données radar (ERS, RADARSAT, ENVISAT,...) afin d'extraire l'humidité et la rugosité de surface des parcelles agricole nues.

## 8. Liste des illustrations

### FIGURES

Fig. 1 - Principe de visée d'un capteur radar spatial. ....	17
Fig. 2 – Déformations dues à la projection ROS.....	19
Fig. 3 – Exemple d'une image radar comportant des zones de compression, d'ombres et un fort chatoiement. ....	19
Fig. 4 - Domaine des hyperfréquences. ....	22
Fig. 5 - Définition de l'angle d'incidence $\theta$ . ....	22
Fig. 6 - Effet de la rugosité sur le signal radar. ....	23
Fig. 7 - Définition de l'angle relatif $\phi$ .....	24
Fig. 8 - Cliché perpendiculaire à la direction des rangs, permettant ultérieurement la numérisation des altitudes relatives des aiguilles. ....	27
Fig. 9 - Exemple d'une fonction de corrélation.....	29
Fig. 10 - Domaine de validité des modèles électromagnétiques .....	31
Fig. 11 - Fonction d'autocorrélation Expérimentale, Exponentielle et Gaussienne.....	34
Fig. 12 - Représentation du modèle IEM .....	40
Fig. 13 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar ERS VV23° et VV24° pour chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne.....	42
Fig. 14 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH21°, HH24°, HH25° et HH26° pour chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne. ....	43
Fig. 15 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH35°, HH39° et HH40° pour chacune des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne. ....	44
Fig. 16 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images radar RSAT HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7° pour des fonctions d'autocorrélation: exponentielle, fractale et gaussienne. ....	45
Fig. 17- Coefficient de rétrodiffusion simulé par le modèle IEM en fonction de la longueur de corrélation avec une fonction d'autocorrélation exponentielle.....	46
Fig. 18 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour VV23° et VV24° (ERS) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation. ....	49
Fig. 19 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH21°, HH24°, HH25° et HH26° (RADARSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation. ....	50
Fig. 20 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH35°, HH39° et HH40° (RADARSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.....	51

Fig. 21 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7° (RSAT) en fonction de la rugosité de surface et en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation.....	52
Fig. 22 – Comportement physique du modèle IEM en utilisant les expressions analytiques de Lopt1 et Lopt2, pour VV23°/VV24° (ERS) et HH21°/HH24°/HH25°/HH26° (RSAT). Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées. ....	53
Fig. 23 – Comportement physique du modèle IEM en utilisant les expressions analytiques de Lopt1 et Lopt2 pour HH39°/HH40° (RSAT) et HH 45°/HH47.5°/HH47.7° (RSAT). Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées. ....	54
Fig. 24 – Comportement du modèle IEM en fonction de la longueur de corrélation pour une configuration équivalente à ERS (VV23°) et une fonction d'autocorrélation exponentielle.....	55
Fig. 25 – Influence de l'angle d'incidence et de la polarisation sur le paramètre de calibration Lopt2.....	56
Fig. 26 – Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images ERS VV23° et VV24°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	58
Fig. 27 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH21°, HH24° HH25° et HH26°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	59
Fig. 28 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH35°, HH39° et HH40°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	60
Fig. 29 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des images RSAT HH45°, HH47°, HH47.5° et HH47.7°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	61
Fig. 30 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM non calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME HH25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	63
Fig. 31 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME HH25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	64
Fig. 32 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM non calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME VV25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	65
Fig. 33 - Coefficient de rétrodiffusion simulé par IEM calibré en fonction du coefficient de rétrodiffusion mesuré à partir des données d'ERASME VV25°. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	66
Fig. 34 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour VV44° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées.....	69
Fig. 35 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH44° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonction d'autocorrélation ont été utilisées .....	70

Fig. 36 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH52° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées. ....	71
Fig. 37 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH55° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface pour les trois bandes L, C et X. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées. ....	72
Fig. 38 – Paramètres de calibration L1 et L2 pour HH57° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface, en utilisant les trois fonctions d'autocorrélation et les bandes de fréquences L et C. ....	73
Fig. 39 – Paramètres de calibration L1 et L2 en bande X pour VV45°, VV48°, VV52°, VV55° et VV57° (SIR-C) en fonction de la rugosité de surface. Les trois fonctions d'autocorrélation ont été utilisées. ....	74

## Tableaux

Tabl. 1 - Les différents capteurs ROS .....	16
Tabl. 2 - Définition des différents formats d'expression du signal radar.....	25
Tabl. 3 - Description de la base de données. ....	37
Tabl. 4 – Résultats des simulations pour ERS VV23°, RSAT HH24°, RSAT HH39° et RSAT HH47° avec les fonctions d'autocorrélation exponentielle, fractale et gaussienne. ....	40
Tabl. 5 - Résultats des simulations pour ERS VV23°, RSAT HH24°, RSAT HH40° et RSAT HH47° après calibration d'IEM, avec les fonctions d'autocorrélation exponentielle, fractale et gaussienne. ....	57
Tabl. 6 – Validation de la calibration à partir des données ERSAME VV-25° et ERASME-HH-25° (Pays de Caux 94). La moyenne et l'écart type de la différence entre $\sigma^\circ$ IEM et $\sigma^\circ$ radar sont calculés avant et après calibration. ....	62

## 9. Bibliographie

- Autret M. - Etude Théorique de la Sensibilité du signal Rétrodiffusé en Hyperfréquence aux Paramètres Caractéristiques d'un Sol Agricole : Humidité et Rugosité, Thèse, Université Paris 7, 1987.
- Baghdadi *et al.* (1999) - Procédure de calibration des images radar Ers et Radarsat : implantation dans le logiciel ERDAS (MODELER) - Note technique BRGM DR/LGT 99/142, 11 pp.
- Baghdadi N., Paillou P., Davidson M., Grandjean G. and Dubois P. (2000) - Relationship between profile length and roughness parameters for natural surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no 17, p. 3375-3381.
- Baghdadi N., Bonnifait L., King C. and Bourguignon A. (2002a) - Utilisation des images SAR pour calibration empirique du modèle IEM dans un contexte de sols nus en zones agricoles. *Revue Télédétection*, in press.
- Baghdadi N., King C., Chanzy A., Wigneron J.P. (2002b) - An empirical calibration of IEM model based on SAR data and measurements of soil moisture and surface roughness over bare soils. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, no. 20, pp. 4325-4340.
- Baghdadi N., King C., Bourguignon A., Remond A. (2002c) - Potential of ERS and RADARSAT data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, no. 17, pp. 3427-3442.
- Baret F. (2000) - RESEDA final report, CEE project no. ENV4-CT96-0326, 57 pages.
- Beckman P and Spizzichino A. (1963) - The Scattering of Electromagnetic Waves from Rough Surfaces, Pergamon Press, New York.
- Casarano D., Posa F., Mattia F., De Carolis G.N., Souyris J.C., Le Toan T. and Pasquariello (1997) – Monte Carlo Simulation of Backscattering from Natural Soil Surfaces. IGARSS'97, Singapore.
- Chanzy A., King C., Prévot L., Remond A., Wigneron J.P., Calcagno P., Zribi M. and Desprtis J.F. (1998) - Comparaison of ERS and multi-angle RADARSAT measurements on bare soils : First results. *Second International Workshop on Retrieval of Bio- & Geo-physical Parameters from SAR Data for land Applications*. ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, pp. 471-477.
- Dubois P.C., Van Zyl J. and Engman T. (1995) - Measuring Soil Moisture with Imaging Radars, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33, no. 4., pp.915-926.

- Engman E.T., Wang, J.R. (1987) - Evaluating Roughness Models of Radar Backscatter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-25, no 6, pp. 709-713.
- Fung A.K. (1994) - Microwave Scattering and Emission Models and their Applications. Artech House, Inc., Boston, London, 573 p.
- King C. (2001) - Floodgen un programme de recherche pour lutter contre le ruissellement excessif, rapport final CEE ENV 4 CT 96 0368, 65 pages.
- Laur H. (1992) - Derivation of backscattering coefficient sigma in ERS-1 SAR PRI products. *European Space Agency*, October 1992.
- Le Bissonnais Y. and Singer M.J. (1992) - Crusting, Runoff and Erosion Response to Soil Water Content and Successive Rainfalls. *Soil Science Society American Journal*, vol. 56, pp. 1898-1903.
- Le Bissonnais Y., Nenkhadra H., Chapot V., Fox D., King D. and Daroussin J. (1998) – Crusting, runoff and sheet erosion on silty loamy soils at various scales and upscaling from to small cathment. *Soil and tillage Research*, 46, pp. 69-80.
- Legendre (1995) - Manuel de géocodage - BRGM, 22 p.
- Le Toan T., Merdas M., Smacchia P., Souyris J.C., Beaudoin A., Nagid Y. and Lichtenegger J. (1994) - Soil moisture monitoring using ERS-1. 2<sup>nd</sup> ERS-1 symp. ESAHambourg, pp. 883-888.
- Oh Y., Sarabandi K. and Ulaby F.T. (1992) - An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *I.E.E.E. Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no. 2, pp. 370-381.
- Oh Y., Sarabandi K. and Ulaby F.T. (1994) - An Inversion Algorithm to Retrieve Soil Moisture and Surface Roughness from Polarimetric Radar Observation, IGARSS'94, Italy.
- Oh Y. (1997) - Precise Estimation of Surface Roughness Parameters from Field-Measured Ground Truth Data, IGARSS'97, Singapore.
- Oh Y. and Kay Y. (1998) - Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, no. 2, pp. 691-695.
- Polidori (1997) - Cartographie radar Gordon and Breach Science Publishers, pp. 13-26.
- Quesney A., Le Hégarat-Mascale S., Taconet O., Vidal-Madjar D., Wigneron J.P., Loumagne C. and Normand M. (2000) – Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data, *Remote Sensing of Environnement*, vol. 72, 290-303.
- Rakotoarivony L. (1995) - Validation de modèles de diffusion électromagnétique: Comparaison entre simulations et mesures radar hélicopté sur des surfaces agricoles de sol nu. Ph.D. Thesis, University of Caen, 175 pp.

- Rice S.O.- Reflection of Electromagnetic Waves from Slightly Rough Surfaces (1951) - *Comm. Pure Appl. Math*, vol. 4, pp. 352-378.
- Rouvier S., Borderie P., Chenerie I., Souyris J.C., Le Toan T. and Floury N. (1996) - Fractal Analysis of Bidimensional Profiles and Application to Electromagnetic Scattering from Soil, IGASS'96, Lincoln, USA.
- Shi J., Wang A., Hsu Y., O'Heil P.E. and Engman E.T. (1997) - Estimation of Bare Surface Soil Moisture and Surface Roughness Parameter Using L-band SAR measurements. *I.E.E.E. Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 1, pp. 507-509.
- Souyris J.C., Wang L., Hsu C.C., Kong J.A., Le toan T., Boudier N., Yueh S.H., Wegmuller U. and Matzler C. (1994) - Inversion of Soil Moisture with Radar Backscattering Data, IGARSS'94.
- Ulaby T.T., Moore R.K. and Fung A.K. (1982) – Microwave Remote Sensing Active and Passive, vol. II, Chap. 12. ARTECH HOUSE, Norwood.
- Zribi M., Taconet O., Le Hegarat-Masclé S., Vidal-Madjar D., Emblanch C., Loumagne C. and Normand M. (1997) – Backscattering behavior and simulation : Comparison over bare soils using SIR-C/X-SAR and ERASME 1994 data over Orgeval. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, pp. 256-266.
- Zribi M. (1998) – Développement de nouvelles méthodes de modélisation de la rugosité pour la rétrodiffusion hyperfréquence de la surface du sol. *Thèse de doctorat à l'université de Toulouse*, pp. 14-15.
- Zribi M., Ciarletti V., Taconet O., Boissard P., Chapron M., Paillé J. et Rabin B. (2000) - Backscattering on soil structure described by plane facets, *International Journal of Remote Sensing*, vol.21, pp. 137-153.



