

# IREENA

Institut de Recherche en Electrotechnique et Electronique  
de Nantes-Atlantique



École Doctorale  
Sciences et Technologie  
de l'Information et des Matériaux

Modélisation de l'Indice de Réfraction par Inversion des Échos Radar de Mer.  
Application à la Prédiction des Systèmes Électromagnétiques Embarqués sur Navires.

Rapport de thèse  
Septembre 2008

Rémi DOUVENOT

Directeur de Thèse

Joseph SAILLARD : Université de Nantes, Polytech'Nantes

Encadrants

Vincent FABBRO : ONERA Toulouse

Christophe BOURLIER : Université de Nantes, Polytech'Nantes



## Table des Matières

<b>Chapitre A/ Introduction</b>	<b>1</b>
<b>A.I. Propagation en basse troposphère en milieu marin et besoin d'une caractérisation du milieu</b>	<b>1</b>
<b>A.II. Outils existants pour la caractérisation du milieu atmosphérique et démarche adoptée</b>	<b>2</b>
A.II.1. Mesure par réfractomètre	2
A.II.2. Calcul de l'indice de réfraction depuis des mesures atmosphériques	3
A.II.3. Méthodes méso-échelles	3
A.II.4. Utilisation du temps de trajet	3
A.II.5. RFC : Refractivity From Clutter	4
<b>Chapitre B/ Inversion des Échos Radars de Mer – Introduction à la RFC</b>	<b>5</b>
<b>B.I. Présentation du problème direct</b>	<b>5</b>
B.I.1. Influence et modélisation de l'indice de réfraction	5
a Le Coindice de Réfraction Modifié (CRM)	6
b Conduits atmosphériques	7
B.I.2. Modélisation de la propagation en avant	14
a Conditions limites : la surface de mer	15
b Modélisation de la propagation	16
B.I.3. Puissance rétro-diffusée par le fouillis de mer	19
a Modélisation de la SERN	20
b Utilisation du lancer de rayons pour obtenir l'angle rasant	22
c Modélisation de la dynamique angulaire du fouillis de mer dans la RFC	29
<b>B.II. Présentation du problème inverse</b>	<b>31</b>
B.II.1. État de l'art dans la RFC	33
a Historique	33
b Variabilité temporelle et spatiale des conditions de réfractivité	33
c Mise en forme de l'inversion	36
<b>B.III. Conclusion</b>	<b>37</b>
<b>Chapitre C/ Méthodes d'Inversion</b>	<b>39</b>
<b>C.I. Étude des méthodes d'inversion face aux besoins RFC</b>	<b>39</b>
C.I.1. Positionnement pour le développement d'une nouvelle méthodologie RFC	40
a Méthodes itératives	40
b Méthodes d'inversion avec base de données pré-générée	42
c Méthode de génération d'une base d'entraînement	44
<b>C.II. Développement spécifique d'une méthode d'inversion dédiée</b>	<b>47</b>
C.II.1. L'algorithme LS-SVM	47
a Historique	47
b Création de la base d'entraînement	48
c Fonction linéaire	49
d Fonction non linéaire	49
C.II.2. L'algorithme MuLS-SVM	52
a Fonction linéaire	53
b Fonction non linéaire	54
C.II.3. Optimisation des méthodes LS-SVM et MuLS-SVM	56
a Sur le choix du noyau gaussien	56
b Optimisation des hyperparamètres	56
<b>C.III. Comparaison et validation théorique des méthodes retenues</b>	<b>58</b>
C.III.1. Procédé de comparaison	58
C.III.2. Résultats	60
a Précision des inversions	60

b	Les temps de calcul	63
c	Conclusion sur l'étude des méthodes d'inversion en conditions idéales	64
C.III.3.	Validation théorique avec des profils d'indice mesurés	64
a	Résultats à 1 GHz	65
b	Résultats à 5 GHz	68
c	Conclusion sur l'étude des profils mesurés	70
C.III.4.	Améliorations possibles des méthodes d'apprentissage	70
<b>Chapitre D/ Application de l'Inversion des Échos de Mer sur des Données Mesurées</b>		<b>71</b>
<b>D.I.</b>	<b>Campagne VAMPIRA</b>	<b>72</b>
D.I.1.	Description de la Campagne d'expérimentation	72
a	Mesures des facteurs de propagation sur trièdres	72
b	Mesures météorologiques	74
D.I.2.	Adaptation de la méthode d'inversion aux données	75
a	Le conduit d'évaporation – conditions non neutres	75
b	Mise en forme des données mesurées	76
D.I.3.	Résultats	77
D.I.4.	Conclusion sur les Données VAMPIRA	82
<b>D.II.</b>	<b>Campagne Wallops '98</b>	<b>83</b>
D.II.1.	Description de la campagne d'expérimentation	83
a	Mesures de cartographies de rapport signal à bruit	83
b	Mesures atmosphériques	84
c	Mise en forme des données	84
D.II.2.	Travaux effectués	86
a	Application des algorithmes MI0 et MuLS-SVM	86
b	Amélioration de la MI0	87
c	Limitations de la méthode	91
d	Complexification du modèle de conduit atmosphérique	92
e	Utilisation de la cohérence azimutale	95
D.II.3.	Formulation de la méthode et synthèse des résultats	101
a	Formulation mathématique de la méthode	101
b	Synthèse des résultats	102
D.II.4.	Conclusion sur les données Wallops '98	105
<b>Chapitre E/ Conclusion</b>		<b>107</b>
1	Le modèle GIT	108
2	Amélioration du modèle GIT	110
1	Fonction linéaire	115
1.a.	Mise en forme du problème inverse	115
1.b.	Résolution du problème d'entraînement	116
2	Fonction non linéaire	117
1	Fonction linéaire	120
2	Fonction non linéaire	122
2.a.	Définition de la fonction objectif initiale	122
2.b.	Transposition de la fonction objectif dans l'espace de redescription	123
2.c.	Résolution du problème non linéaire reformulé	124

# Chapitre A/ INTRODUCTION

## A.I. Propagation en basse troposphère en milieu marin et besoin d'une caractérisation du milieu

Le milieu marin en basse troposphère (sur les premières centaines de mètres d'altitude) est le témoin de nombreux phénomènes météorologiques. La pression, la température, l'humidité et la vitesse de vent sont les principaux indicateurs des variations parfois brutales de conditions atmosphériques que l'on peut rencontrer. Dans un tel environnement, l'utilisation de systèmes radars peut être perturbée.

Dans le cadre de la détection des objets flottants ou en vol basse altitude en milieu marin, une problématique importante est la prédiction de la portée des systèmes radars embarqués. Les conditions météorologiques changeantes impliquent des variations d'indice de réfraction. Celles-ci ont pour effet de courber la trajectoire des ondes électromagnétiques. Les couvertures radars sont ainsi fortement dépendantes de ces phénomènes météorologiques. Les ondes électromagnétiques sont affectées par les variations en humidité, pression et température notamment. Les effets de ces trois grandeurs sur la propagation des ondes peuvent être synthétisés par l'effet d'une seule : l'indice de réfraction.

On distingue plusieurs types de conditions de propagation suivant la valeur du gradient d'indice de réfraction. Ces conditions sont illustrées sur la Figure 1. On dénombre : la sub-réfraction, les conditions standard, la super-réfraction et le guidage. Les conditions de sub-réfraction tendent à diminuer la courbure de la trajectoire des ondes. La portée des radars à basse élévation est ainsi réduite dans de telles conditions car les ondes s'éloignent plus vite de la surface terrestre que dans des conditions standard. La sub-réfraction est peu propice à la détection basse altitude. Les conditions d'atmosphère standard correspondent aux gradients standard d'humidité, pression et température. Les conditions de super-réfraction tendent à courber la trajectoire des ondes vers la surface terrestre. La portée du radar est ainsi accrue. Enfin, le phénomène de guidage apparaît quand il y a présence de conduits atmosphériques. La courbure des ondes est alors plus forte que la courbure terrestre. Le conduit agit comme un guide d'onde et le faisceau est "piégé" entre le conduit et la surface de mer. Le phénomène de guidage accroît significativement la portée des systèmes radars.

La distance entre le radar et la cible est connue par la mesure du temps de propagation aller-retour de l'onde. La localisation angulaire est quant à elle déterminée par le pointage de l'antenne et son diagramme de rayonnement. Ainsi dans le plan vertical, pour une direction donnée, la détermination de la direction de la cible en élévation est fortement dépendante des effets de réfraction (cf. Figure 1).

Les conditions atmosphériques influent donc assez largement sur la portée des systèmes radars. On met ainsi en exergue le besoin de caractériser le milieu afin de fournir aux outils de modélisation un indice de réfraction réaliste.

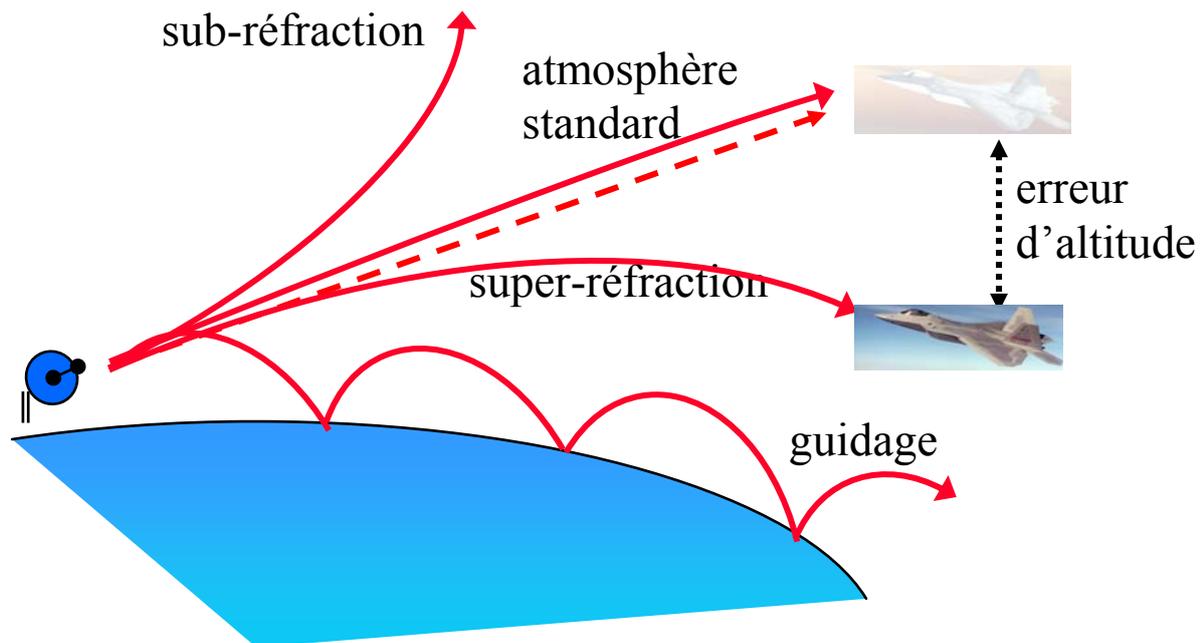


Figure 1 : Illustration des différentes conditions de réfraction et de l'erreur d'altitude

## A.II. Outils existants pour la caractérisation du milieu atmosphérique et démarche adoptée

Pour la prédiction de la couverture des radars embarqués, on dispose actuellement de puissants algorithmes de modélisation de propagation des ondes capables de prendre en compte les variations de l'indice de réfraction. Cependant, pour une prédiction précise et réaliste, ces algorithmes de propagation requièrent cet indice de réfraction en entrée. Le but de cette thèse est l'étude d'un outil capable de fournir, à bord du navire et en temps réel, ces données atmosphériques.

Différentes méthodes existent pour retrouver l'indice de réfraction.

### A.II.1. Mesure par réfractomètre

La méthode la plus précise est l'utilisation d'un réfractomètre. En comparant des fréquences de résonance dans une cavité ouverte au milieu d'une part et dans une cavité close servant de

référence d'autre part, on peut déduire l'indice de réfraction du milieu. Cependant, le réfractomètre est un instrument coûteux et nécessite, pour décrire toute la basse troposphère, d'être embarqué sur un hélicoptère ou un avion en déplacement sur un grand domaine.

### **A.II.2. Calcul de l'indice de réfraction depuis des mesures atmosphériques**

Une autre méthode classique est la mesure des conditions atmosphériques – pression, température et humidité – par des bouées et des radiosondages à partir desquels peut être déduit l'indice de réfraction. Cependant, le temps de réponse de ces systèmes est important, de l'ordre de la demi-heure. De plus, garder les mesures à jour nécessite des radiosondages réguliers. Cette méthode est enfin assez contraignante puisqu'elle requiert de faire plusieurs radiosondages simultanés le long de la distance de propagation afin de rendre compte de la variabilité spatiale de l'indice de réfraction dans la direction de propagation.

### **A.II.3. Méthodes méso-échelles**

Une troisième méthode se base sur les modèles météo méso-échelles disponibles sur la totalité du globe. Le couplage de bases de données météo avec des mesures par satellites donne de bons résultats mais la résolution, particulièrement près de la surface de mer, n'est pas assez fine pour décrire assez précisément la basse troposphère.

### **A.II.4. Utilisation du temps de trajet**

En disposant d'une antenne ayant une bonne résolution Doppler et de quelques cibles statiques au sol, il est possible de déduire l'indice de réfraction moyen sur un trajet, entre l'antenne et la cible visée [Fabry *et al.*, 1997]. On peut ainsi, en disposant de plusieurs cibles, disposer d'une cartographie 2D de l'indice de réfraction au sol autour de l'antenne. Cependant, pour appliquer cette méthode, l'antenne doit avoir une bonne précision Doppler et surtout une bonne stabilité sur de longues périodes, afin que la calibration de l'antenne soit toujours valable après plusieurs mois. Le principe de fonctionnement de ce système est le suivant : si l'on considère le temps  $t$  que met une onde électromagnétique à franchir l'espace entre l'antenne et la cible située à une distance  $r$ , on peut noter :

$$t = 2r \frac{n}{c}. \quad (1)$$

$c$  représente la célérité de la lumière.

Quand  $n$  diffère de l'indice de réfraction du vide, cela induit une différence de temps de trajet qui se reflète par un déphasage du signal sur la cible. Ainsi, on peut mesurer la différence d'indice de réfraction avec le vide à partir du déphasage du signal avec celui reçu dans des conditions standard d'atmosphère. Ce déphasage peut être exprimé de la forme :

$$\Delta\phi = 2\pi f \Delta t = \frac{2\pi f r}{c} \Delta n, \quad (2)$$

où  $f$  est la fréquence du radar. Cette méthode fonctionne relativement bien mais connaît quelques limitations : en plus d'une précision et d'une stabilité très élevées sur les mesures Doppler, le radar doit éclairer des cibles totalement fixes, afin de n'introduire aucune erreur sur la phase. Cette méthode est donc inapplicable en milieu marin où toute balise flottante est soumise à des mouvements de roulis. On pourrait au mieux l'appliquer en utilisant pour cible un point fixe sur une île ou un îlot, mais la méthode perdrait son intérêt (obtenir une cartographie 2D de l'indice de réfraction au niveau du sol).

Encore en développement, une autre technique basée sur le même principe est l'utilisation des satellites GPS. L'indice de réfraction pourrait être déduit par le temps de trajet de l'onde qui est modifié par l'indice de réfraction grâce à une comparaison avec une méthode lancer de rayons en milieu homogène.

### **A.II.5. RFC : Refractivity From Clutter**

Enfin, la méthode développée dans cette thèse propose d'utiliser directement le radar pour déduire sa portée. Il s'agit d'extraire l'information contenue dans le fouillis de mer – comprenez dans le signal retrodiffusé par la surface de mer que le radar reçoit en l'absence de cible – afin de retrouver le profil d'indice de réfraction. Cette méthode est connue sous le nom de RFC (Refractivity From Clutter). L'avantage de cette méthode est qu'elle ne nécessite aucun équipement lourd ou cher supplémentaire à bord du navire, mais seulement un module d'analyse du signal relié à la sortie du radar. Ainsi, la RFC est un problème inverse.

Plusieurs aspects de la problématique seront donc développés dans ce mémoire de thèse : l'aspect météorologique pour la description de la surface de mer et des conduits atmosphériques, l'algorithme de simulation de propagation d'ondes prenant en compte l'indice de réfraction, la mathématique du problème inverse utilisé pour remonter du fouillis radar à l'indice de réfraction, et enfin le côté expérimental avec la description des campagnes de mesure et la validation de la méthode sur ces données.

# **Chapitre B/ INVERSION DES ÉCHOS RADARS DE MER – INTRODUCTION À LA RFC**

Le but de ce chapitre est de familiariser le lecteur avec la problématique de la "Refractivity from Clutter" (RFC). Le principe de coindice de réfraction modifié (CRM) est introduit, et les phénomènes de conduits atmosphériques en basse troposphère sont expliqués et paramétrés. Les outils de modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques en présence de ces conduits sont de plus introduits. Enfin, le principe de la méthode RFC elle-même est abordé.

## **B.I. Présentation du problème direct**

### **B.I.1. Influence et modélisation de l'indice de réfraction**

D'un point de vue électromagnétique, des gradients parfois forts d'humidité, de pression et/ou de température entraînent des gradients d'indice de réfraction. Ce sont ces gradients d'indice de réfraction qui influent sur la propagation des ondes électromagnétiques. Il faut noter que la valeur absolue de l'indice de réfraction n'a pas d'intérêt dans la problématique RFC car c'est le gradient d'indice de réfraction uniquement qui a un effet sur la propagation des ondes.

Concernant la paramétrisation des conduits atmosphériques, celle-ci doit être assez précise pour décrire au mieux les conduits réels. Mais garder faible le nombre de paramètres décrivant un conduit facilite d'autant le problème inverse consistant à retrouver les paramètres de ce conduit.

a *Le Coindice de Réfraction Modifié (CRM)*

Dans la basse troposphère, l'indice de réfraction reste extrêmement proche de celui du vide, valant 1. Ainsi plutôt que de manipuler l'indice de réfraction  $n$  directement, on lui préfère l'indice de réfraction modifié  $N$ . Celui-ci s'exprime comme :

$$N = (n - 1) \times 10^6. \quad (3)$$

L'indice modifié  $N$  présente l'avantage de pouvoir être manipulé plus facilement que l'indice de réfraction. Il traduit les différences de l'indice de réfraction avec celui du vide. L'indice de réfraction modifié peut être exprimé en fonction des données météorologiques *in situ* [Paulus, 1990] :

$$N = \underbrace{77.6 \frac{P_a}{T_p}}_{\text{terme "sec"}} + \underbrace{3.73 \times 10^5 \frac{e}{T_p^2}}_{\text{terme "humide"}} \quad (4)$$

où  $P_a$  est la pression atmosphérique en mb,  $T_p$  est la température en K et  $e$  est la pression de la vapeur d'eau en mb. Les constantes calculées empiriquement sont valables pour des fréquences comprises entre 1 et 100 GHz [Babin *et al.*, 1997].  $N$  est composé de deux termes. Le terme dit "sec" couvre l'influence des gaz secs, nitrogène et oxygène principalement, alors que le terme "humide" correspond à l'influence de la vapeur d'eau.

Pour des raisons de simplification, les calculs de propagation sont effectués au dessus d'une Terre considérée plate. Pour prendre en compte ce choix dans le calcul de propagation, le CRM  $M$  est introduit. Cet indice prend en compte la courbure terrestre. On l'exprime en fonction de  $N$  :

$$M = N + \frac{z}{a} \times 10^6 \cong N + 0.157z, \quad (5)$$

où  $z$  est l'altitude au-dessus de la mer en mètres et  $a$  est le rayon terrestre en mètres.  $M$  et  $N$  sont sans dimension et s'expriment en unité-M ou unité-N. Les différents types de conditions de réfraction en fonction des gradients de coindice de réfraction et de CRM sont résumés dans le Tableau 1 [Sirkova, 2008].

Tableau 1 : Types de conditions de réfraction en fonction des gradients de CRM et de coindice de réfraction.

Type de réfraction	$dN/dz$ (unité-N/km)	$dM/dz$ (unité-M/km)
sub-réfraction	> -39,2	> 118
standard	-39,2	118
super-réfraction	< - 39,2	< 118
guidage	< -157	< 0

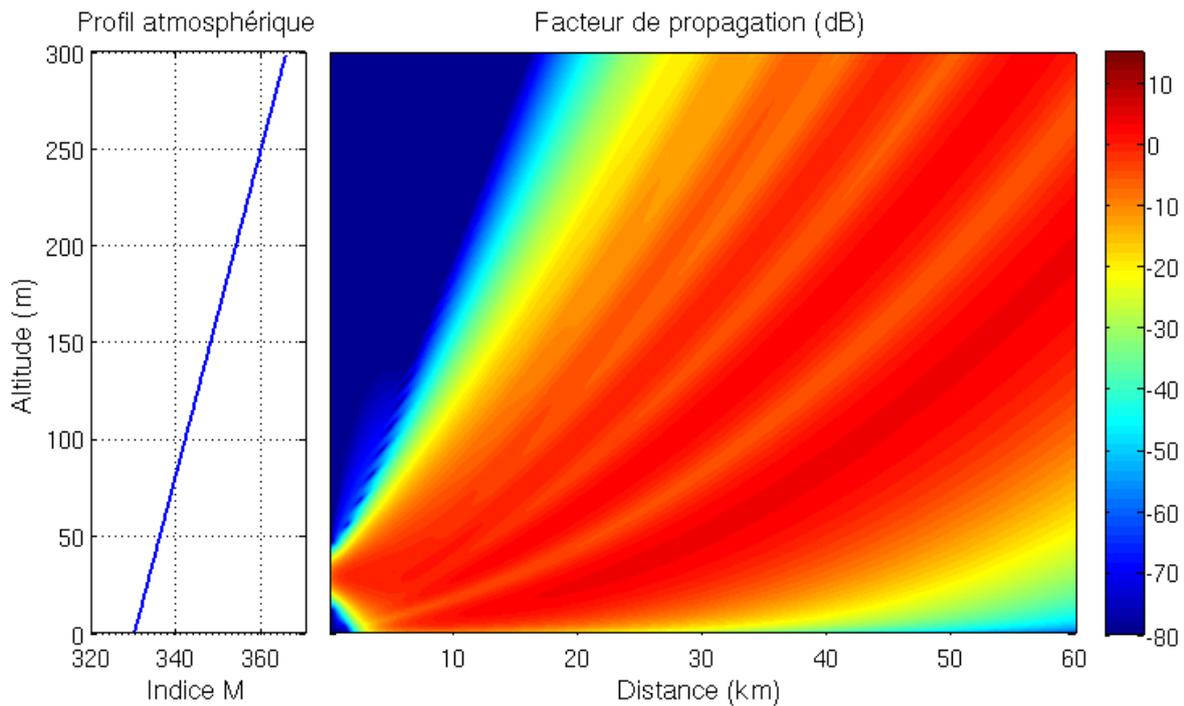


Figure 2 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour une atmosphère standard et à droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz dans un plan de coupe verticale. L'indice  $M$  est en unité-M.

La Figure 2 montre une cartographie 2D verticale du facteur de propagation simulé en atmosphère standard, ainsi que le profil de CRM associé. En atmosphère standard, le gradient de CRM est constant et vaut 0.118 unité-M/m. On peut noter qu'en l'absence de conduit, le facteur de propagation au sol diminue fortement après l'horizon (l'horizon électromagnétique est estimé à 21.7 km sur cet exemple).

Les phénomènes de super-réfraction et de guidage des ondes augmentent la portée théorique des radars en courbant les ondes électromagnétiques vers la surface terrestre. Il est ainsi possible de détecter les effets des conduits sur la puissance reçue par le radar. Dans le paragraphe suivant, les conduits sont détaillés et des exemples sont donnés afin de bien visualiser le phénomène de guidage.

### *b Conduits atmosphériques*

Comme l'indice de réfraction, le CRM varie en fonction des conditions atmosphériques. Des gradients d'humidité, de température et de pression entraînent des gradients de CRM. On distingue certains schémas récurrents dans les types de gradients de CRM rencontrés, correspondant à des phénomènes météorologiques identifiés. Ces événements sont appelés conduits atmosphériques. L'intérêt d'identifier ces conduits est de pouvoir les paramétrer afin de les caractériser. On recense 4 formes de conduits [Gerstoft *et al.*, 2003] : le conduit d'évaporation, le conduit de surface, le conduit surélevé et la couche de sub-réfraction (*cf.* Figure 3). Manquant de données sur les couches de sub-réfraction et ce phénomène restant relativement rare [Goldhirsh et Dockery, 2001], seuls les trois premiers conduits sont analysés dans cette étude.

La Figure 3 représente les quatre formes de conduits recensés et leurs paramétrages respectifs. Pour le conduit d'évaporation (a),  $\delta$  représente la hauteur du conduit et  $c_1$  le gradient de CRM

au-dessus du conduit. Pour le conduit de surface (b) et le conduit surélevé (c),  $z_b$  est la base du conduit,  $c_2$  est l'opposé du gradient de CRM à l'intérieur du conduit et  $z_{thick}$  est l'épaisseur du conduit. Pour la couche de sub-réfraction enfin (d),  $\delta$  représente la hauteur de la couche de sub-réfraction,  $c_s$  le gradient de CRM dans la couche et  $c_1$  le gradient de CRM au-dessus de celle-ci.

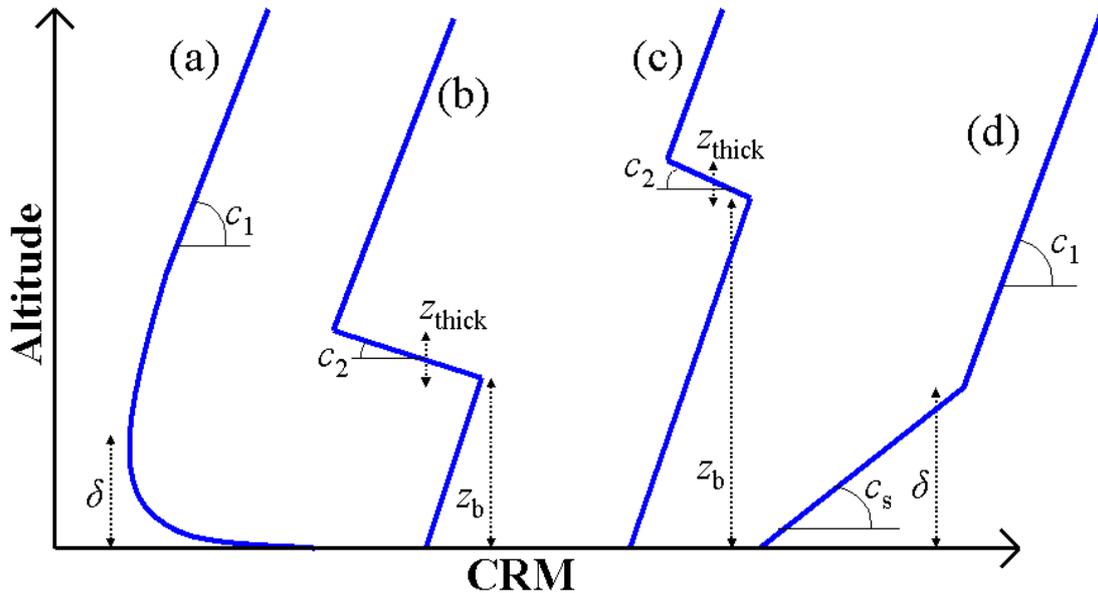


Figure 3 : Profils de CRM en fonction de l'altitude pour (a) un conduit d'évaporation (b) un conduit de surface (c) un conduit surélevé (d) une couche de sub-réfraction

#### ◆ Le conduit d'évaporation

Le conduit d'évaporation est un phénomène quasi permanent à la surface de la mer. L'évaporation de l'eau à la surface crée un fort gradient d'humidité qui se traduit par un fort gradient négatif de CRM qui décroît rapidement. C'est donc sur les premiers mètres que le conduit d'évaporation fait effet de guide d'onde avec la surface de mer, l'onde étant successivement courbée vers la surface par la couche de gradient d'indice négatif puis réfléchi sur la surface de mer. La hauteur du conduit d'évaporation est par définition la hauteur à laquelle le gradient de CRM s'annule [Babin *et al.*, 1997].

La hauteur moyenne mondiale des conduits d'évaporation est de 13 mètres, pour des moyennes locales de 5 mètres aux hautes latitudes et de 16 mètres dans les zones tropicales. La probabilité de trouver un conduit supérieur à 30 mètres est très faible et chute quasiment à zéro pour une hauteur supérieure à 40 mètres [ITU-R P.453-6, 2003].

Pour obtenir le CRM à basse altitude, on mesure en général la température de l'eau, la température de l'air, l'humidité relative et la vitesse du vent à une altitude référence. On peut à partir de ces données calculer le profil de CRM pour un conduit d'évaporation en utilisant le modèle météo de Jeske [Jeske, 1971 ; 1973] basé sur la théorie de similitude de Monin-Obukhov. Sous des conditions dites "neutres", *i.e.* correspondant à l'égalité entre la température de l'eau et celle de l'air, le conduit peut être modélisé à partir du seul paramètre hauteur du conduit  $\delta$ . On se considère dans une première approximation dans des conditions neutres et on modélise alors le conduit d'évaporation par le modèle logarithmique, dit modèle

de Paulus-Jeske, à un seul paramètre  $\delta$  [Paulus, 1990] représentant la hauteur du conduit (Figure 4) de la forme :

$$M(z) = M_0 + \alpha \left( z - \delta \ln \left( \frac{z + z_0}{z_0} \right) \right). \quad (6)$$

Au-dessus de  $z = 2\delta$ , le gradient de CRM est assimilé aux conditions neutres. On pose  $M_0 = 330$  unités-M la valeur du CRM à la surface de l'eau pour une hauteur de conduit nulle.  $z_0 = 1.5 \times 10^{-4}$  m est la longueur de rugosité aérodynamique standard. En conditions neutres,  $\alpha$  est fixé à 0.125 unité-M/m.

Le conduit d'évaporation modifie de façon sensible la portée des systèmes radars fonctionnant à des fréquences supérieures à 2 GHz [Paulus, 1990]. La Figure 4 montre une cartographie en deux dimensions du facteur de propagation en présence d'un conduit d'évaporation de 25 m sous des conditions dites "neutres". Par comparaison avec la Figure 2, on perçoit clairement le phénomène de guidage de l'onde en s'attardant sur le facteur de propagation sur les premiers mètres au-dessus de la mer. Le conduit d'évaporation augmente la portée des radars embarqués aux faibles incidences. Il est ainsi propice à la détection des cibles basse altitude ou flottantes.

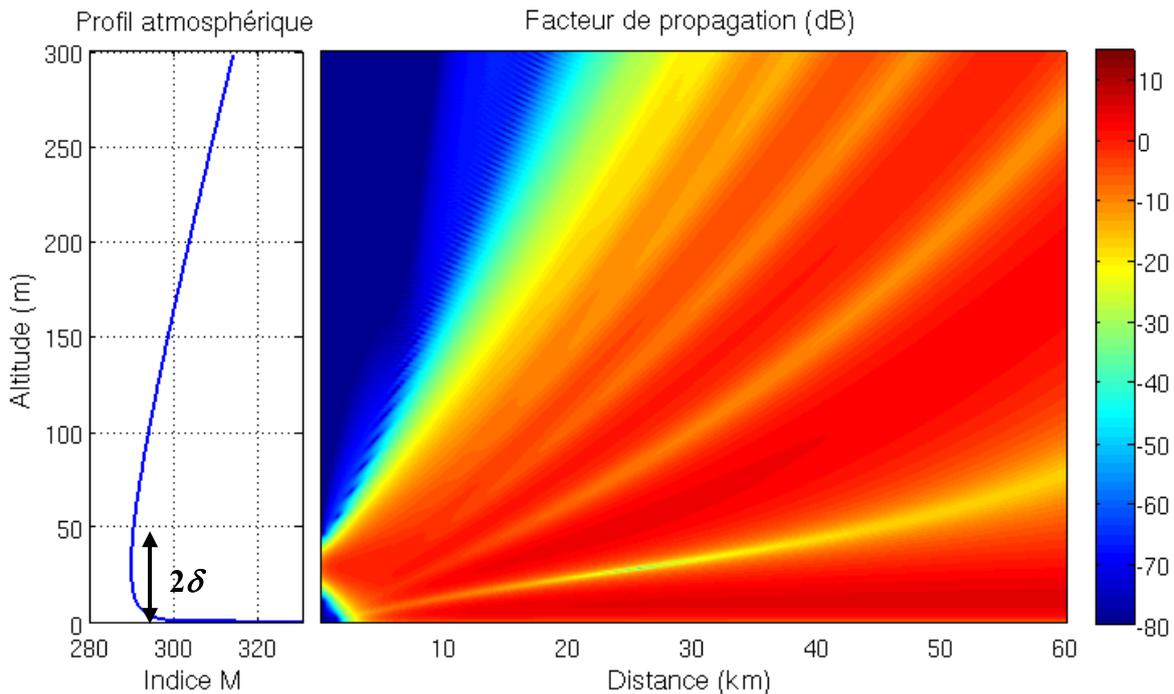


Figure 4 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit d'évaporation et à droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

La modélisation du conduit d'évaporation à un seul paramètre est une approximation par rapport à la modélisation de Jeske plus complète. Afin d'affiner le modèle, on peut introduire un deuxième paramètre correspondant à la pente au-dessus du conduit. On identifie deux modèles de conduits d'évaporation à 2 paramètres.

Le premier modèle, celui de Jeske [Jeske, 1971, 1973], est similaire au modèle à un seul paramètre. Cependant, dans l'Eq. (6), on peut faire varier le paramètre  $\alpha$  dans le modèle de conduit d'évaporation afin de prendre en compte tous les cas, et non plus seulement le cas des conditions neutres.

Le deuxième modèle, dit modèle à deux étages, introduit une discontinuité dans le profil de CRM. Il s'agit de modéliser le conduit d'évaporation par un conduit sous conditions neutres, puis de modifier la pente au-dessus du gradient. Celui-ci s'exprime sous la forme :

$$\begin{cases} M(z) = M_0 + \alpha \left( z - \delta \ln \left( \frac{z + z_0}{z_0} \right) \right) & \text{pour } z < 2\delta \\ M(z) = c_1 z & \text{pour } z > 2\delta \end{cases}, \quad (7)$$

où  $\alpha$  est fixé à 0.125 unité-M/m et  $c_1$  est le gradient de CRM au-dessus du conduit d'évaporation.

Les avantages et limitations de ces deux modèles seront exposés dans la section D.I.2.a lors du choix d'un modèle pour l'application de la méthode RFC à des données réelles en présence de conduits d'évaporation.

#### ◆ Le conduit de surface

Le conduit de surface est dû à une convection d'un air chaud et sec provenant des terres vers la mer. Il y a alors présence d'une couche d'air dans laquelle les propriétés météorologiques diffèrent de l'atmosphère marin environnant. La chute de l'humidité et l'élévation de la température entraînent un fort gradient négatif d'indice à l'intérieur du conduit, ce qui engendre des conditions de propagation guidée entre le conduit et la surface de mer similaires à ce qui se passe dans un guide d'onde.

Le conduit de surface est un évènement plus rare que le conduit d'évaporation, puisque son pourcentage d'occurrence est de 15 % sur l'ensemble du globe. Ce pourcentage peut néanmoins atteindre 50 % dans le Golfe Persique [Gerstoft *et al.*, 2003b]. Les effets du conduit de surface sont cependant plus importants que ceux du conduit d'évaporation. Un tel conduit peut doubler la portée d'un radar ou entraîner la présence de "trous de détection" dans la ligne de visée du radar. Pour modéliser le conduit de surface, on utilise un modèle classique tri-linéaire à trois paramètres [Gossard et Strauch, 1983] :

$$M(z) = \begin{cases} M_0 + c_0 z & z \leq z_b \\ M_0 + c_0 z_b - c_2 (z - z_b) & z_b < z \leq z_b + z_{\text{thick}} \\ M_0 - c_2 z_{\text{thick}} + c_0 (z - z_{\text{thick}}) & z > z_b + z_{\text{thick}} \end{cases}, \quad (8)$$

où  $c_0$  est la pente en atmosphère standard ( $c_0 = 0.118$  unité-M/m). Les paramètres  $z_b$ ,  $c_2$  et  $z_{\text{thick}}$  décrivent respectivement la hauteur du conduit, l'opposé du gradient de CRM dans la couche d'inversion et l'épaisseur de la couche d'inversion. C'est ce modèle qui est utilisé par l'équipe américaine du SPAWAR [Gerstoft *et al.*, 2003a], acteurs principaux de la RFC. Une modélisation plus "sophistiquée" est possible en adoucissant les ruptures de pentes du modèle tri-linéaire [Webster, 1983]. Cependant, la pertinence d'un tel modèle n'a pas été démontrée. Une discussion sur ce modèle est effectuée ci-après.

La Figure 5 représente un conduit de surface tri-linéaire et la modélisation du facteur de propagation y correspondant pour une antenne placée à 30.78 m et fonctionnant à 2.84 GHz. La Figure 5 met en lumière deux phénomènes. Au niveau de la mer, le conduit courbe

l'énergie vers la surface de mer, augmentant ainsi sa portée aux incidences faibles. C'est le phénomène de guidage qui accentue considérablement la portée des radars de veille. Cependant, on remarque qu'au dessus de 150 m d'altitude, beaucoup moins d'énergie se propage, créant ainsi des "trous" dans la couverture radar.

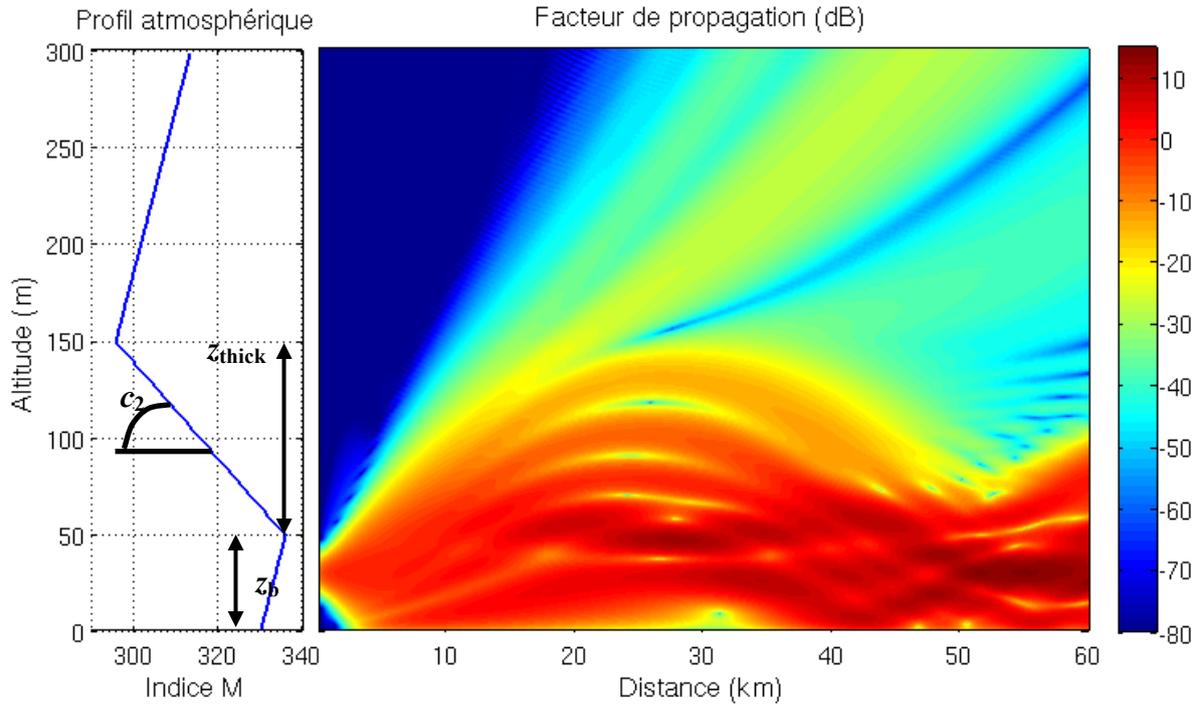


Figure 5 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit de surface et à droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

On choisira les limites :  $0 \leq z_b \leq 250$  m,  $0 \leq c_2 \leq 1.5$  unité-M/m et  $0 \leq z_{thick} \leq 100$  m. La limite de 250 mètres sur  $z_b$  vient du fait qu'au dessus de cette altitude, le conduit n'a quasiment pas d'incidence sur le facteur de propagation au sol sur les 60 premiers km. Cette valeur peut donc changer pour une autre configuration d'antenne. La valeur maximale de la pente  $c_2$  correspond aux plus forts conduits que l'on peut trouver dans la littérature, et tout spécialement dans [Babin et Rowland, 1992] et [Brooks *et al.*, 1999] où sont mesurés et étudiés de forts conduits de surface.

On peut de façon équivalente modéliser le conduit tri-linéaire avec les 3 paramètres  $z_b$ ,  $M_d$  et  $z_{thick}$  décrivant respectivement la hauteur du conduit, les pertes en CRM dans la couche d'inversion et l'épaisseur de la couche d'inversion. On alors  $M_d = c_2 \times z_{thick}$ .

Il faut souligner qu'une autre modélisation du conduit de surface a été proposée [Webster, 1982]. La perte d'indice de réfraction dans le conduit est modélisée avec une fonction arctangente afin d'éviter les discontinuités dans le profil d'indice. Les paramètres du conduit ainsi définis sont  $M_d$  les pertes en unité-M dans le conduit,  $z_{thick}$  l'épaisseur du conduit et  $z_c$  le centre du conduit en altitude. L'indice  $M$  est, pour un profil "arctangente", exprimé en fonction de l'altitude  $z$  sous la forme :

$$M(z) = M_0 + c_0 z - \frac{M_d}{\pi} \arctan\left(\frac{12.63(z - z_c)}{z_{thick}}\right). \quad (9)$$

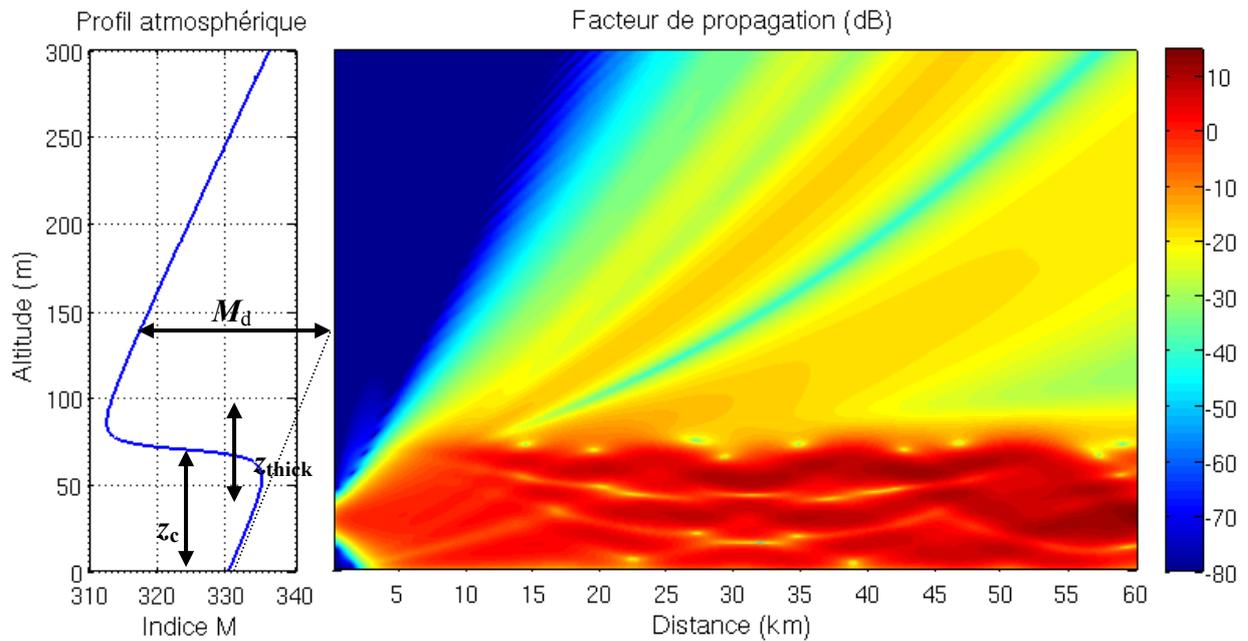


Figure 6 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit de surface "arctangente" de paramètres  $z_b = 50$  m,  $M_d = 30$  unités-M et  $z_c = 70$  m. À droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

L'intérêt d'introduire une telle modélisation est de rendre la description des conduits plus réaliste. Cependant, on peut montrer que l'influence des discontinuités dans le modèle de profil tri-linéaire est très minime, aussi ce dernier est-il préféré en général pour sa simplicité. Sur la Figure 6 à gauche, un conduit "arctangente" est représenté en fonction de l'altitude. À droite, on représente la cartographie 2D du facteur de propagation simulé en présence du conduit pris constant en distance. La Figure 7 présente le même résultat avec un conduit tri-linéaire choisi aussi proche que possible du conduit "arctangente". On peut remarquer que les champs de facteurs de propagation sont très proches pour les deux conduits.

A gauche de la Figure 8 sont représentés les deux conduits étudiés. En parallèle sur la droite de la Figure 8 sont représentés les facteurs de propagation au niveau de la surface de mer et correspondant à ces conditions atmosphériques. Les résultats retrouvés sont relativement proches. Ainsi, les deux types de conduits rendent compte des mêmes phénomènes et on retrouve des dynamiques comparables sur les deux facteurs de propagation avec un léger décalage spatial des niveaux des facteurs de propagation. Le choix du modèle a donc un impact sur les résultats. Cependant, aujourd'hui, ni les mesures atmosphériques, ni un modèle physique atmosphérique pertinent ne permettent de trancher en faveur de l'une de ces deux représentations du conduit de surface. Ainsi, l'une des modélisations ne peut pas être présentée comme meilleure par rapport à l'autre. En revanche, la pente de la couche d'inversion n'est pas un paramètre explicite du modèle de conduit "arctangente". Ainsi cette modélisation est beaucoup moins intuitive que la modélisation tri-linéaire. On gardera donc pour la suite de l'étude le profil tri-linéaire, plus facile à manipuler.

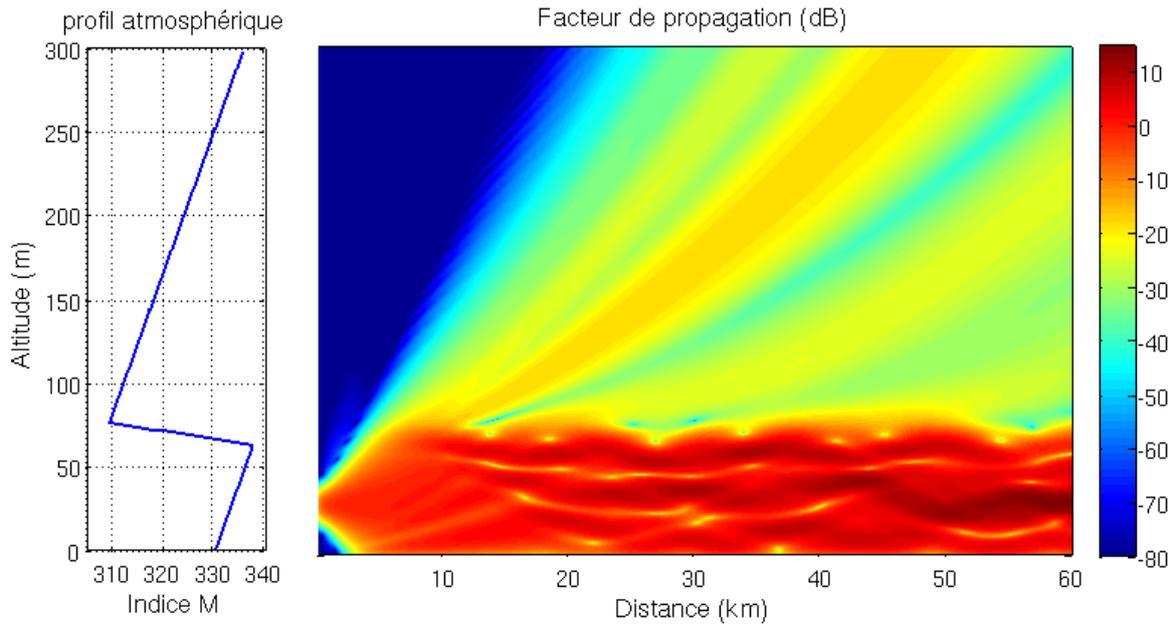


Figure 7 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit de surface tri-linéaire de paramètres  $z_b = 63.05$  m,  $c_1 = 2.02$  unités-M/m et  $z_{thick} = 14$  m. À droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

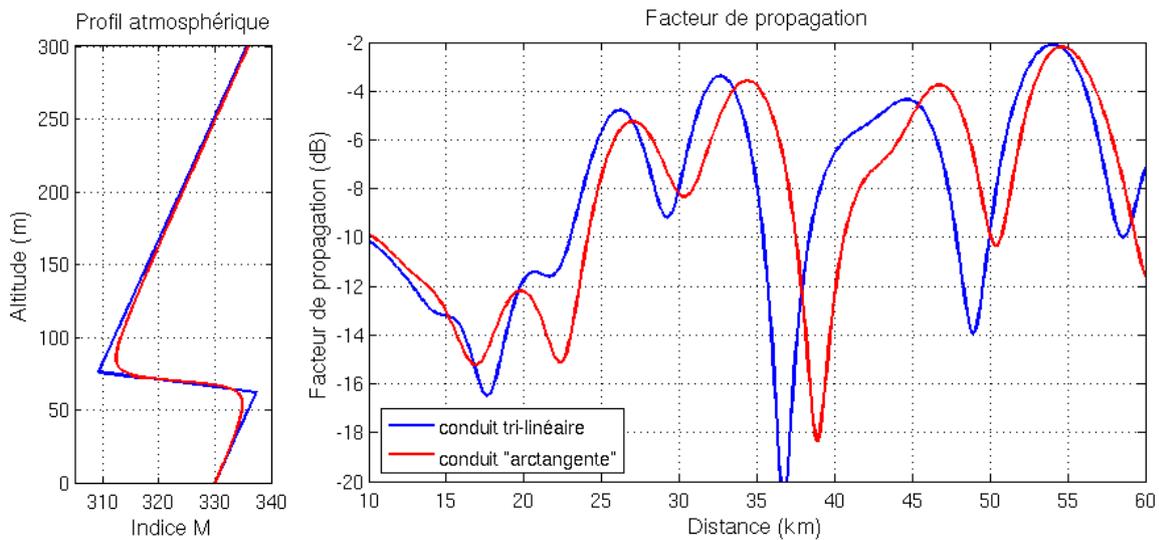


Figure 8 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit de surface "arctangente" de paramètres  $z_b = 50$  m,  $M_d = 30$  unités-M et  $z_c = 70$  m et un conduit de surface tri-linéaire de paramètres  $z_b = 63.05$  m,  $c_1 = 2.02$  unités-M/m et  $z_{thick} = 14$  m. À droite, simulation du facteur de propagation au sol simulé pour chaque profil à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

◆ Le conduit surélevé

Le conduit surélevé est en général dû à une translation verticale d'un conduit de surface. Contrairement à un conduit de surface, un conduit surélevé a son minimum en CRM au niveau du sol (*cf.* Figure 3 (b) et (c)). Il peut ainsi être modélisé de la même façon par un

conduit tri-linéaire avec une base  $z_b$  en général de plusieurs centaines de mètres. Cependant, une étude paramétrique montre qu'au-delà d'une certaine altitude, un conduit n'a plus aucun impact sur la puissance au sol jusqu'à 60 km. Ainsi, la plupart des conduits surélevés ne peuvent pas être détectés par le fouillis de mer. Durant la suite de cette étude, le conduit d'altitude et le conduit de surface étant modélisés de la même manière, on utilisera le terme de conduit de surface pour désigner l'un ou l'autre.

La Figure 9 montre le facteur de propagation dans le cas d'un conduit surélevé ( $z_b = 300$  m). Par comparaison avec le facteur de propagation en atmosphère standard (Figure 2), on peut en remarquer que l'influence du conduit sur la puissance au sol est très minime.

Comme la RFC est basée sur l'inversion de la puissance réfléchiée par la surface de mer, les conduits pris en compte dans le cadre de ces travaux auront une altitude  $z_b$  limitée, inférieure à 250 m. Les conduits les plus élevés ne peuvent être retrouvés par RFC sur les 60 premiers kilomètres.

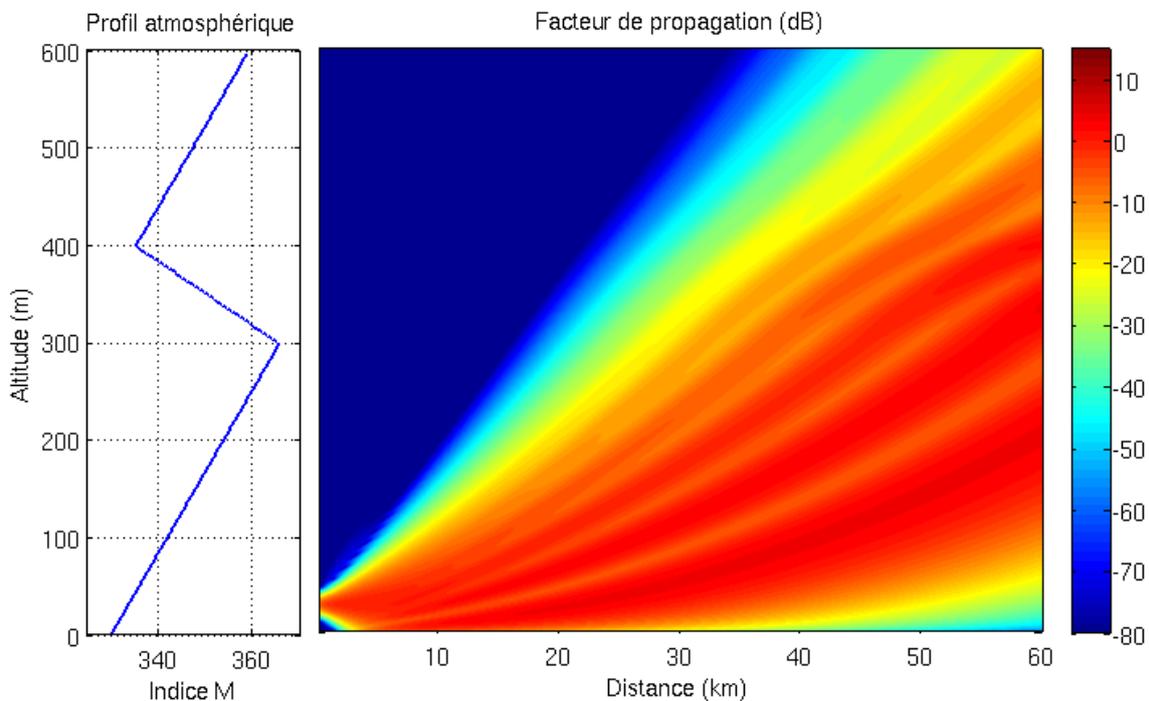


Figure 9 : À gauche, CRM en fonction de l'altitude pour un conduit surélevé et à droite, simulation du facteur de propagation associé à 2.84 GHz. L'antenne est située à 30.78 m.

Les principaux types de conduits ont été présentés. Avant de développer l'état de l'art sur la RFC, la modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques prenant en compte ces conduits est présentée.

### B.I.2. Modélisation de la propagation en avant

Modéliser le facteur de propagation ou les pertes de propagation au sol en fonction de la distance est indispensable. La création de bases de données utiles à retrouver ensuite l'indice de réfraction ne peut se faire sans l'utilisation d'un outil de modélisation efficace. La

modélisation utilisée dans ce contexte est une méthode 2D basée sur la résolution de l'Équation Parabolique 2D par la méthode dite de "Split-Step Fourier" (SSF) [Barrios, 1994].

Diverses hypothèses simplificatrices sont faites dans le calcul de la propagation. L'hypothèse de mer plate et parfaitement conductrice est d'abord justifiée avant de développer la méthode de simulation de la propagation des ondes électromagnétiques.

#### a Conditions limites : la surface de mer

La surface de mer est de façon générale considérée comme une surface diélectrique et rugueuse. Cependant, des approximations peuvent être faites pour des angles très rasants, comme c'est le cas dans notre étude ( $\theta_g < 1^\circ$  après quelques kilomètres, où  $\theta_g$  est l'angle rasant entre l'axe horizontal et la trajectoire de l'onde à l'interface air-eau). Afin de décrire de manière précise les conditions limites, on considère les conditions de Leontovitch, valables pour une surface très conductrice.

On peut exprimer cette condition limite par l'équation de la forme [Leontovitch, 1948] :

$$\frac{\partial \Psi}{\partial z} \Big|_{z=0} + \alpha_L \Psi_{z=0} = 0, \quad (10)$$

où  $\Psi$  représente le champ électrique ou magnétique étudié, perpendiculaire au plan de calcul. L'équation combine les conditions de Neumann et Dirichlet au niveau de l'interface avec la surface, à altitude nulle.  $\alpha_L$  est directement relié au coefficient de réflexion  $R$  par :

$$\alpha_L = jk_0 \sin \theta_g \left( \frac{1 - R}{1 + R} \right), \quad (11)$$

où  $k_0$  est le nombre d'onde dans le vide, et  $\theta_g$  est l'angle rasant de l'onde. Fabbro *et al.* [2006] ont montré que le coefficient de réflexion  $R_R$  caractérisant une surface rugueuse obéissant à un processus gaussien éclairée en incidence rasante pouvait s'écrire :

$$R_R = R_0 \exp \left( -j\kappa \tilde{m}_\xi - \frac{\kappa^2 \tilde{\sigma}_\xi}{2} \right), \quad (12)$$

avec  $\kappa = 2k_0 \sin \theta_g$ , où  $\theta_g$  est l'angle rasant et  $R_0$  est le coefficient de réflexion de Fresnel pour une surface lisse.  $\tilde{m}_\xi$  et  $\tilde{\sigma}_\xi$  sont la moyenne et l'écart type de la hauteur des vagues modifiée par l'effet d'ombre. Dans le cas des angles très rasants,  $\kappa \approx 0$ , donc  $R_R \approx R_0$ . Ainsi, la mer peut être considérée comme une surface plane. Ce résultat est vrai pour une mer modélisée par une surface rugueuse suivant un processus gaussien. On extrapole donc ce résultat aux surfaces de mer rencontrées dans notre problématique pour première approximation et on modélise ainsi la mer par une surface plane.

Dans le cas d'un sol qui n'est pas parfaitement conducteur, son coefficient de réflexion de Fresnel rigoureux en polarisation horizontale ou verticale peut s'exprimer par [Douchin, 1992]:

$$R_{0H,V} = \frac{\sin \theta_g - \sqrt{C_{H,V}}}{\sin \theta_g + \sqrt{C_{H,V}}}, \quad (13)$$

où  $C_H = \varepsilon_s - \cos^2 \theta_g$  et  $C_V = (\varepsilon_s - \cos^2 \theta_g)/\varepsilon_s^2$  respectivement.  $\varepsilon_s$  est la permittivité complexe de la surface. La permittivité complexe de la surface de mer s'exprime sous la forme :

$$\varepsilon_s = \varepsilon_r + j60\sigma\lambda, \quad (14)$$

où  $\varepsilon_r$  est la permittivité réelle relative de l'eau de mer sans dimension.  $\lambda$  est la longueur d'onde en m et  $\sigma$  est la conductivité de l'eau de mer en siemens par mètre (S/m), traduisant l'aspect conductrice de celle-ci. On peut ensuite obtenir la permittivité relative et la conductivité de l'eau en fonction de la fréquence d'après la recommandation 527-1 de l'Union International des Télécommunications. Elles sont approchées par des fonctions polynomiales de degré 5.

On peut obtenir des formulations asymptotiques de  $R_{0H}$  et  $R_{0V}$  dans le cadre des angles très rasants ( $\theta_g$  très faible). On effectue pour cela un développement limité au premier ordre en  $\theta_g$ . On obtient :

$$R_{0H} \approx -1 + 2 \frac{\theta_g}{\sqrt{C_H}} \text{ et } R_{0V} \approx -1 + 2 \frac{\theta_g}{\sqrt{C_V}}, \quad (15)$$

avec  $C_H \approx \varepsilon_s - 1$  et  $C_V \approx (\varepsilon_s - 1)/\varepsilon_s^2$  respectivement. Pour le cas des angles très rasants, le terme en  $\theta_g$  est quasi-nul, et on a  $R_0 \approx -1$ .

Par exemple, en polarisation horizontale, pour le cas défavorable  $\theta_g = 1^\circ$  et  $f = 1$  GHz, le coefficient de Fresnel vaut :  $R_{0H} = -0.997 + 0.002i$ . Pour un radar de veille, les angles rasants d'éclairage de la surface de mer sont dès les premiers kilomètres inférieurs au degré, et la fréquence de 1 GHz est la fréquence minimum recommandée pour une étude de RFC. Or,  $R_0$  tend vers  $-1$  quand l'angle rasant diminue et que la fréquence augmente. L'approximation  $R_0 = -1$  est donc tout à fait pertinente.

Ainsi, pour notre étude, la mer est considérée comme une surface plane et de coefficient de Fresnel de  $-1$ . Finalement, on approche le coefficient de réflexion cohérent de la surface de mer par celui d'une surface plane parfaitement conductrice :  $R_R = -1$ .

Grâce à cette hypothèse simplificatrice, le calcul de modélisation de la propagation avant est significativement accéléré.

### *b Modélisation de la propagation*

La méthode de l'équation parabolique permet de modéliser la propagation dans un milieu inhomogène sous certaines hypothèses. La propagation est simulée sur un domaine 2D dans le plan vertical passant par l'émetteur.

#### ◆ L'équation parabolique

Le domaine étant en deux dimensions, le point de départ est l'équation de Helmholtz 2D :

$$\frac{\partial^2 \Psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \Psi}{\partial z^2} + k_0^2 m^2 \Psi = 0, \quad (16)$$

où  $\Psi$  représente le champ électrique (en polarisation H) ou magnétique (en polarisation V) transverse au plan de propagation. Le champ est modélisé selon l'axe horizontal  $x$  alors que  $z$  est l'axe vertical,  $k_0$  est le nombre d'onde dans le vide et  $m$  est l'indice de réfraction modifié. La surface est supposée invariante selon la direction  $y$ .

On peut ensuite factoriser cette équation en 2 termes : un terme de propagation en avant et un terme de rétro-propagation :

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} - jk_0 Q\right)\left(\frac{\partial}{\partial x} + jk_0 Q\right)\Psi = 0, \quad (17)$$

où  $Q$  est l'opérateur pseudo-différentiel  $Q = \sqrt{\frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} + m^2(x, z)}$ .

Deux approximations sont alors introduites. Si l'on pose  $A = \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2}$  et  $B = m^2(x, z) - 1$ , et que l'on suppose  $A$  et  $B$  faibles devant 1, alors on peut approcher  $Q$  par un développement limité :

$$Q = \sqrt{A + B + 1} \cong \sqrt{1 + A} + \sqrt{1 + B} - 1. \quad (18)$$

C'est l'hypothèse dite de *paraxialité*.

Remarque : Cette simplification n'est vraie que dans un cône de demi-ouverture centré sur l'axe de propagation  $x$ . La valeur de cette demi-ouverture angulaire peut être différente suivant les auteurs pour la même formulation. Elle est donnée entre 20 et 30° [Kuttler, 1999]. Dans le cadre de la propagation en basse troposphère et en l'absence de relief, cette hypothèse est satisfaite.

Dans une seconde approximation, le terme de rétrodiffusion est négligé. Ainsi, on obtient l'équation dite "parabolique" (ou PWE pour "Parabolic Wave Equation") :

$$\frac{\partial \Psi}{\partial x} = jk \left( \sqrt{1 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} + m - 1} \right) \Psi. \quad (19)$$

Il existe ensuite plusieurs méthodes de résolution de l'équation parabolique. La méthode utilisée dans cette étude est la résolution par Split-Step-Fourier (SSF), bien plus rapide que la résolution par méthode des différences finies [Douchin, 1992].

#### ◆ Résolution par SSF grand angle

On introduit la variable réduite  $u$  telle que :

$$\begin{aligned} \Psi &= u e^{-jk_0 x} \\ \frac{\partial}{\partial x} \Psi &= [\partial_x u - jk_0 u] e^{-jk_0 x}. \end{aligned} \quad (20)$$

On peut alors réécrire l'équation parabolique sous la forme :

$$\frac{\partial}{\partial x} u = jk_0 \left( \sqrt{1 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} + m} \right) u. \quad (21)$$

Supposons que l'indice varie très faiblement avec la distance, on néglige ses variations lors de la résolution pour chaque itération suivant  $x$ . Cette hypothèse est réaliste car on peut aisément

supposer le profil constant sur 100 ou 200 mètres en distance. Alors la solution peut être formulée comme suit :

$$u(x + \Delta x, z) = e^{\delta(C+D)} u(x, z)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \delta = jk_0 \Delta x \\ C = \sqrt{1 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2}} \\ D = m(z) \end{cases} . \quad (22)$$

La méthode de résolution dite "Split-step" propose de séparer le terme exponentiel en deux termes. L'action du premier des facteurs comprenant la dérivée seconde en  $z$  peut être exprimée efficacement en appliquant une transformée de Fourier. La plus simple se résume à :

$$e^{\delta(C+D)} = e^{\delta(D)} e^{\delta(C)} . \quad (23)$$

Cette découpe n'est pas exacte pour un milieu non homogène. En effet, en toute rigueur on ne peut pas permuter les deux opérateurs. Cependant comme l'indice  $m$  est très proche de 1 il a été démontré [Lévy, 2000] que l'erreur induite est du second ordre avec le pas en distance. Ainsi on écrit :

$$u(x + \Delta x, z) = e^{\delta(D)} \left\{ e^{\delta(C)} u(x, z) \right\}. \quad (24)$$

Une autre écriture, plus précise, amène une erreur du troisième ordre en  $\Delta x$  [Levy, 2000], soit :

$$u(x + \Delta x, z) = e^{\frac{\delta(D)}{2}} \left\{ e^{\delta(C)} e^{\frac{\delta(D)}{2}} u(x, z) \right\}. \quad (25)$$

Sous cette forme, l'équation est résolue de manière itérative dans le sens de la propagation, en appliquant à chaque itération deux transformées de Fourier suivant la dimension verticale. On obtient la résolution itérative :

$$u(x_0 + \Delta x, z) \cong e^{j \frac{k_0}{2} m \Delta x} TF^{-1} \left\{ e^{j \sqrt{k_0^2 - k_z^2} \Delta x} TF \left\{ e^{j \frac{k_0}{2} m \Delta x} u(x_0, z) \right\} \right\}, \quad (26)$$

$k_z$  étant le nombre d'onde selon l'axe vertical. Physiquement, cette résolution itérative peut être commentée. On calcule par transformée de Fourier suivant  $z$  le spectre d'ondes planes à l'abscisse  $x_0$ , et on le propage sur une distance  $\Delta x$  en prenant en compte les variations de l'indice de réfraction modifié  $m$ . On reconstitue le champ à l'abscisse  $x_0 + \Delta x$  par transformée de Fourier inverse.

La simplification apportée en section B.I.2.a, considérant une surface de mer lisse et parfaitement conductrice, permet de remplacer les transformées de Fourier par des transformées en sinus, augmentant ainsi la vitesse de calcul de l'algorithme.

On dispose donc d'un outil de modélisation de propagation efficace prenant en compte les variations d'indice de réfraction, ainsi que de modèles de conduits décrits par différents paramètres. Il reste, afin de modéliser complètement le trajet aller-retour de l'onde

électromagnétique au-dessus de la surface de mer, à connaître la Surface Équivalent Radar (SER) de la surface de mer éclairée par le faisceau électromagnétique.

### B.I.3. Puissance rétro-diffusée par le fouillis de mer

Dans la problématique de la RFC, le but est de retrouver l'indice de réfraction à partir de la seule puissance reçue par le radar. Afin que le système d'inversion ne dépende pas de l'état de mer, il est plus aisé d'effectuer l'inversion sur le facteur de propagation qui dépend des conditions de réfraction. Ainsi, un prétraitement des données radar reçues est nécessaire pour remonter de la puissance reçue par le radar au facteur de propagation. Ces valeurs sont liées par l'équation radar [Kerr, 1987] :

$$P_R(\mathbf{M}) = \frac{P_E G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma F_0^4(\mathbf{M}), \quad (27)$$

où  $P_R$  est la puissance reçue par le radar,  $P_E$  est la puissance émise par ce même radar,  $G$  est le gain de l'antenne et  $F_0$  représente le facteur de propagation.  $\sigma$  est la SER monostatique de la surface de mer et  $\lambda$  est la longueur d'onde. Enfin,  $\mathbf{M}$  est le vecteur décrivant les variations de CRM. Le facteur de propagation correspond au rapport entre l'amplitude du champ réel et l'amplitude du champ en conditions idéales (propagation en espace libre). L'exposant 4 vient donc du fait que l'on travaille en puissance et sur un trajet aller-retour.

Remarque : il est équivalent de travailler avec le facteur de propagation ou les pertes en propagation puisque l'on peut passer de l'un à l'autre par la formule :

$$L_0 = \left( \frac{\lambda}{4\pi R} \right)^2 F_0^2. \quad (28)$$

Dans le cadre de la RFC, on ne travaille qu'en configuration monostatique (une seule antenne en émission et en réception). Aussi, toutes les SER mentionnées dans cette thèse sont implicitement des SER monostatiques.

La puissance émise et le gain de l'antenne étant connus, seule manque la connaissance de la SER de la surface de mer éclairée pour obtenir le facteur de propagation depuis la puissance mesurée. La modélisation de la SER de la surface de mer éclairée est une problématique majeure dans le cadre de la RFC. On peut écrire cette SER :

$$\sigma = A_I \sigma^0, \quad (29)$$

où  $\sigma^0$  est la SER normalisée (SERN) du pixel de mer et  $A_I$  est l'aire illuminée par le faisceau radar.  $\sigma^0$  est en  $\text{m}^2/\text{m}^2$ . On peut exprimer l'aire  $A_I$  en fonction de la distance (Figure 10), comme :

$$A_I = \frac{1}{2} R \theta_{3\text{dBHOR}} \tau c \sec(\theta_g), \quad (30)$$

où  $R$  est la distance entre le radar et le sol,  $\theta_{3\text{dBHOR}}$  est l'ouverture d'antenne horizontale,  $\tau$  est la durée d'une pulsation du radar,  $c$  est la célérité de la lumière dans le vide, et "sec" représente la fonction sécante.

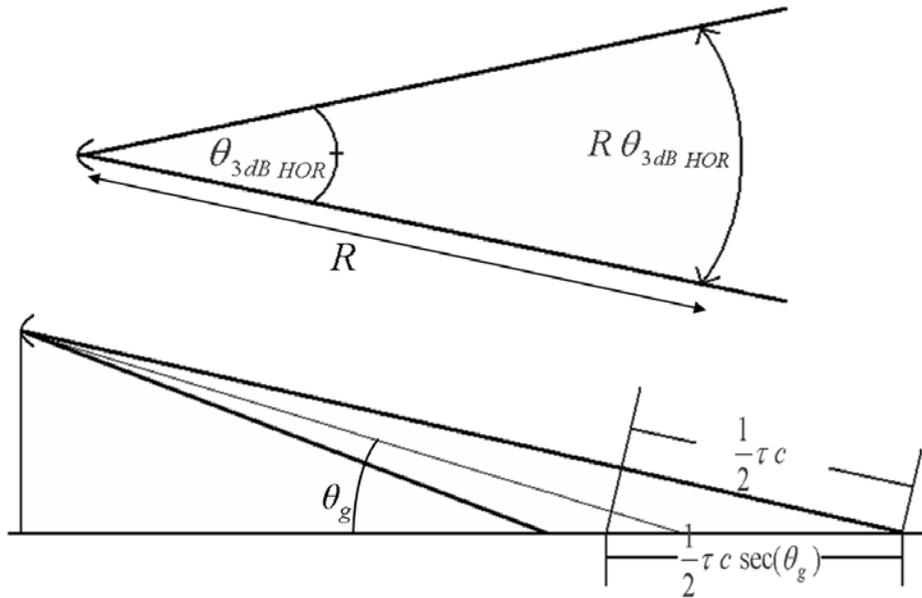


Figure 10 : Couverture radar vue du dessus (haut) et de profil (bas).

#### a Modélisation de la SERN

Le problème porte donc sur la modélisation de la SERN de la surface de mer. En effet, aucun modèle aujourd'hui ne fait l'unanimité dans la communauté scientifique. Il est cependant communément reconnu que cette SERN dépend de l'état de mer (et donc du vent), de l'angle d'incidence de l'onde électromagnétique, de sa fréquence et de sa polarisation [Feng *et al.*, 2005].

Le modèle semi-empirique le plus fréquemment utilisé est le modèle GIT (*cf.* Annexe A.1), développé au Georgia Institute of Technology en 1978 [Horst *et al.*, 1978]. Plus récemment, le modèle  $\gamma$ - $p$  a été développé au Beijing Institute of Technology [Feng *et al.*, 2005] mais n'a pas montré de réelle amélioration par rapport au modèle GIT. On pourra citer aussi le modèle TSC, développé en 1969 par Rivers sur les données collectées par Nathanson [Nathanson, 1969] mais qui reste un modèle non publié. Une amélioration des modèles GIT et TSC affinant la prise en compte du vent transverse a plus récemment été introduite [Spaulding *et al.*, 2005] (*cf.* Annexe A.2). Soulignons que des méthodes plus précises, dites "exactes", existent [Bourlier *et al.*, 2005] mais qu'elles ne sont pas valides aux très faibles incidences.

##### ◆ SERN constante avec la distance. Validité et limitations

Une première approximation classiquement effectuée en RFC [Gerstoft *et al.*, 2003b ; Yardim, 2007a] est de considérer l'état de mer constant sur toute la distance de calcul (typiquement quelques dizaines de kilomètres). Cette approximation est valide en pleine mer mais néglige le phénomène de formation des vagues en milieu côtier. Quant à l'angle rasant  $\theta_g$ , on le prend dans un premier temps constant en fonction de la distance. Cette approximation est discutée ci-après.

##### ◆ Le modèle GIT

L'étude du modèle GIT, exposé dans l'Annexe A, est intéressante afin de connaître les limitations de la première approximation consistant à prendre une SERN constante avec la distance de propagation.

L'impact de la variation de l'angle rasant sur la SER normalisée peut être mis en évidence via le calcul de valeurs de  $\sigma^0$  par exemple grâce au modèle du GIT [Horst *et al.*, 1978]. Si ce modèle n'est pas exact, il est communément utilisé en condition opérationnelle et permet de se faire une idée de l'influence de l'angle rasant sur la SERN du fouillis de mer.

La SERN dépendant de l'angle de rasance et de la vitesse du vent, on étudie la dynamique de la SERN suivant ces deux données. C'est cependant la hauteur moyenne des vagues directement, et non la vitesse de vent, qui impacte sur la SERN. Cette étude est donc menée pour deux modélisations de la hauteur des vagues en fonction de la distance. La première modélisation est la formule issue du modèle GIT, et la deuxième reprend les valeurs données par l'échelle de Beaufort interpolées linéairement pour chaque état de mer afin d'obtenir une fonction continue. En effet, à chaque état de mer correspond, sur l'échelle de Beaufort, une fourchette de hauteurs de vagues. Pour le tracé, une interpolation linéaire est effectuée entre les valeurs minimale et maximale de cette fourchette pour chaque force de vent. Une représentation de la hauteur des vagues en fonction de la vitesse de vent pour ces deux formulations est donnée sur la Figure 11.

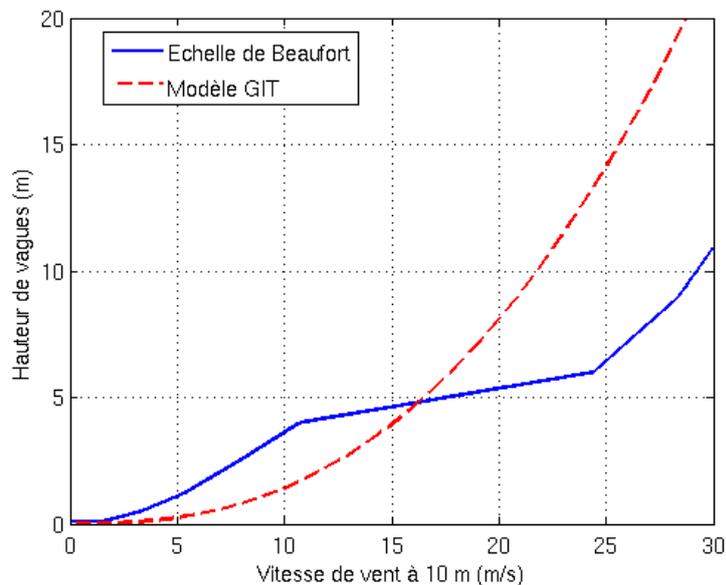


Figure 11 : Hauteur des vagues en fonction de la vitesse de vent à 10 m en utilisant la formule du modèle GIT (rouge pointillé) et l'échelle de Beaufort interpolée linéairement (bleu continu).

La Figure 12 présente la dynamique de la SERN modélisée par le modèle GIT en fonction de l'angle rasant pour différents états de mer (forces 1 à 8 sur l'échelle de Beaufort). L'étude est menée pour des hauteurs de vagues calculées en fonction de la vitesse du vent en utilisant la formule du modèle GIT (à gauche) ou en utilisant l'échelle de Beaufort interpolée (à droite). La fréquence est fixée à 2.84 GHz en polarisation verticale, et le vent est fixé dans le sens de la propagation (pas de prise en compte du vent transverse). On voit que la dynamique générale dépend très peu de la valeur de la vitesse de vent. Cette dynamique ne change que légèrement pour les fortes valeurs de vitesses de vent où le modèle GIT n'est plus valide ( $K_b = 6$  ou plus). Aussi cette dynamique pourrait-elle être intégrée aux bases de données simulées pour résoudre le problème inverse.

En conclusion, la question de la modélisation de la SERN et de sa dynamique est encore aujourd'hui une question ouverte. Cependant, en incidence rasante, la dynamique ne dépend pas du niveau de la SERN selon le modèle GIT.

Il faut noter que l'approximation donnant la SERN variant en  $\theta_g^4$  est aujourd'hui la plus admise [Barrick, 1998 ; Tatarskii et Charnotskii, 1998 ; Ward *et al.*, 2006] et pourra être introduite. Cette tendance est restituée par le terme de multitrajet du modèle GIT (*cf.* Annexe C).

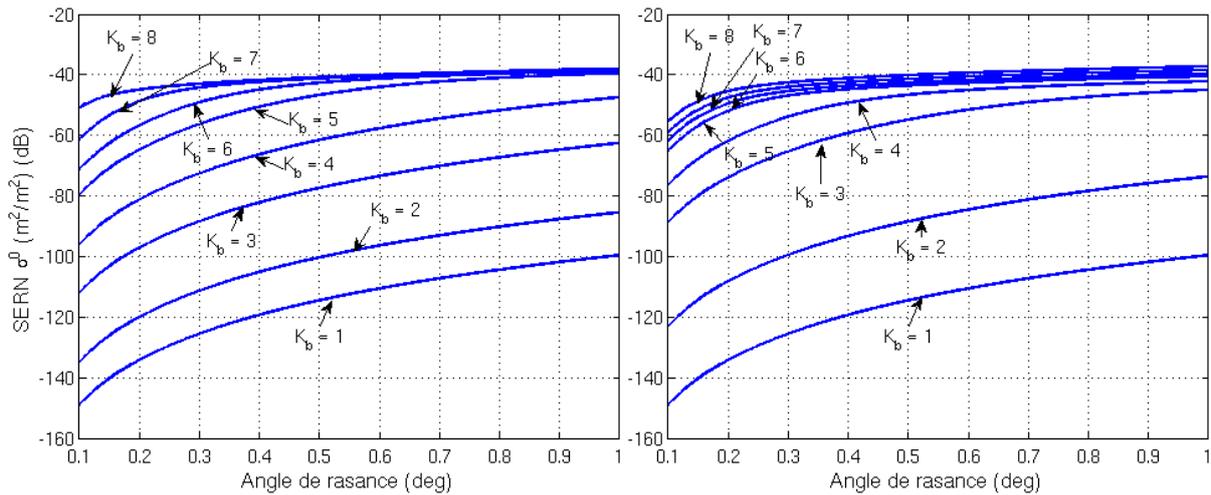


Figure 12 : Dynamique de la SERN modélisée par le modèle GIT en fonction de l'angle rasant à fréquence, polarisation et direction du vent constantes pour différents états de mer (de 1 à 8 sur l'échelle de beaufort). L'étude est menée pour des hauteurs de vagues calculées en fonction de la vitesse du vent en utilisant la formule du modèle GIT (à gauche) ou en utilisant directement l'échelle de Beaufort interpolée (à droite).

L'angle de rasance étant un élément déterminant pour la valeur de la SERN, la section suivante détaille le comportement de cet angle de rasance avec lequel les ondes impactent sur la surface de mer en fonction des conditions de réfraction.

#### *b Utilisation du lancer de rayons pour obtenir l'angle rasant*

L'angle entre la direction de propagation de l'onde électromagnétique et la surface de mer dépend de la hauteur de l'antenne et de la distance du pixel de mer, ainsi que des conditions de réfraction. En effet, un conduit ayant pour effet de courber la trajectoire des ondes, l'angle d'incidence au niveau de la mer est dépendant des conditions de réfraction. L'utilisation d'une méthode de lancer de rayons en milieu inhomogène (*cf.* Annexe B) s'avère nécessaire pour étudier l'influence des conduits sur l'angle rasant.

On se place dans le cadre de l'optique géométrique. Cette méthode asymptotique permet de modéliser la trajectoire des ondes en négligeant le phénomène de diffraction. On obtient ainsi les trajectoires des rayons sous les hypothèses suivantes : le milieu est inhomogène verticalement mais est invariant avec la distance ; le sol est considéré lisse en  $z = 0$  ; de plus, on rajoute l'hypothèse selon laquelle le CRM est composé de couches linéaires selon  $z$ , ce que l'on appelle l'hypothèse d'atmosphère stratifiée. Cette dernière hypothèse est aisément vérifiée puisque le profil de CRM est discrétisé en altitude.

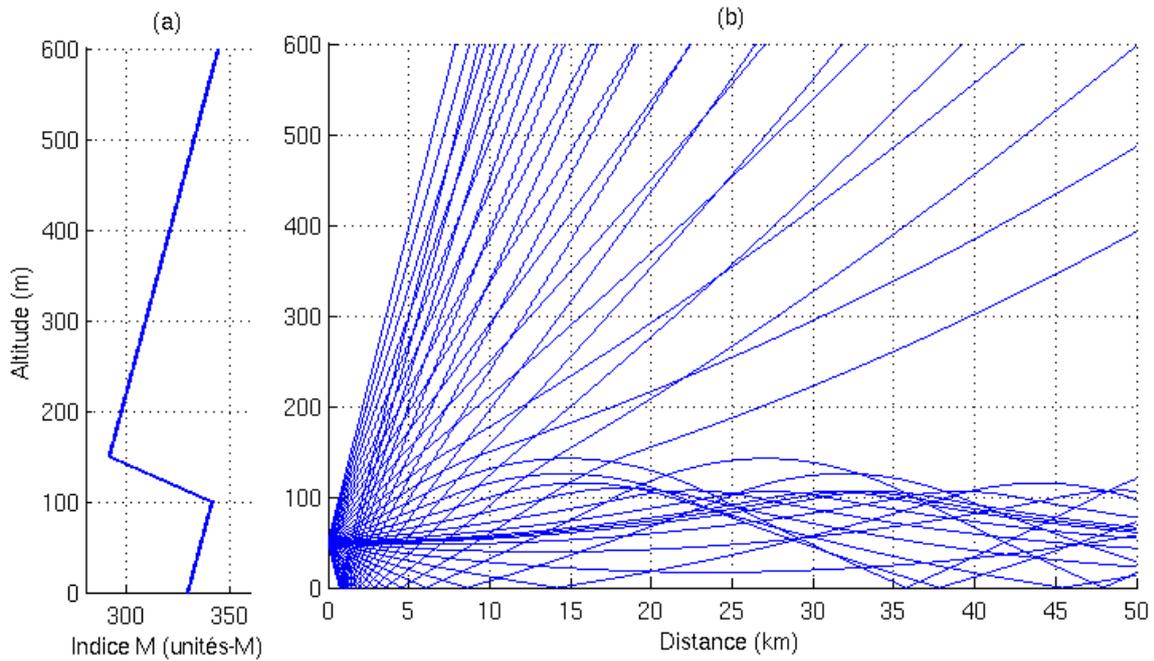


Figure 13 : Exemple de lancer de rayons en présence d'un conduit de surface. 40 rayons sont lancés (b) en présence d'un conduit de surface représenté en (a).

La Figure 13 donne un exemple de lancer de rayons en présence d'un conduit de surface constant en distance. Le profil de CRM en fonction de l'altitude est tracé en (a) et le trajet 2D des 40 rayons lancés est tracé en (b). On peut noter les effets de courbure des rayons à l'intérieur du conduit et leur guidage au-delà de l'horizon électromagnétique. Sur l'exemple présenté sur la Figure 13, les ondes se recombinent après guidage autour de 37 km. C'est pourquoi on retrouve des niveaux de facteurs de propagation bien plus élevés après quelques dizaines de kilomètres en présence de conduit de surface. De même, la Figure 13 illustre le phénomène de "trou" de détection au-dessus du conduit : après quelques dizaines de kilomètres, une grande partie de la puissance est piégée dans le conduit et peu d'énergie atteint finalement cette zone.

L'angle d'incidence au niveau de la surface de mer peut être retrouvé pour des conditions atmosphériques connues grâce à une méthode de lancer de rayons. Le lancer de rayons est totalement indépendant de la fréquence. Pourtant, les effets des conduits varient, eux, suivant la fréquence d'émission du signal. Plus la fréquence est haute, plus les effets de réfraction ont un impact élevé. La force d'un conduit est donnée par la longueur d'onde maximale pour laquelle le signal électromagnétique est piégée dans le conduit. On peut l'exprimer sous la forme [Turton *et al.*, 1988] :

$$\lambda_{\max} = \frac{2}{3} C \sqrt{\Delta M} , \quad (31)$$

où  $C = 3.77 \times 10^{-3}$  pour un conduit de surface et  $C = 5.66 \times 10^{-3}$  pour un conduit surélevé.  $\Delta M$  est la différence entre le minimum de CRM en haut du conduit et la valeur maximale à l'intérieur du conduit (ce qui revient, pour des conduits idéaux tri-linéaires, à prendre la valeur à la base du conduit). Ce critère donne une tendance générale mais pour des longueurs d'onde

supérieures à  $\lambda_{\max}$ , une partie de l'énergie est tout de même piégée dans le conduit ; de la même façon toute l'énergie n'est pas piégée aux longueurs d'onde inférieures à  $\lambda_{\max}$ .

◆ Le conduit d'évaporation

On peut cependant montrer que dans le cas particulier du conduit d'évaporation caractérisé par un seul paramètre (correspondant à des conditions neutres de température), l'angle de rasance est quasiment constant après les premiers kilomètres. Un exemple est exposé sur la Figure 14.

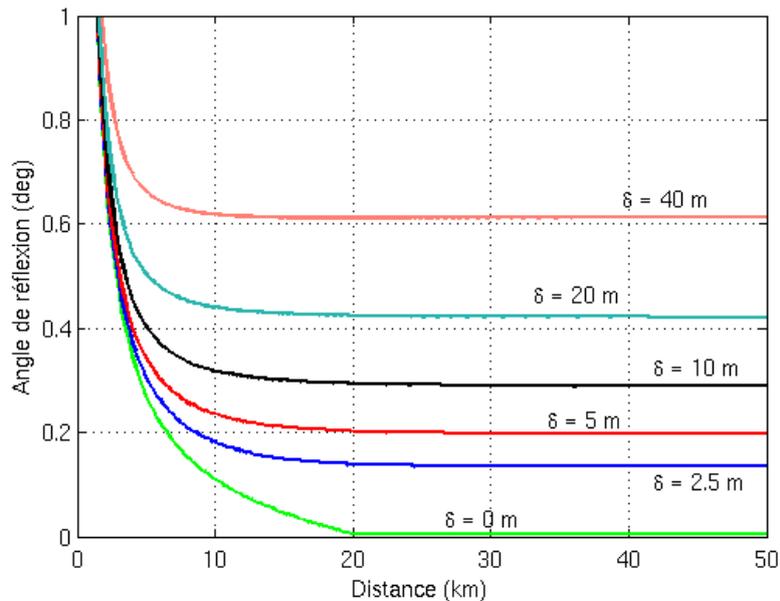


Figure 14 : Angle rasant de l'onde à la surface de la mer en fonction de la distance pour plusieurs valeurs de hauteurs de conduits  $\delta$ .

La Figure 14 montre l'angle rasant de l'onde au niveau de la mer en fonction de la distance en présence d'un conduit d'évaporation pour plusieurs valeurs de la hauteur du conduit  $\delta$ . L'antenne est placée à 25 mètres. Deux remarques s'imposent. Tout d'abord, l'angle d'incidence varie de manière significative avec les conditions de réfraction. Mais ensuite, on peut remarquer que cet angle ne varie quasiment plus après 10 km (sur cet exemple) dès qu'un conduit est présent. Ainsi, en supposant l'état de mer constant sur la distance d'inversion, le modèle  $\sigma^0 = C^{\sigma t}$  choisi par Gerstoft *et al.* [2003a, 2003b] est pertinent à partir de cette distance limite. La Figure 14 illustre le fait que l'angle rasant des rayons atteignant la mer devient constant au delà d'une distance seuil, proche de l'horizon optique.

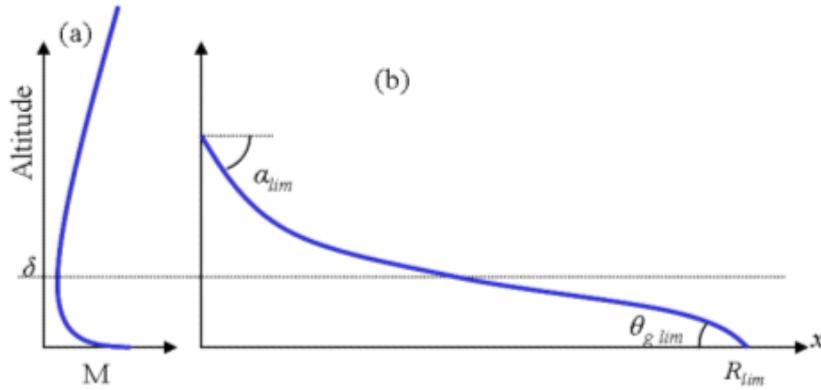


Figure 15 : Illustration de la détermination de l'angle  $\theta_{g \text{ lim}}$  en connaissant  $\alpha_{\text{lim}}$  par la méthode de lancer de rayons représentée en (b) pour une antenne plus haute que le conduit d'évaporation tracé en (a).

Si le modèle  $\sigma^0 = C^{\text{st}}$  est un modèle pertinent en présence d'un conduit d'évaporation, il est intéressant de pouvoir connaître l'angle rasant afin de nourrir un modèle de SERN valide pour les angles très rasants. La Figure 15 représente, en présence d'un conduit d'évaporation, le dernier rayon qui va se réfléchir sur la surface de mer. Pour un angle d'élévation supérieur, le rayon est courbé vers les altitudes croissantes avant de rencontrer la surface. Le rayon venant effectuer sa première réflexion à la plus grande distance de l'émetteur atteint la surface de mer avec l'angle limite  $\theta_{g \text{ lim}}$  illustré sur la Figure 15. On peut exprimer analytiquement l'angle d'élévation optimum à l'émission  $\alpha_{\text{lim}}$  permettant de tracer ce rayon. Le rayon se réfléchit à la portée  $R_{\text{lim}}$ , atteinte pour l'angle d'élévation  $\alpha_{\text{lim}}$ .

Afin de déterminer l'angle  $\alpha_{\text{lim}}$ , il faut déterminer l'altitude à laquelle le CRM est minimum, de valeur  $M_{\text{min}}$ . Il s'agit de la hauteur  $\delta$  du conduit. Il faut aussi connaître la valeur de l'indice à hauteur de l'antenne  $M_{\text{ant}}$  que l'on peut retrouver grâce au modèle analytique de conduit de Paulus-Jeske (Eq. 6). Ainsi, pour connaître l'angle rasant après la distance seuil, le lancer de quelques rayons autour de cet angle d'élévation est suffisant. Si l'antenne est plus haute ou à l'altitude de  $\delta$ , on peut alors exprimer  $\alpha_{\text{lim}}$  selon [Paulus, 1990] :

$$\alpha_{\text{lim}} = -\sqrt{(2 \times 10^{-6})(M_{\text{ant}} - M_{\text{min}})} - 1.10^{-6} \text{ en radians,} \quad (32)$$

où  $\alpha_{\text{lim}}$  est exprimé en radians. Si l'antenne se trouve en dessous du minimum de coindice modifié, on prend alors la valeur opposée. On gagne ainsi considérablement en efficacité dans le calcul de l'angle rasant à grande distance.

Les Figure 16 et Figure 17 illustrent l'utilité de la connaissance préalable de  $\alpha_{\text{lim}}$ . La Figure 16 représente deux lancers de rayons effectués en parallèle en présence d'un conduit d'évaporation de 5 mètres de haut. L'antenne est placée à 25 mètres d'altitude. Les rayons en bleu correspondent à un lancer de 40 rayons repartis angulairement autour de l'horizontale dans un cône de demi-ouverture  $2^\circ$ . Les rayons en rouge correspondent à un lancer de 7 rayons centrés sur  $\alpha_{\text{lim}}$  sur un domaine angulaire très réduit de  $0.05^\circ$ . La Figure 17 représente les valeurs de l'angle rasant pour les deux lancers de rayons aux distances correspondantes. En lançant 40 rayons centrés à  $0^\circ$  d'élévation sur un domaine angulaire de  $2^\circ$ , on obtient un seul angle de rasance après 10 km ; alors qu'avec 7 rayons centrés sur  $\alpha_{\text{lim}}$  répartis sur un domaine angulaire très réduit de  $0.05^\circ$ , on obtient 3 angles d'incidence, tous situés après 10 km. Ainsi, le temps de calcul est largement minimisé et l'obtention d'un angle dans la partie quasi constante de l'angle d'incidence est assurée.

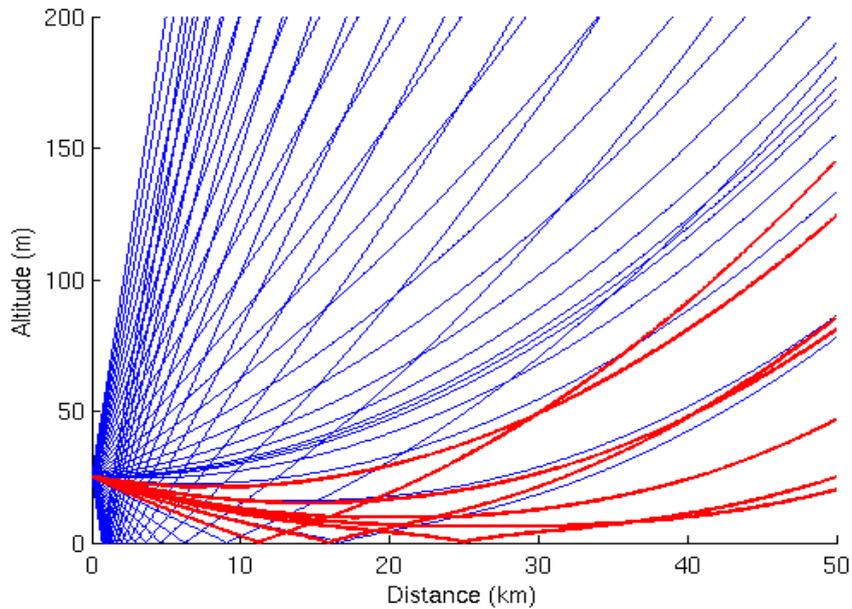


Figure 16 : En bleu, 40 rayons centrés en  $0^\circ$  d'élévation sur un domaine angulaire de  $\pm 2^\circ$ . En rouge et gras, 7 rayons centrés en  $\alpha_{lim}$  sur un domaine angulaire de  $0.05^\circ$ . On est en présence d'un conduit d'évaporation de 5 m et l'antenne est située à 25 mètres d'altitude.

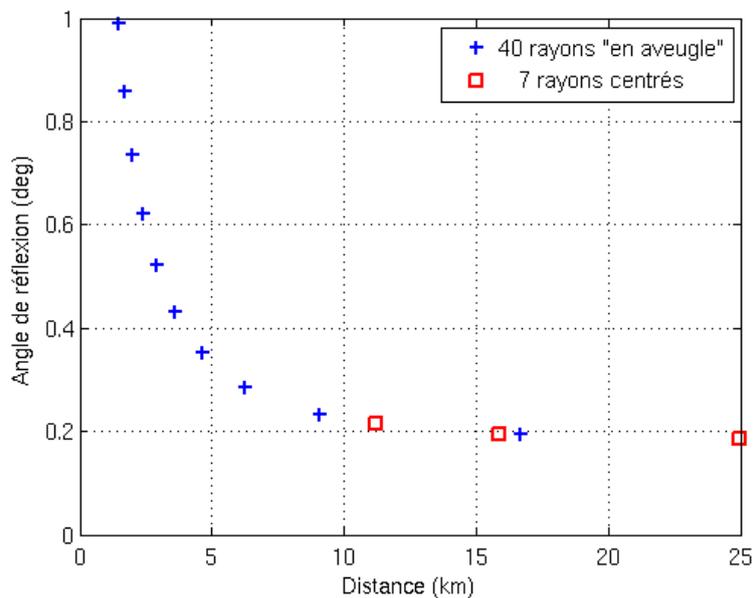


Figure 17 : Angles rasants à la surface de la mer obtenus grâce à 40 rayons centrés en  $0^\circ$  d'élévation sur un domaine angulaire de  $2^\circ$  (croix bleues) et à 7 rayons centrés en  $\alpha_{lim}$  sur un domaine angulaire de  $0.05^\circ$  (carrés rouges).

Comme on peut le remarquer sur la Figure 14, l'angle rasant après l'horizon est quasiment constant et ce quelle que soit la hauteur de ce conduit. On peut donc tracer directement la valeur de l'angle rasant  $\theta_{g\ lim}$  après l'horizon en fonction de la hauteur du conduit d'évaporation

(cf. Figure 18). Ainsi, on a directement accès à l'angle de rasance si l'on connaît  $\delta$  sans avoir à effectuer de lancer de rayons. Cette courbe n'est valable que pour une hauteur d'antenne donnée (ici 25 mètres).

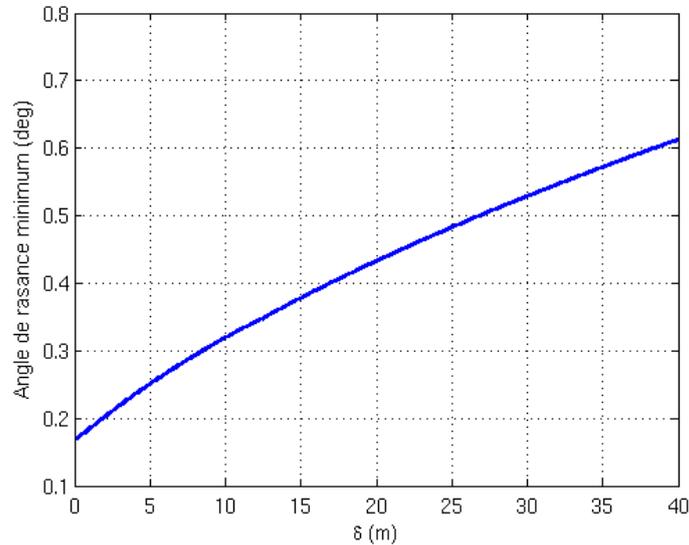


Figure 18 : En présence d'un conduit d'évaporation, angle rasant à la surface de la mer après l'horizon en fonction de la hauteur du conduit  $\delta$  pour une antenne placée à 25 mètres.

On peut par cette méthode retrouver rapidement l'angle d'incidence de l'onde sur la mer en présence d'un conduit d'évaporation et on pourra ainsi nourrir un modèle de SERN du fouillis de mer dès lors que l'on connaît la hauteur du conduit d'évaporation présent.

Dans un cadre opérationnel, on peut imaginer que le système d'inversion RFC soit couplé avec des mesures météo sur le bateau donnant une approximation de la hauteur du conduit d'évaporation qui permettrait de déduire l'angle rasant. Cet angle pourrait alors être utilisé pour le traitement de la puissance reçue avant la machine d'inversion.

Le calcul de l'angle rasant est nécessaire à l'estimation de la SERN du fouillis de mer. Une fois cette SERN estimée, on peut obtenir le facteur en propagation aller  $F^2$  à partir de la puissance reçue par le radar  $P_R$  (Eq. 27). L'inversion portera ensuite sur le facteur de propagation pour détecter et quantifier les conduits atmosphériques présents.

#### ◆ Le conduit de surface

Si l'approximation de l'angle rasant constant en distance est valide en présence d'un conduit d'évaporation, on sait que cet angle rasant connaît des variations dans le cas d'une propagation en présence d'un conduit de surface. Un exemple est détaillé ci-dessous. Le conduit est modélisé d'après un fort conduit mesuré dans le Golfe Persique [Brooks *et al.*, 1999]. Il s'agit d'un très fort conduit de surface, choisi pour illustrer la variation de l'angle rasant dans un cas extrême de condition de réfraction. Sur la Figure 19 sont représentés le conduit de surface modélisé par un conduit tri-linéaire de paramètres  $z_b = 60$  m,  $c_2 = 1.36$  unité-M/m et  $z_{thick} = 55$  m et le résultat du lancer de rayons dans ces conditions de réfraction. On voit que les rayons impactent la surface avec un angle variant avec la distance. La Figure 20 montre les angles de rasance des rayons en fonction de la distance. Après des interpolations cubiques, on retrouve

5 courbes décrivant l'angle de rasance en fonction de la distance sur les 60 km de la simulation.

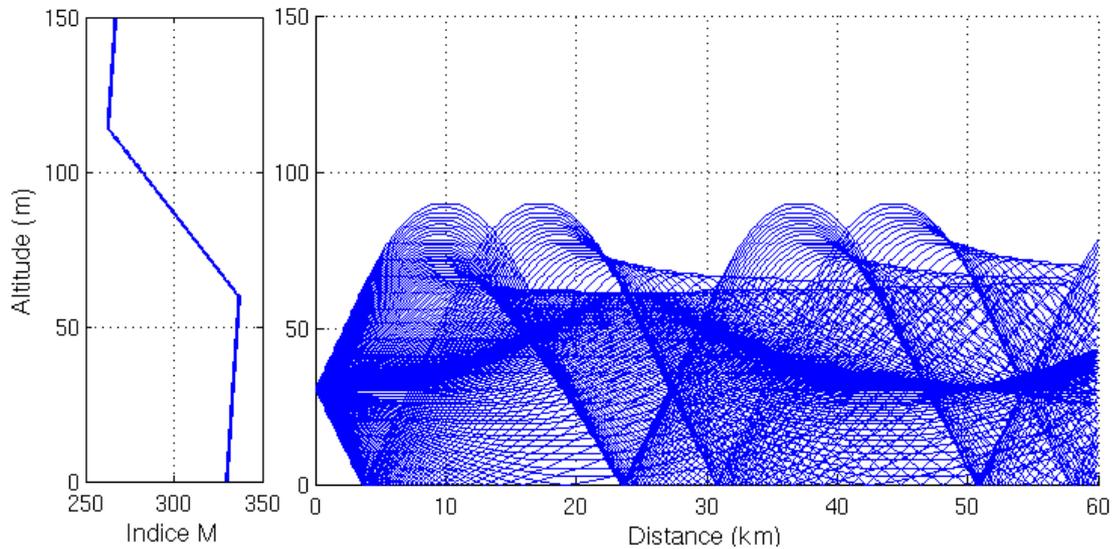


Figure 19 : Lancer de rayons. À gauche, le profil vertical d'indice de réfraction proche d'un conduit mesuré dans le Golfe Persique [Brooks *et al.*, 1999]. Ses paramètres valent  $z_b = 60$  m,  $c_2 = 1.36$  unité-M/m et  $z_{\text{thick}} = 55$  m. À droite, le lancer de rayon sur 60 km en présence du conduit.

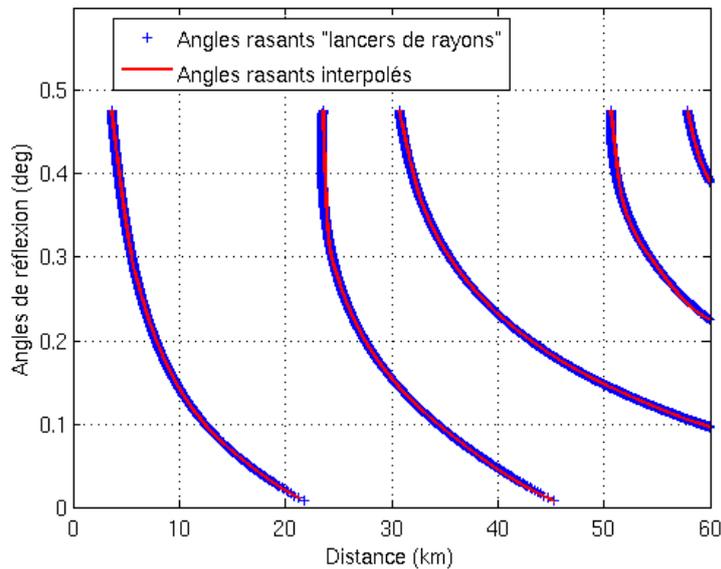


Figure 20 : Angle de réflexion sur la surface en fonction de la distance pour le cas d'un fort conduit de surface. Par une interpolation cubique, on retrouve 5 courbes d'angles rasants en fonction de la distance.

Ainsi, l'approximation consistant à supposer un angle rasant constant avec la distance trouve ses limites en présence d'un conduit de surface. La dynamique due au terme de multitrajet peut cependant être prise en compte, comme exposé dans la section suivante.

c Modélisation de la dynamique angulaire du fouillis de mer dans la RFC

Une modélisation rigoureuse du fouillis de mer dans une approche RFC est incompatible avec le besoin temps réel émis par les opérationnels. Malgré le fait que l'agitation de la mer peut être mesurée *in situ* et qu'une modélisation asymptotique pourrait être recherchée et appliquée, les paramètres supplémentaires à assumer risquent de considérablement alourdir la méthode. Il faut donc contourner ce problème tout en conservant une méthode RFC efficace.

Une idée est de ne pas modéliser le niveau du fouillis de mer, mais sa dynamique moyenne en fonction de l'angle de rasance. Ainsi on imagine pouvoir acquérir le signal radar de fouillis suffisamment longtemps pour pouvoir le moyennner et s'affranchir de ses variations temporelles rapides. Il reste alors à modéliser la dynamique du fouillis en fonction de l'angle de rasance. De nombreux auteurs se sont penchés sur cette problématique et une grande partie d'entre eux tels que Barrick [Barrick, 1998] ou Tatarskii [Tatarskii, 1998] s'accordent en une variation en  $\theta_g^4$  en incidence rasante, soit  $\sigma^0 = \theta_g^4 \sigma_r^0$ , où  $\sigma_r^0$  est la SERN réduite. D'autre part, remarquons que le modèle semi-empirique du GIT, qui est le modèle le plus reconnu, restitue également ce comportement angulaire (*cf.* Annexe C).

Lors du calcul de la propagation par la méthode équation parabolique, le champ est relevé à une hauteur non nulle, proche du niveau de la mer. Aussi, le multitrajet créé par le sol est implicitement modélisé. Sur mer et sans considérer les effets atmosphériques, il se résume à la superposition d'un rayon direct et d'un rayon réfléchi. Lorsque l'on se place à grande distance de l'émetteur et à angle de rasance faible, le coefficient de réflexion tend vers (-1) (*cf.* section B.I.2.a).

L'effet de ce multitrajet est illustré sur la Figure 21. Au point P, l'onde directe et l'onde réfléchie se recombinent avec une différence de trajet  $\Delta l = 2z \sin(\theta_g)$  car la réflexion sur la surface est spéculaire. Le déphasage entre les deux ondes est donc de  $\Delta\varphi = 2k_0 z \sin(\theta_g)$ .

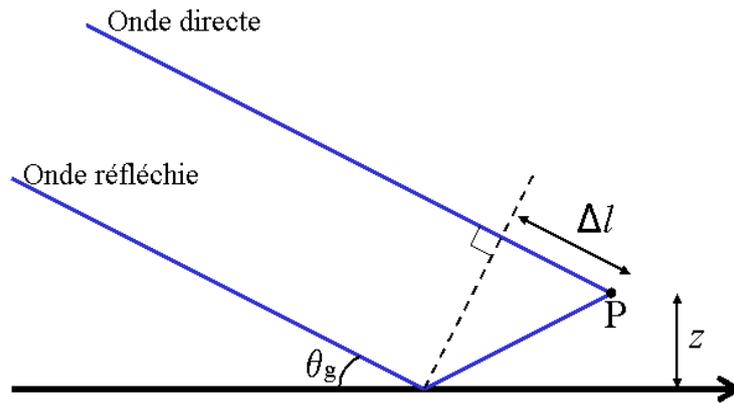


Figure 21 : Illustration de l'impact du multitrajet créé par le sol lors de la modélisation de la propagation électromagnétique par méthode de résolution de l'équation parabolique.

Ce multitrajet peut donc être exprimé simplement par l'expression classique :

$$F(z, \theta_g) = (1 - \exp(-2jk_0 z \sin \theta_g)), \quad (33)$$

où le facteur de propagation  $F$  est ici relevé à la hauteur  $z$  au-dessus de la mer éclairée suivant l'angle de rasance  $\theta_g$ . Dans un cas avec réfraction, les rayons ne se propagent pas en ligne droite, mais proche de la surface ce terme de multitrajets reste valable et ainsi le facteur de propagation devient en atmosphère quelconque :

$$F(z, \theta_g) = (1 - \exp(-2jk_0z \sin \theta_g))F_0, \quad (34)$$

où  $F_0$  traduit les effets de réfraction entre l'antenne et le fouillis. À incidence rasante et hauteur faible, le critère de Rayleigh est satisfait, soit :

$$2k_0z \sin \theta_g \ll 1. \quad (35)$$

On peut ainsi faire un développement limité de l'exponentielle apparaissant dans l'expression de  $F$  :

$$\exp(-2jk_0z \sin \theta_g) \approx 1 - 2jk_0z \sin \theta_g. \quad (36)$$

La variation du facteur de propagation relevé à la hauteur  $z$  et en incidence rasante est alors de la forme :

$$|F(z, \theta_g)| = |1 - \exp(-2jk_0z \sin \theta_g)|F_0 \approx 2F_0k_0z \sin \theta_g. \quad (37)$$

Pour se ramener à la puissance reçue par le radar, ce facteur est élevé à la puissance 4. On obtient bien finalement une variation en  $\sin^4(\theta_g)$ , donc en  $\theta_g^4$ , l'angle de rasance étant très petit.

Dans l'équation radar (Eq. 27), le terme  $F_0$  correspond à un facteur de propagation prenant en compte les conditions de réfraction. Cette formulation considère le facteur de propagation sur la cible, soit dans notre problématique sur la surface de mer. Lors du calcul de la propagation par méthode PWE, le facteur de propagation est relevé légèrement au-dessus de la surface – le facteur de propagation étant nul sur celle-ci – ce qui induit la prise en compte d'un multitrajet (cf. Figure 21). Le terme  $F_0$  de l'équation radar est donc bien que le même que celui défini à l'Eq. (34).

Le facteur  $\sigma F_0^4$  apparaissant dans l'équation radar peut s'exprimer sous la forme :

$$\begin{aligned} \sigma F_0^4 &= \sigma^0 A_1 F_0^4 \\ &= \sigma_r^0 \theta_g^4 A_1 F_0^4, \end{aligned} \quad (38)$$

où  $\sigma_r^0$  est la SERN réduite dont la variation due au multitrajet n'est pas prise en compte. Selon la valeur de  $F(z, \theta_g)$  obtenue dans l'Eq. (37), on obtient par substitution :

$$\begin{aligned} \sigma F_0^4 &= \sigma_r^0 A_1 \frac{F^4(z, \theta_g)}{(2k_0z)^4}, \\ &= C_0 \sigma_r^0 F^4(z, \theta_g) \end{aligned} \quad (39)$$

où  $C_0 = A_1 / (2k_0z)^4$ . Ainsi l'équation radar revient finalement :

$$P_R(\mathbf{M}) = \frac{P_E G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} C_0 \sigma_r^0 F^4(z, \theta_g, \mathbf{M}), \quad (40)$$

où  $F$  est bien ici le facteur de propagation à très faible altitude au-dessus du niveau de la mer.

Implicitement, tous les auteurs travaillant en RFC font cette approximation et introduisent la variation en  $\theta_g^4$  par le biais du facteur de propagation sans jamais le mentionner. Au regard des variations très importantes de la SER de fouillis (*cf.* Figure 12) en fonction de l'angle de rasance, et de la forte variabilité de l'angle suivant les conditions de réfraction (*cf.* Figure 20), la prise en compte de cette dynamique est fondamentale. Or, on montre ici que cette dynamique est considérée intrinsèquement dans notre modélisation de la propagation.

Si la hauteur des vagues, la force du vent et sa direction sont considérés constants en distance, et si l'effet d'ombre, dont l'influence est négligeable face à celle du terme de multitrajet, est négligé, le terme  $\sigma_r^0$  peut alors être considéré constant en distance. C'est l'approximation qui est faite dans le cadre de ces travaux de thèse.

## B.II. Présentation du problème inverse

Il est important à ce stade de bien cerner la problématique RFC. Le problème inverse revient donc à retrouver le type de conduit et les paramètres de ce conduit les plus proches possible du conduit réel. Pour cela, le radar ne donne accès qu'à la puissance reçue par le radar après un trajet aller-retour de l'onde et une réflexion sur la surface de mer.

Afin de mieux visualiser le problème, des exemples de pertes en propagation en fonction de la distance sont présentés pour plusieurs configurations de conduits. Ces exemples ont été simulés grâce à l'algorithme de modélisation de propagation par équation parabolique décrit en section B.I.2. Pour tous ces exemples, on se place à la fréquence 5 GHz, avec une antenne d'ouverture  $4.6^\circ$  placée à une altitude de 25 mètres. Le calcul est effectué sur 50 km, au-dessus d'une mer lisse et parfaitement conductrice. Ces pertes sont relevées au niveau de la mer de 10 à 50 km de l'émetteur. En ordonnée apparaissent les pertes de propagation en dB, et en abscisse la distance horizontale en km.

Sur la Figure 22, on considère 3 types d'atmosphères : l'atmosphère standard correspondant à un conduit d'évaporation de hauteur  $\delta = 0$  m, un cas de conduit d'évaporation de hauteur  $\delta = 15$  m et un cas de conduit d'évaporation de hauteur  $\delta = 30$  m.

Sur la Figure 23, on considère à nouveau 3 types d'atmosphères : l'atmosphère standard tout d'abord, et deux conduits de surface. Le premier conduit a des valeurs de paramètres  $z_b = 125$  m,  $c_2 = 0.756$  unité-M/m et  $z_{\text{thick}} = 45$  m, et le deuxième profil correspond aux valeurs  $z_b = 60$  m,  $c_2 = 1.04$  unité-M/m et  $z_{\text{thick}} = 25$  m. Ces profils correspondent à de forts conduits réalistes.

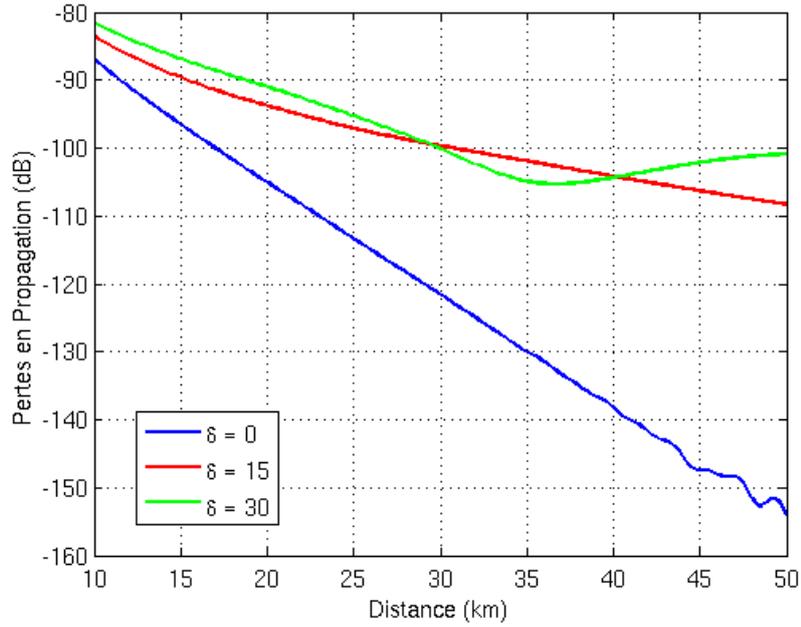


Figure 22 : Pertes en propagation au niveau de la mer en fonction de la distance en présence de conduits d'évaporation de hauteur  $\delta = 0$  m (atmosphère standard),  $\delta = 15$  m et  $\delta = 30$  m.

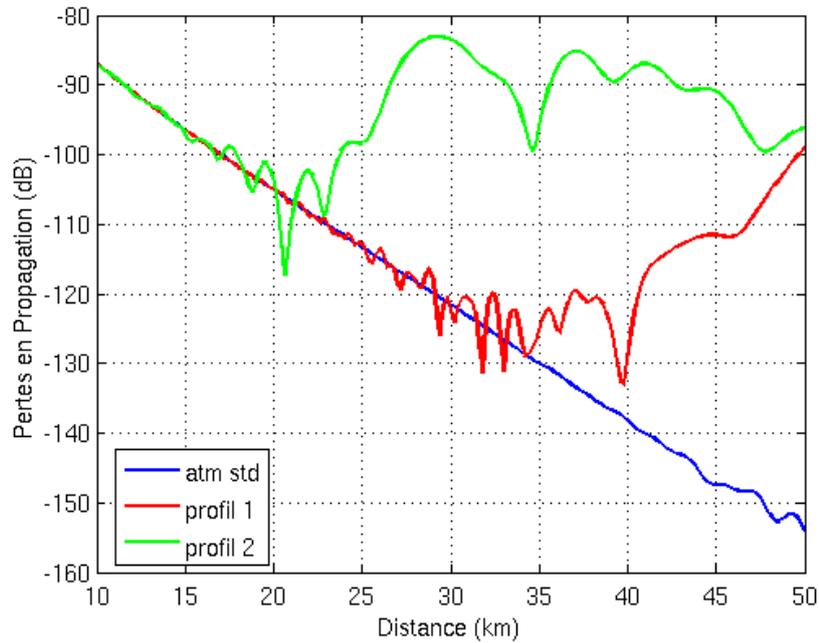


Figure 23 : Pertes en propagation au niveau de la mer en fonction de la distance en atmosphère standard et pour deux conduits de surface. Le profil 1 correspond aux valeurs  $z_b = 125$  m,  $c_2 = 0.756$  unité-M/m et  $z_{thick} = 45$  m, et le profil 2 correspond aux valeurs  $z_b = 60$  m,  $c_2 = 1.04$  unité-M/m et  $z_{thick} = 25$  m.

Ces figures illustrent l'impact des conduits atmosphériques sur la propagation des ondes. En présence d'un conduit, les ondes sont piégées et un phénomène de guidage se produit qui

augmente la portée du radar. Dans le cas d'un conduit d'évaporation, les ondes sont piégées à basse altitude et se réfléchissent régulièrement sur la surface de la mer. En présence d'un conduit de surface, les ondes sont piégées à plus haute altitude dans la couche de gradient d'indice négatif (Figure 5). Ainsi, la puissance émise au niveau de la surface de la mer augmente considérablement quand les ondes piégées en altitude redescendent vers la surface (Figure 13). C'est ce phénomène de piégeage des ondes qu'il est important de détecter et de quantifier, afin de prédire la portée des systèmes embarqués.

### **B.II.1. État de l'art dans la RFC**

Cet état-de-l'art s'appuie principalement sur les travaux de Peter Gertoft et de L. Ted Rogers qui ont développé la méthode RFC (Refractivity From Clutter) durant la dernière décennie. Cette section a ainsi un double but : présenter les travaux déjà effectués dans le cadre de la RFC et positionner les travaux de cette thèse par rapport à ceux-ci.

#### *a Historique*

Dans les années 90 et dans le cadre de l'étude des ondes acoustiques en milieu marin appliquée à la sismologie, des méthodes inverses sont développées afin de caractériser le milieu (*e.g.* [Baggeroer *et al.*, 1993]). Au SPAWAR (San Diego, Californie), Hitney montre la faisabilité d'un système d'inversion capable de retrouver la hauteur d'un conduit de surface dès 1992 [Hitney, 1992] grâce à un modèle basé sur l'optique physique développé au Naval Ocean Systems Center de San Diego. L'émetteur et le récepteur étaient à 30 mètres de haut, et 148 km séparait les deux antennes. Il s'agissait d'une simple inversion sur des données point à point. À la fin des années 90, Krolik et Tabrikian [1999] proposent de retrouver le profil d'indice de réfraction par inversion des données radar disponibles et posent les bases de la RFC. En adaptant et perfectionnant les outils appliqués à la sismologie, des méthodes efficaces sont développées. Durant la dernière décennie, plusieurs méthodes de RFC sont proposées. Le problème inverse inhérent à la RFC est basé respectivement sur un algorithme génétique [Gerstoft *et al.*, 2000, 2003a, 2003b], une méthode de Bayes – Monte-Carlo [Yardim *et al.*, 2006], une méthode hybridant algorithme génétique et méthode de Monte Carlo par Chaînes de Markov [Yardim *et al.*, 2007b], et un filtrage particulière [Yardim *et al.*, 2008]. Ces méthodes sont très précises et ont l'avantage de donner les distributions de probabilité des paramètres des conduits, mais le temps de calcul de ces algorithmes est assez conséquent et incompatible avec les besoins opérationnels. En effet, les effets de réfraction peuvent considérablement changer dans un intervalle de 10 minutes (*cf.* section B.II.1.b).

Ce travail de thèse se propose de résoudre le problème inverse par un algorithme d'apprentissage basé sur une base de données pré-générée et prétraitée afin de minimiser les calculs en conditions opérationnelles. Les algorithmes d'inversion MIO, LS-SVM (Least-Squares Support Vector Machine) et MuLS-SVM (Multitask LS-SVM) seront utilisés en particulier.

#### *b Variabilité temporelle et spatiale des conditions de réfractivité*

Afin de prédire les portées des radars embarqués, le souhait du radariste est de connaître les conduits atmosphériques qui se trouvent sur son axe de propagation. La connaissance de la

variabilité temporelle et spatiale du signal est décisive afin d'adapter le système aux besoins opérationnels.

◆ Variabilité spatiale

L'hypothèse de l'homogénéité horizontale de l'indice de réfraction semble être raisonnable dans le cas du conduit d'évaporation comme décrit dans [Anderson, 1990] et [Douvenot *et al.*, 2008a]. Cependant, elle devient une forte approximation dans les cas de conduits de surface. Rogers [1996] étudie les effets de l'hypothèse d'une atmosphère homogène en distance sur le facteur de propagation en comparant des mesures de fouillis et des simulations de facteurs de propagation nourries avec un profil d'indice unique mesuré sur le trajet de l'onde. Ces mesures, effectuées dans le cadre de la campagne VOCAR, sont des mesures point à point. La variabilité spatiale y est montrée comme indispensable pour obtenir un bon estimateur.

On posera pourtant en première approximation l'hypothèse d'homogénéité en distance pour l'étude de faisabilité du système d'inversion par machines d'apprentissage. Cette hypothèse reste acceptable en pleine mer et peu réaliste en milieu côtier.

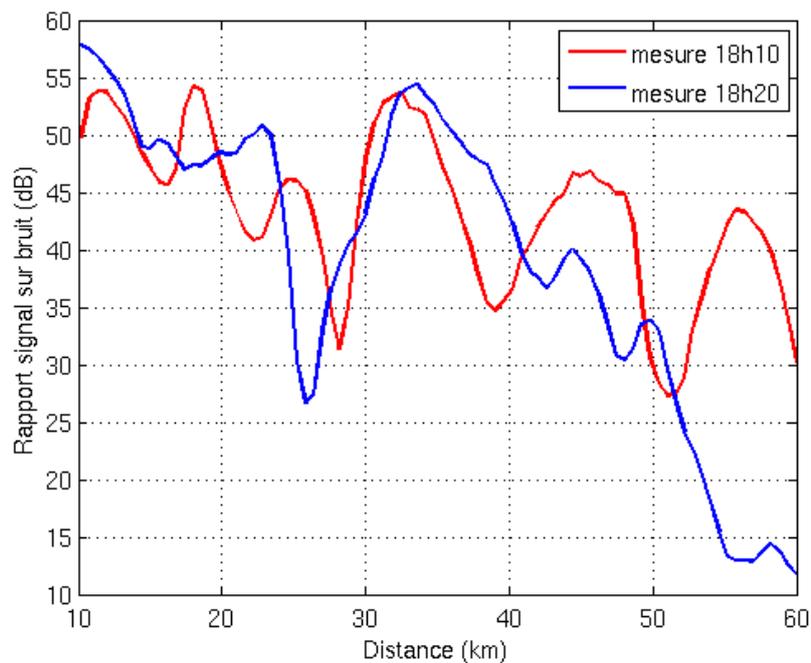


Figure 24 : Facteurs de propagation mesurés à une constante près lors de la campagne Wallops'98 à une direction azimutale de  $172^\circ$ . En rouge est représentée la mesure à 18h10 et en bleu la mesure à 18h20.

◆ Variabilité temporelle

Dans [Rogers, 1996], l'auteur montre qu'un estimateur donnant une structure atmosphérique variant en distance n'est pas plus précis qu'un estimateur faisant l'hypothèse d'un profil constant si la durée de l'estimation est supérieure à un temps limite. Pour se donner un ordre de grandeur, le temps limite de deux heures est évoqué dans le cadre de la campagne VOCAR. Mais il a été montré [Douvenot *et al.*, 2008b] que la puissance reçue par le radar peut être significativement modifiée par les conditions de réfraction dans un laps de temps de 10 minutes.

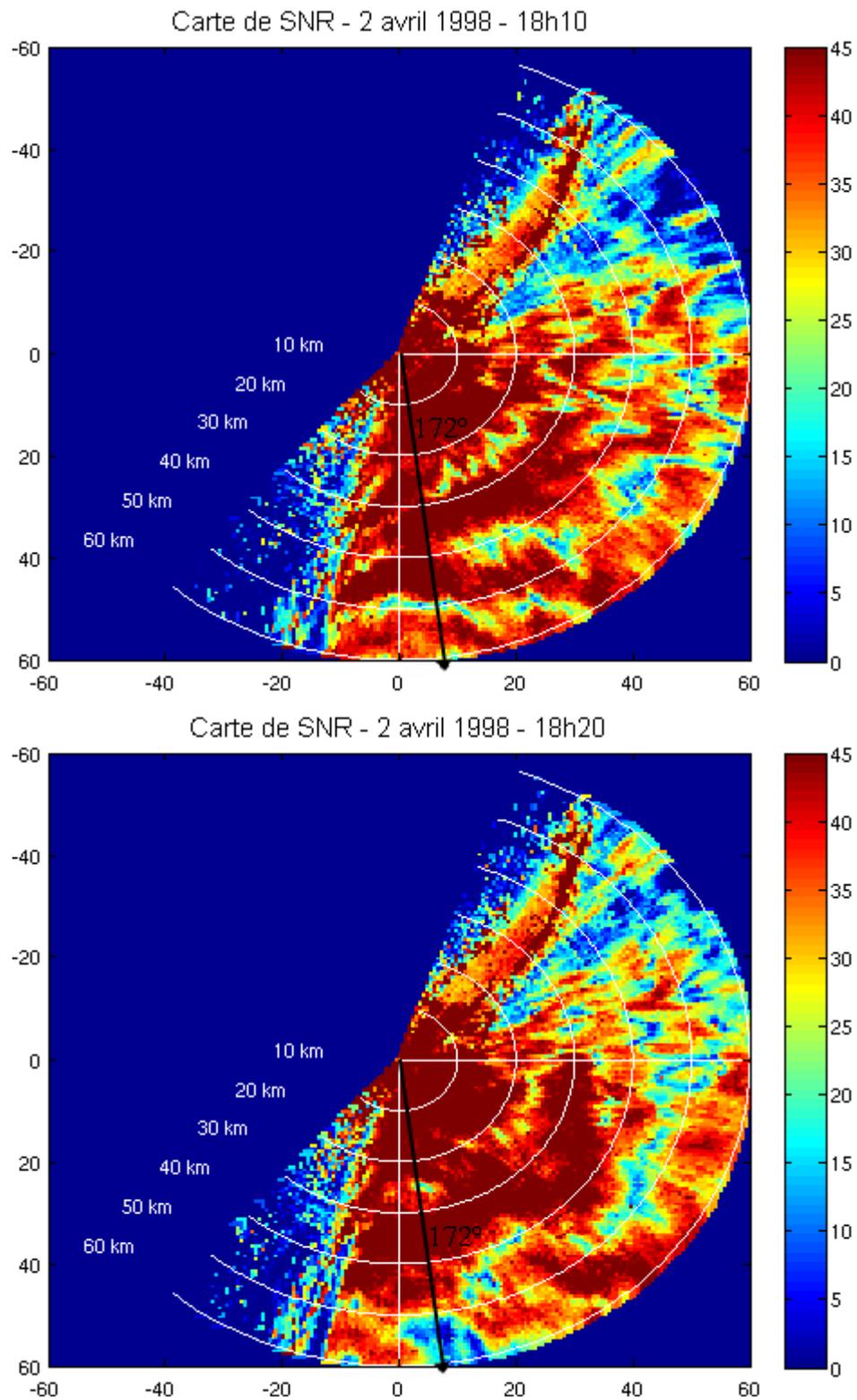


Figure 25 : Cartes de SNR mesurées sur une portée de 60 km durant la campagne de mesures Wallops'98. Mesures effectuées à 18h10 (en haut) et 18h20 (en bas).

La Figure 25 montre des cartes de mesures de SNR ("Signal to Noise Ratio" - Rapport Signal sur Bruit) effectuées à Wallops Island (Virginie) le 2 avril 1998 à 10 minutes d'intervalle. On

peut y repérer une corrélation temporelle de la valeur du fouillis radar, avec cependant quelques fortes différences, autour de 172° notamment. La Figure 24 montre les mesures de SNR autour de 170°. Il est intéressant de noter qu'après 40 km, les deux SNR diffèrent de 30 dB à 57 km. Ainsi, les conditions atmosphériques changeantes peuvent entraîner une différence notable de performance du radar dans un laps de temps de 10 minutes.

Cet exemple illustre le besoin d'un système RFC qui soit rapide. Un système fonctionnant pendant un temps de 10 minutes maximum paraît raisonnable afin d'avoir une information temps réel. Un système encore plus rapide est nécessaire si l'on veut obtenir l'information sur les conditions atmosphériques à plusieurs azimuts.

### c Mise en forme de l'inversion

Dans le cadre de la RFC, il y a une étape d'inversion indispensable à mettre en place afin de retrouver la forme de conduit présent et la valeur de ses paramètres. Une des difficultés majeures étant que cet algorithme d'inversion doit pouvoir être opérationnel indépendamment des conditions de vent et d'état de mer. Or, le niveau de fouillis de mer que reçoit le radar est fortement influencé par l'état de mer. L'idée est donc d'effectuer l'inversion non pas sur la puissance reçue mais sur le facteur de propagation (ou de façon équivalente sur les pertes en propagation) qui ne dépend plus que des conditions de réfraction. Cette section détaille le prétraitement nécessaire pour remonter de la puissance reçue par le radar au facteur de propagation. On part de l'équation radar (Eq. 40) qui peut être écrite (*cf.* section B.I.3.c) :

$$P_R(\mathbf{M}) = \frac{P_E G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} C_0 \sigma_r^0 F^4(R, \mathbf{M}), \quad (41)$$

où  $P_R$  est la puissance reçue par le radar,  $P_E$  est la puissance émise par ce même radar,  $\lambda$  est la longueur d'onde,  $G$  est le gain de l'antenne et  $F$  représente le facteur de propagation.  $\sigma_r^0$  est la SERN réduite du pixel de mer. Enfin,  $\mathbf{M}$  est l'ensemble des paramètres décrivant le CRM et  $R$  est la distance du radar au pixel de mer.

Si l'on applique l'hypothèse simplificatrice d'une SER proportionnelle à la distance  $R$  (*cf.* section B.I.3), cette équation radar peut être réécrite en dB :

$$P_{R\text{ dB}}(R, \mathbf{M}) = 2F_{\text{dB}}^2(R, \mathbf{M}_{\text{true}}) - 30 \log(R) + \sigma_{r\text{ dB}}^0 + C_{\text{dB}}, \quad (42)$$

où  $C$  est une constante réunissant toutes les valeurs connues dans l'équation radar. On remarquera la variation en  $-30 \log(R)$  due à l'atténuation en espace libre en  $R^4$  et à l'aire illuminée par le radar proportionnelle à  $R$  (Eqs. (27) et (29)). On travaille avec le facteur de propagation au carré  $F^2$  qui est relié à une puissance.

Pour effectuer l'inversion, il faut pouvoir remonter de la puissance reçue au facteur de propagation. Il y a donc la valeur  $\sigma_{r\text{ dB}}^0 + C_{\text{dB}}$  qu'il faut pouvoir évaluer.  $C_{\text{dB}}$  est connue car toutes ses composantes le sont, mais la valeur de  $\sigma_{r\text{ dB}}^0$  reste inconnue. Deux solutions sont alors envisageables :

- La première est de prendre en compte une puissance réduite :

$$P'_{R\text{ dB}}(R, \mathbf{M}) = 2F_{\text{dB}}^2(R, \mathbf{M}_{\text{true}}) - 30 \log(R). \quad (43)$$

Il s'agit ensuite de centrer la valeur moyenne de cette puissance réduite. Ainsi on supprime les constantes. L'inversion sera alors effectuée uniquement sur les variations en puissance, et non sur ses valeurs réelles. Un avantage de cette méthode est de s'affranchir de toutes les constantes telles que les pertes internes au système.

- Une deuxième solution est de considérer qu'à courte distance, la puissance reçue par le radar n'est pas encore influencée par les variations d'indice atmosphérique. Si on note cette distance  $R_{sh}$ , on peut écrire :

$$\sigma_{r\text{ dB}}^0 + C_{\text{dB}} = P_{R\text{ dB}}(R_{sh}) - 2F_{\text{dB}}^2(R_{sh}) + 30.\log(R) \quad (44)$$

Le terme  $F_{\text{dB}}^2(R_{sh})$  peut être facilement calculé, puisqu'on considère l'atmosphère comme standard sur cette courte distance et que la puissance reçue est mesurée. On peut alors en déduire une valeur mesurée pour le terme  $\sigma_{r\text{ dB}}^0 + C_{\text{dB}}$ .

### B.III. Conclusion

La RFC peut finalement se résumer par quatre étapes illustrées sur la Figure 26. Le radar, placé en milieu côtier ou embarqué sur navire effectue une mesure de fouillis de mer (a). Ensuite, cette donnée est prétraitée afin d'obtenir une nouvelle donnée inversible (pertes en propagation ou facteur de propagation) (b). Par une machine d'inversion (c), on peut finalement retrouver le type de conduit atmosphérique et les valeurs des paramètres le caractérisant (d).

Le problème de la RFC est un problème complexe et nouveau englobant de nombreux sous-problèmes impliquant de nombreuses approximations qu'il faut toujours maîtriser. La méthode de développement de l'outil RFC dans le cadre de cette thèse est de partir du problème le plus simple au problème le plus complexe en supprimant petit à petit des hypothèses simplificatrices afin d'apporter les améliorations nécessaires au système à chaque nouvelle étape.

Ainsi, après la présentation des algorithmes d'inversion, la première étude porte sur des données simulées sans bruit. Vient ensuite le cas de données mesurées en présence de conduits simples, puis enfin des données en présence de conduits complexes variant en distance et en temps.

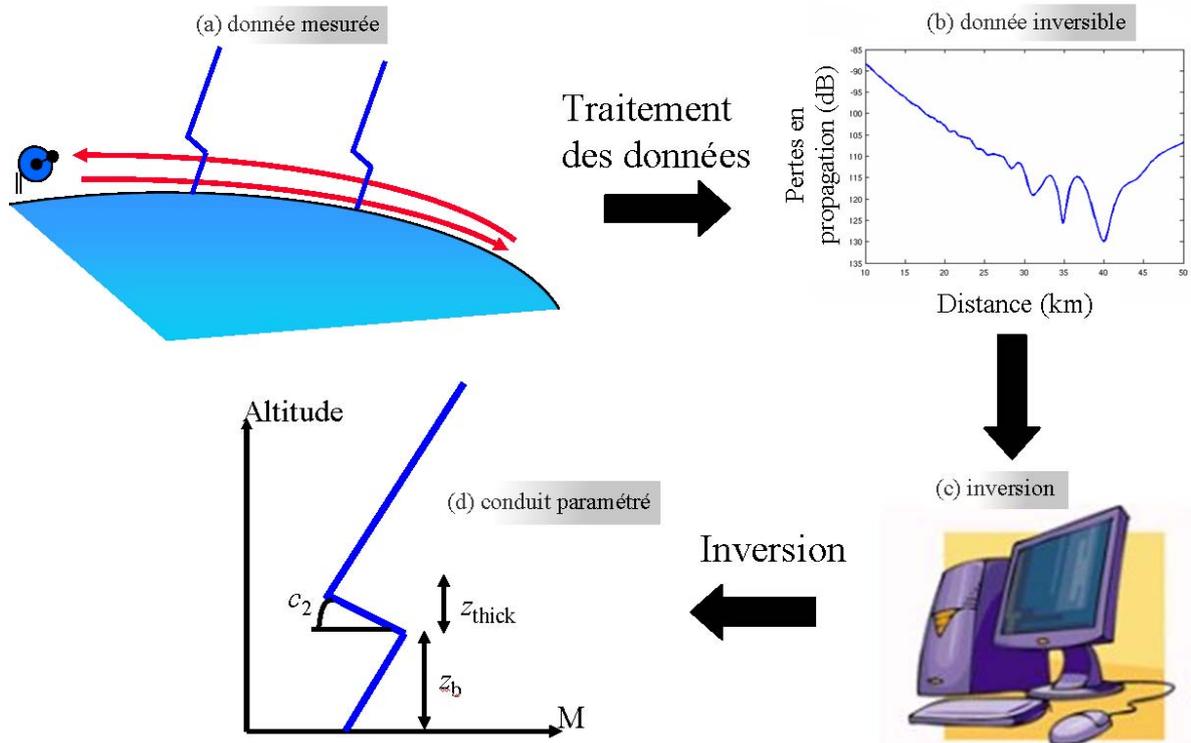


Figure 26 : Représentation d'un système complet RFC avec en (a) la mesure par un radar embarqué sur navire ou en milieu côtier, en (b) la donnée prétraitée avant inversion, en (c) l'inversion effectuée par un algorithme d'optimisation et en (d) le conduit retrouvé et les valeurs des paramètres du conduit

## Chapitre C/      **MÉTHODES D'INVERSION**

La RFC est un problème inverse. Il s'agit de retrouver la forme de la structure atmosphérique et les paramètres qui la caractérisent en n'ayant accès qu'à la puissance reçue par le radar. Il existe des modèles physiques pour simuler le trajet des ondes, mais pas pour retrouver les structures atmosphériques depuis la puissance reçue. C'est pourquoi on parle de problème inverse, qui nécessite un algorithme d'inversion. De plus, la relation qui relie les paramètres des conduits à la puissance radar est fortement non linéaire, particulièrement dans le cas du conduit de surface [Gerstoft *et al.*, 2003a]. Le choix de l'algorithme d'inversion est donc déterminant pour l'efficacité de la méthode. L'algorithme retenu doit pouvoir résoudre un système inverse fortement non linéaire et être quasi-temps réel. Dans un problème RFC, l'algorithme d'inversion se doit d'être rapide afin de retrouver l'indice de réfraction dans un intervalle de temps inférieur à sa variation temporelle.

Dans ce chapitre, différentes méthodes inverses pouvant être appliquées à la RFC sont présentées, et le choix des algorithmes retenus est argumenté. Les théories de ces algorithmes sont ensuite développées. Enfin, ces algorithmes sont testés sur des données idéales simulées et leurs performances sont comparées avec celles d'un algorithme générique.

### **C.I. Étude des méthodes d'inversion face aux besoins RFC**

Les méthodes d'inversion étudiées dans ce chapitre sont l'Algorithme Génétique (AG), la descente de gradient, les réseaux de neurones et les Machines à Vecteurs Supports (SVM). Rappelons que le but d'un algorithme d'inversion est, connaissant la valeur d'une fonction  $f(\mathbf{x})$ , de retrouver  $\mathbf{x}$  sans expliciter la fonction  $f$  ni son inverse. Un problème d'inversion s'apparente à un problème d'optimisation : il s'agit dans les deux cas de minimiser une fonction de coût traduisant l'écart entre la fonction réelle et la fonction inversée.

Dans le cadre de la RFC,  $\mathbf{x}$  est le profil de CRM, ou plus exactement le vecteur des paramètres décrivant le profil, et le vecteur  $f(\mathbf{x})$  représente le facteur de propagation (ou les pertes en propagation).

### C.I.1. Positionnement pour le développement d'une nouvelle méthodologie RFC

L'originalité de cette thèse réside tout particulièrement dans le choix de la méthode d'inversion pour résoudre le système RFC. Le but est d'obtenir une méthode efficace permettant d'effectuer l'inversion en temps réel afin d'être applicable dans des conditions opérationnelles. Voici donc un aperçu des algorithmes d'inversion les plus communs et une présentation de leurs points forts et de leurs lacunes. D'abord sont présentées les méthodes itératives, puis les méthodes qui reposent sur des bases de données pré-générées. Une troisième partie sur la méthode de génération des bases de données vient ensuite.

#### a Méthodes itératives

##### ◆ L'algorithme génétique

L'AG est un algorithme s'inspirant de la notion de sélection naturelle exposée pour la première fois par Darwin en 1842. Il fut développé dans les années 60 et 70 par une équipe de chercheurs de l'Université du Michigan.

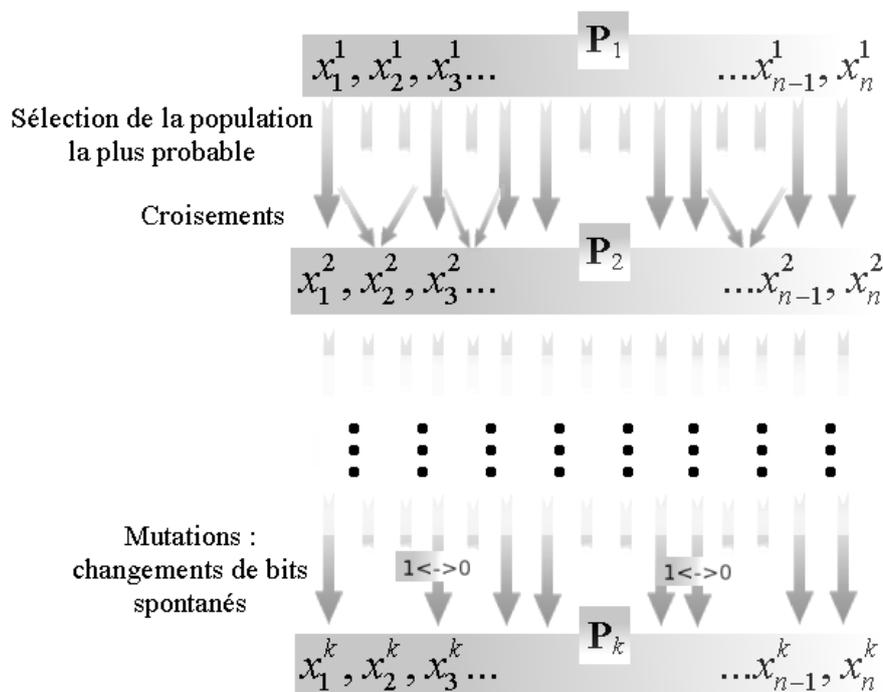


Figure 27 : Schéma du fonctionnement de l'AG. Une première population  $P_1$  est générée. La deuxième population est générée par une sélection parmi la première puis par des croisements et des mutations. La méthode est répétée avec la deuxième génération et ainsi de suite jusqu'à un critère d'arrêt.

Le principe de cette méthode est illustré sur la Figure 27. Ayant déjà la donnée  $f(x)$ , on génère une première population  $P_1$  de solutions potentielles ( $x_i^1$ ) au problème d'optimisation que l'on veut résoudre. Cette population est générée aléatoirement. Par exemple, dans le cadre de la

RFC, la population est un ensemble de paramètres de conduits atmosphériques  $(x_1^1, \dots, x_n^1)$ . On peut alors calculer les valeurs  $(f(x_1^1), \dots, f(x_n^1))$ , soit les facteurs de propagation pour chaque ensemble de paramètres. Ensuite, on choisit les solutions les plus pertinentes dans  $P_1$  et on crée une nouvelle population  $P_2$  en faisant évoluer cet ensemble. D'abord, les solutions les plus pertinentes sont gardées, puis par *cross-over*, ou croisements, on crée le reste de la population. Enfin, quelques éléments de la population connaissent des mutations spontanées. La population  $P_2$  est ainsi créée. On procède de la même façon pour créer la population suivante. Les itérations successives s'arrêtent à la population  $P_k$  quand celle-ci remplit un certain critère d'arrêt ou à  $k$  fixé. La population  $P_k$  est alors proche de la solution optimale.

Cet algorithme présente l'avantage d'éviter en général les minima locaux. Grâce aux croisements et aux mutations, un panel très large de solutions potentielles est testé. De même, on lance souvent en même temps plusieurs populations initiales que l'on fait évoluer indépendamment les unes des autres afin d'éviter les optima locaux. Cependant, les calculs nécessaires pour tester chaque individu de chaque population peuvent s'avérer très lourds. Cet algorithme est celui qui a été initialement retenu par Rogers et Gerstoft [Gerstoft *et al.*, 2003a], les pionniers de la RFC. (*cf.* [Gerstoft, 2006] plus de détails)

Dans le cadre des travaux de cette thèse, le logiciel utilisé pour l'AG est le logiciel SAGA [Gerstoft, 2006] conçu pour la RFC et l'inversion de données acoustiques.

#### ◆ La descente de gradient

Cet algorithme se base sur le calcul de la dérivée ou des dérivées partielles de la fonction, et sur la recherche de ses valeurs d'annulation. Il s'agit d'une méthode itérative. On choisit une solution potentielle ("point initial" sur la Figure 28), puis on calcule numériquement les gradients autour de ce point, ou de façon exacte si l'on a une formulation analytique. Ensuite, on sélectionne une nouvelle solution dans la direction de plus forte pente, c'est-à-dire dans la direction opposée au plus fort gradient. La distance d'un point au suivant est proportionnelle à la valeur du gradient calculée. On continue ainsi par itérations successives jusqu'à arriver à un endroit de pente quasiment nulle, correspondant à un minimum de la fonction à optimiser. Ce calcul itératif est schématisé sur la Figure 28. Un premier point est tiré au hasard, puis l'algorithme suit la plus forte pente de manière itérative pour atteindre le minimum local.

Si cet algorithme est très rapide, il a en revanche le défaut de tendre vers des minima locaux dès que le problème d'optimisation est trop complexe. Des améliorations existent, comme une hybridation avec une méthode de Monte Carlo pour rechercher plusieurs minima, ou l'ajout d'une inertie afin d'éviter les minima locaux instables, mais cette méthode n'est pas assez sophistiquée pour résoudre le problème complexe de la RFC.

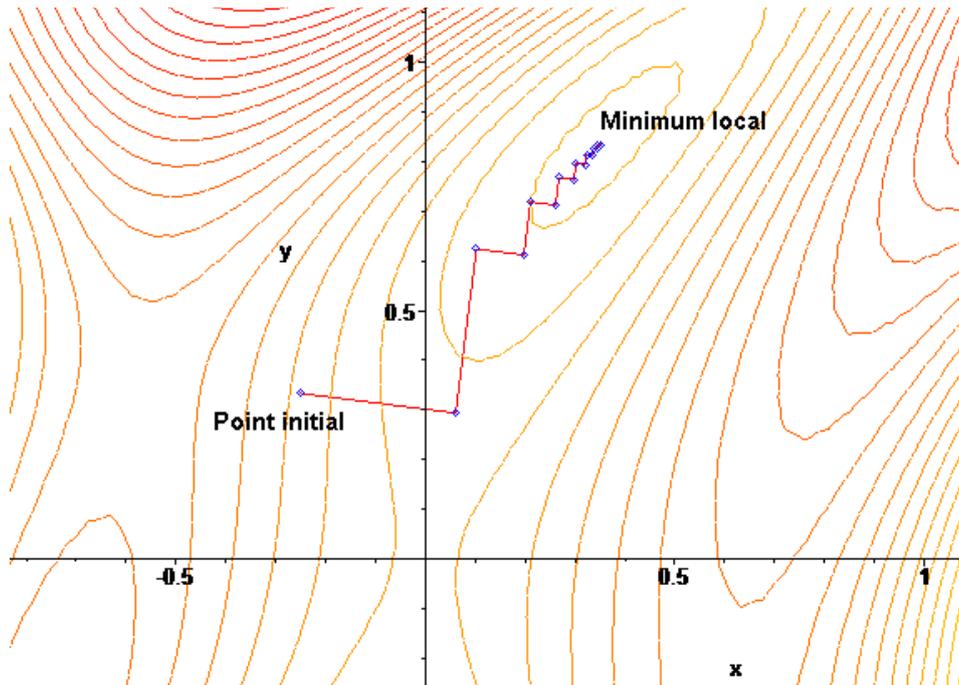


Figure 28 : Illustration de la méthode de descente de gradient.

◆ Le filtrage particulaire

La méthode du filtrage particulaire [Le Gland, 2003], aussi appelée méthode de Monte Carlo séquentielle, se rapproche de la méthode de Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC). Des particules explorent les valeurs de l'espace d'état (pour le problème RFC, ce sont les paramètres des conduits atmosphériques) selon la connaissance *a priori* de la densité de probabilité des variables décrivant l'espace d'état. Des poids leur sont ensuite affectés selon une fonction de coût (en général une erreur quadratique), puis les particules évoluent sous l'effet d'un mécanisme de sélection, qui concentre automatiquement les particules dans les régions d'intérêt de l'espace d'état grâce aux poids calculés précédemment. À chaque itération, une particule a d'autant plus de chance de se reproduire à la génération suivante qu'elle est cohérente avec l'observation courante.

Cet algorithme est appliqué à la RFC par Yardim *et al.* [2008]. Un premier problème de cette méthode est que son temps de calcul est relativement élevé puisqu'il requiert de nombreux calculs de propagation afin d'obtenir des densités de probabilités satisfaisantes. Un autre problème majeur inhérent aux méthodes bayésiennes et que l'introduction de la connaissance *a priori* des densités de probabilités peut engendrer une erreur en cas de présence d'un conduit exceptionnel, à plus forte raison car ces densités de probabilités sont relativement mal connues sur l'ensemble du globe.

*b Méthodes d'inversion avec base de données pré-générée*

◆ La méthode d'interpolation d'ordre 0

Le postulat de la Méthode d'Interpolation d'ordre 0 (MI0) est que la donnée pré-générée qui définit le mieux la donnée à inverser est celle qui minimise la distance quadratique avec la mesure. C'est une méthode dite de plus proche voisin. Ainsi, si l'on dispose de  $N$  données de taille  $P$  dans la base pré-générée, la donnée de maximum de vraisemblance est celle qui est solution de :

$$\mathbf{y}_{\text{opt}} = \min_{i=1,\dots,N} \left( \sum_{j=1}^P (y_j^{\text{mes}} - y_j^i)^2 \right), \quad (45)$$

où  $\mathbf{y}^{\text{mes}}$  est la donnée mesurée à inverser et  $\mathbf{y}^i$  est le  $i^{\text{ème}}$  élément (facteur de propagation pour la RFC) des  $N$  éléments de la base de données pré-générée. Enfin,  $j$  est la variable muette décrivant le balayage sur le nombre de points de la donnée mesurée.

On appelle cette méthode la MIO car il s'agit de retrouver, dans une base de données pré-générée, le facteur de propagation "constant" – c'est-à-dire figé, et non constant en distance – le plus proche en distance quadratique de celui mesuré. On approxime donc le facteur de propagation mesuré par un vecteur constant.

Le vecteur de facteur de propagation  $\mathbf{y}_{\text{opt}}$  le plus vraisemblable dans la base de données est obtenu. Le vecteur des paramètres de conduit  $\mathbf{x}_{\text{opt}}$  est le vecteur associé dans la base de données pré-générée. Cette méthode n'est *a priori* pas assez performante car il s'agit d'une méthode d'inversion linéaire et dont les solutions sont limitées à celles décrites dans la base de données pré-générée. Elle présente cependant l'avantage d'être très facile à mettre en œuvre. L'efficacité de cette méthode dépend grandement de la précision de la description du problème dans la base de données pré-générée.

◆ Le réseau de neurones

Le réseau de neurones [Touzet, 1992] est une méthode basée sur l'imitation du fonctionnement du cerveau humain. L'idée de base étant que beaucoup de connections très simples (les synapses) peuvent décrire un système très complexe (le cerveau). Un réseau de neurones se présente donc sous la forme de couches de neurones. La première couche correspond aux entrées du système, la dernière aux sorties. Plus il y a de neurones entre ces couches, plus le système est complexe. Ensuite, le but est d'approximer la fonction  $f(\mathbf{x})$  grâce à des combinaisons linéaires entre chaque couche de neurones. Il faut pour cela définir les poids entre les neurones. Cette étape est effectuée grâce à un apprentissage du système.

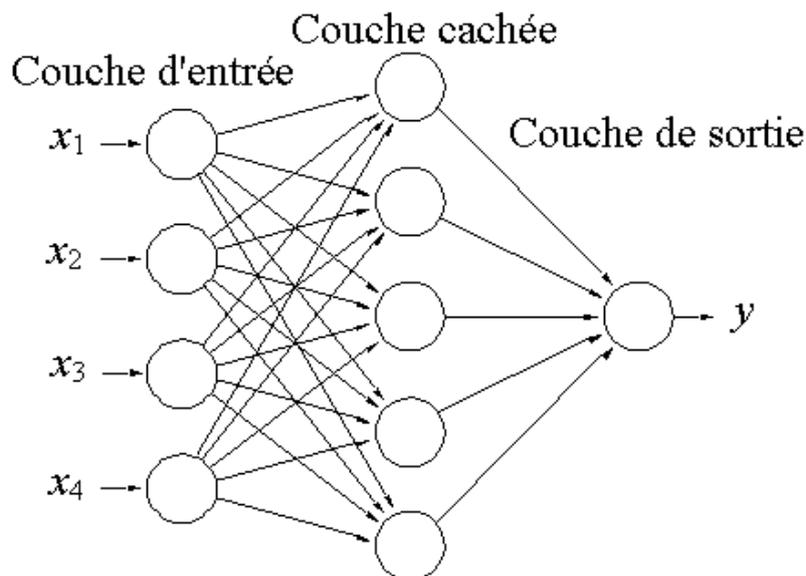


Figure 29 : Schéma structurel d'un réseau de neurones.

La Figure 29 représente le schéma structurel d'un réseau de neurones pour une entrée de dimension 4 et une sortie de dimension 1. Le vecteur d'entrée passe par une couche d'entrée et une couche cachée. Sur chaque couche sont effectuées des combinaisons linéaires dont les poids sont définis durant une phase d'apprentissage. C'est la couche cachée qui introduit la non linéarité dans l'algorithme.

Il faut donc disposer d'un ensemble d'entrées et de sorties connues décrivant tous les cas possibles. On va, grâce à cet ensemble appelé la *base d'apprentissage*, nourrir le réseau. Durant l'apprentissage, le système optimise les poids afin que le réseau de neurones définisse au mieux la fonction  $f(\mathbf{x})$  sur cette base d'apprentissage. Une fois le réseau entraîné, on a un système très rapide qui permet d'approximer la fonction  $f$ .

Le réseau de neurones n'est pas aussi précis que l'AG. Cependant, une fois la phase d'apprentissage effectuée, le système est extrêmement rapide puisque la fonction  $f$  est approchée par des combinaisons linéaires successives. On obtient donc un système rapide et efficace. Le lecteur intéressé pourra se référer à [Touzet, 1992] pour les détails.

#### ◆ Les machines à vecteurs supports

Les Machines à Vecteurs Supports (SVM) [Smola et Schölkopf, 1998b] ont été introduites en 1963 par Vapnik principalement [Vapnik et Lerner, 2003]. Mais il aura fallu attendre les années 90 et la généralisation de l'algorithme aux problèmes non linéaires pour que cette méthode d'inversion devienne populaire. Basées sur un principe très proche de celui du réseau de neurones, les SVM sont elles aussi des machines nécessitant un apprentissage. La particularité des SVM vient de l'utilisation de fonctions noyaux qui servent à transposer les données dans des espaces de plus grandes dimensions, et ainsi simplifier la résolution des problèmes en les rendant linéaires dans ces espaces de transposition. Comme pour les réseaux de neurones, les SVM sont moins efficaces que l'AG mais présentent l'avantage d'être très rapide après entraînement.

La théorie de la méthode des SVM à moindres carrés appliquée à la RFC est présentée en section C.II.1.

### c Méthode de génération d'une base d'entraînement

#### ◆ Introduction : méthodes d'échantillonnage

Le choix de la méthode d'échantillonnage pour créer la base de données est déterminant pour les performances de l'algorithme d'inversion. La méthode d'échantillonnage doit pouvoir décrire au mieux l'ensemble des cas envisagés avec une précision élevée en nécessitant le moins d'éléments possible.

La méthode la plus instinctive pour générer une base de données est de découper de façon régulière chacun des intervalles correspondant aux paramètres d'entrée. Ainsi, si l'on a un vecteur d'entrée  $(x^1, x^2, \dots, x^D)$  de dimension  $D$ , et dont on veut balayer respectivement  $N_1, N_2, \dots, N_D$  valeurs, on fait varier chaque dimension de l'entrée  $x^l$  de  $x^l_{\min}$  à  $x^l_{\max}$  par pas de  $(x^l_{\max} - x^l_{\min}) / (N_l - 1)$ . On se retrouve finalement avec un quadrillage régulier dont la taille  $N$  est le produit des  $N_k$ . Cette méthode a l'avantage de balayer avec une précision connue l'ensemble des valeurs que peuvent prendre les entrées, mais donne une efficacité assez faible avec une taille de la base de données qui grandit très vite, spécialement quand la dimension du vecteur d'entrée est grande. Ce problème est dénommé "malédiction de la dimension" ou "curse of dimensionality" [Bellman, 1961]. Il illustre le fait qu'à chaque dimension supplémentaire, garder la même densité de points revient à augmenter leur nombre de façon

exponentielle. D'autres méthodes d'échantillonnage existent pour limiter les effets de cette "malédiction".

On peut aussi générer une base de données par méthode de Monte Carlo. Pour une base de données de taille  $N$ , on génère aléatoirement  $N$  vecteurs d'entrée de façon uniforme, ou avec une distribution *a priori*, mais sans corrélérer les différentes dimensions du vecteur d'entrée.

Une autre méthode est une génération par méthode de quasi-Monte-Carlo [Morokoff et Caflisch, 1995]. Cette méthode, décrite initialement pour le calcul d'intégrales, peut servir à la génération de bases de données. Le principe est de choisir les  $N$  premiers points d'une séquence infinie donnant un découpage de plus en plus précis des intervalles. La séquence la plus courante et la plus simple (donnant un découpage régulier de plus en plus précis en une dimension) et la séquence de Halton [Halton, 1960].

La technique d'échantillonnage choisie dans le cadre de ces travaux de thèse est l'hypercube latin [McKay *et al.*, 1979]. L'efficacité de cette technique est reconnue pour les problèmes d'apprentissage, et sa mise en œuvre est aisée [Saliby et Pacheco, 2002]. Celle-ci est décrite au paragraphe suivant.

On peut de plus citer l'échantillonnage descriptif [Saliby, 1997], dont le principe est de sélectionner un échantillonnage déterministe, auquel vient s'ajouter une légère variation stochastique. L'échantillonnage descriptif a une efficacité équivalente à celle de l'hypercube latin décrit ci-après pour les bases de données de grande taille (supérieures à 100 éléments).

◆ L'échantillonnage par hypercube latin.

L'hypercube latin s'inscrit dans le cadre de la théorie des plans d'expériences [Vivier, 2002]. Il s'agit d'une méthodologie de sélection d'un échantillon sur un ensemble afin d'optimiser la représentativité de l'échantillon tout en minimisant sa taille. Le but est donc d'optimiser la sélection de cas tests quand ceux-ci sont en grand nombre, ou quand leur réalisation est coûteuse. Une application courante est la réalisation d'une base d'entraînement pour un système d'apprentissage, comme c'est le cas dans le cadre de cette thèse.

L'intérêt principal de l'échantillonnage par hypercube latin par rapport à un tirage aléatoire Monte Carlo est qu'il stratifie simultanément les valeurs des entrées sur toutes les dimensions. Ainsi, avoir une base de données générée par hypercube latin est plus pertinente qu'une base de données de même taille générée par méthode de Monte Carlo [McKay *et al.*, 1979].

L'hypercube latin reprend et généralise le principe du carré latin inventé par Leonard Euler, et mis en avant ces dernières années par le développement du jeu Sudoku. On se place dans un espace à  $D$  dimensions, chaque dimension représentant un paramètre  $(x^l)_{l=1\dots D}$  dont les variations sont comprises dans l'intervalle  $[x_{\min}^l, x_{\max}^l]$ . On découpe ensuite chaque intervalle en  $N$  sections égales,  $N$  étant le nombre de réalisations souhaitées, c'est-à-dire la taille de la base d'entraînement.

Pour la première réalisation, un intervalle est tiré au hasard parmi les  $N$  intervalles sur chaque dimension. On les notera  $I_1^1, I_1^2, \dots, I_1^D$ . Ensuite, une valeur de paramètre est tirée aléatoirement à l'intérieur de chacun de ces intervalles. On obtient les valeurs  $x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^D$ . Pour la deuxième réalisation, les intervalles  $I_2^1, I_2^2, \dots, I_2^D$  sont tirés parmi les  $N \times D$  intervalles privés des intervalles  $I_1^1, I_1^2, \dots, I_1^D$ . Comme précédemment, les valeurs des paramètres sont choisies aléatoirement dans chacun de ces nouveaux intervalles. On répète  $N$  fois le processus, jusqu'aux intervalles  $I_N^1, I_N^2, \dots, I_N^D$  qui seront les derniers restants.

On s'intéresse maintenant à la formulation mathématique de l'hypercube latin. Sur chaque dimension  $l$ , les variations du paramètre  $x^l$  sont ramenées à l'intervalle  $[0,1]$ . On note  $G_l$  la fonction de répartition du  $l^{\text{ème}}$  paramètre  $x^l$ . On choisit pour  $G_l$  une distribution uniforme quand aucune information sur la répartition statistique du  $l^{\text{ème}}$  paramètre n'est connue *a priori*. Alors la loi  $X_i^l$  de la variable aléatoire  $x_i^l$  ( $i^{\text{ème}}$  tirage sur la  $l^{\text{ème}}$  dimension de  $\mathbf{x}$ ) s'écrit sous la forme :

$$X_i^l = G_l^{-1} \left( \frac{\pi_l(i) - U_i^l}{N} \right), \quad (46)$$

où  $(\pi_1, \dots, \pi_D)$  sont des permutations de  $\{1, \dots, N\}$ , c'est-à-dire des réarrangements aléatoires des éléments de  $\{1, \dots, N\}$ , indépendantes les unes des autres.  $U_i^l = U([0,1])$  est la loi uniforme sur  $[0,1]$  indépendamment de  $l$  et  $i$ .

Ainsi, la valeur  $x_i^l$  est bien tirée uniformément entre  $\pi_l(i)/N$  et  $(\pi_l(i) - 1)/N$ . Les  $\pi_l$  étant des permutations de  $\{1, \dots, N\}$ , on effectue bien un seul tirage aléatoire dans chacun des sous-intervalles sur chaque dimension  $l$ . Dans notre étude, la fonction  $G$  est la fonction uniforme sur chaque dimension.

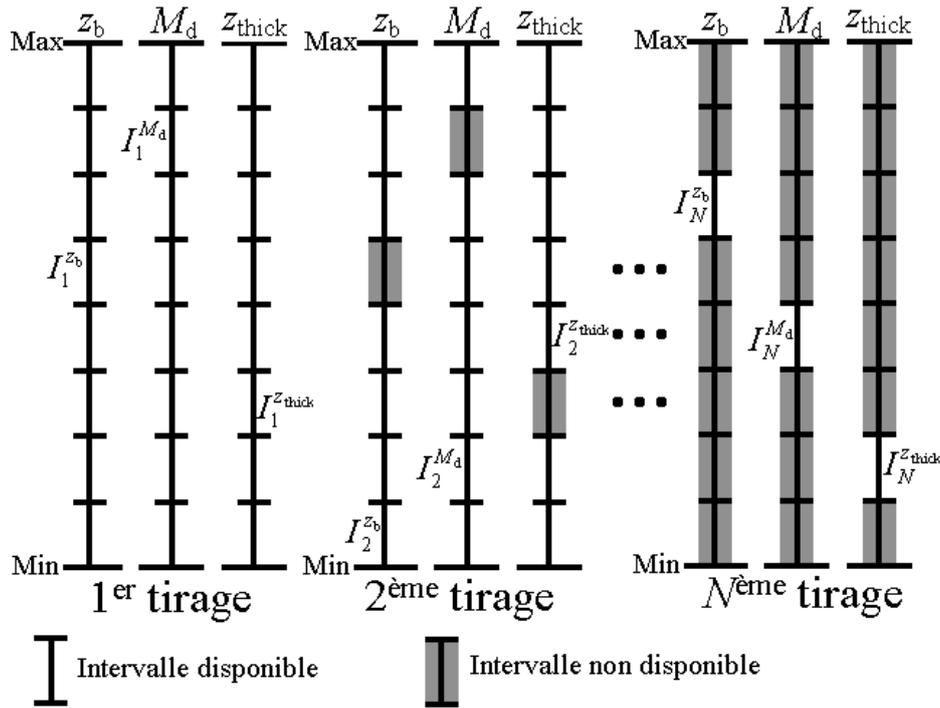


Figure 30 : Exemple de génération par la méthode de l'hypercube latin d'une base d'entraînement à  $N = 8$  éléments avec en vecteur d'entrée les paramètres  $(z_b, M_d, z_{\text{thick}})$  du modèle tri-linéaire de conduit de surface.

Un exemple d'hypercube latin pour la génération d'une base d'entraînement à  $N = 8$  éléments, avec en entrée les paramètres  $(z_b, M_d, z_{\text{thick}})$  du modèle tri-linéaire de conduit de surface, est représenté sur la Figure 30. Le tirage des intervalles  $(I_i^{z_b}, I_i^{M_d}, I_i^{z_{\text{thick}}})_{i=1, \dots, 8}$  y est illustré, avec le mécanisme de tirage unique de chaque intervalle. Pour chaque paramètre et chaque tirage, les valeurs  $z_b^l, M_d^l, z_{\text{thick}}^l$  sont tirées aléatoirement de façon uniforme sur les intervalles

$I_l^{z_b}, I_l^{M_d}, I_l^{z_{thick}}$ . Lors du premier tirage (à gauche), 3 intervalles  $(I_1^{z_b}, I_1^{M_d}, I_1^{z_{thick}})$  sont choisis aléatoirement, puis 3 premières valeurs des paramètres sont tirés. Lors du second tirage (au centre) la même opération est répétée en ne considérant plus les 3 premiers intervalles, représentés en grisés. L'opération est répétée 8 fois jusqu'au dernier tirage (à droite), où les 8<sup>ème</sup> valeurs de paramètres sont tirés dans les derniers intervalles non grisés.

## C.II. Développement spécifique d'une méthode d'inversion dédiée

Le choix de la méthode d'inversion est motivé par plusieurs critères : tout d'abord, une méthode d'inversion rapide est nécessaire car le CRM peut varier de façon significative en une dizaine de minutes. Le choix a été fait d'écarter les méthodes bayésiennes (*i.e.* MCMC, filtrage particulaire, AG) qui présentent l'intérêt de donner une distribution *a posteriori* des valeurs recherchées, mais qui nécessitent un temps de calcul élevé pour décrire suffisamment les distributions statistiques sur l'espace d'état.

C'est pourquoi le choix s'oriente dans un premier temps vers les méthodes inverses avec base de données pré-générée. De plus, si les avantages et les inconvénients inhérents aux systèmes d'apprentissage des SVM sont les mêmes que ceux des réseaux de neurones, c'est la méthode des SVM, et plus particulièrement les SVM à Moindres Carrés (LS-SVM) [Pelckmanns *et al.*, 2003] qui ont été retenues. En effet, les SVM sont plus performantes que les réseaux de neurones sur les problèmes à grande dimension d'entrée comme c'est le cas en RFC (l'entrée est le vecteur de facteur de propagation). De plus, la possibilité d'adapter le noyau à un problème spécifique est un atout par rapport au réseau de neurones.

En parallèle, la MIO est aussi testée. La physique du problème RFC est décrit comme non linéaire [Gerstoff *et al.*, 2003a], aussi cette méthode est *a priori* trop simple pour être efficace. La MIO donne cependant une bonne information sur la qualité de la base d'entraînement : si aucun facteur de propagation n'approche la donnée à inverser, c'est que le système est à la base mal décrit.

Il s'agit donc de mettre en place une méthodologie de génération de la base d'apprentissage et d'optimisation de l'algorithme afin que le problème inverse soit résolu avec une efficacité maximale. Une amélioration de l'algorithme pour les problèmes multitâches, *i.e.* à sorties multidimensionnelles, a de plus été proposée et testée. Il s'agit de l'algorithme "Multitask LS-SVM" (MuLS-SVM). Les algorithmes d'inversion LS-SVM et MuLS-SVM sont décrits dans cette section. Les développements théoriques détaillés des algorithmes LS-SVM et MuLS-SVM sont respectivement en Annexe D et Annexe E.

### C.II.1. L'algorithme LS-SVM

#### a Historique

La base de la théorie des SVM a été posée en Union Soviétique par Vapnik et Chervonenkis [Vapnik et Lerner, 1963]-[Vapnik et Chervonenkis, 1964] durant les années 60. Ils développèrent la *VC-Theory* qui caractérise les propriétés de généralisation des algorithmes d'apprentissage. Tombées de nombreuses années en désuétude, ce n'est que dans les années 90 que les SVM furent pour la première fois employées sur des applications concrètes, grâce à la

généralisation de la méthode à des systèmes non linéaires [Vapnik, 1995] dans les laboratoires AT&T Bell. Les classifieurs par SVM devinrent rapidement très compétitifs, particulièrement pour les tâches de reconnaissance d'objets. Aujourd'hui, les SVM sont largement utilisées pour des problèmes inverses de classification (sortie discrète) comme de régression (sortie continue).

À la fin des années 90, Suykens et Vandewalle [Suykens et Vandewalle, 1999] commencèrent à travailler sur les SVM à Moindres Carrés (LS-SVM). Ce cas particulier des SVM, remplaçant la fonction " $\varepsilon$ -insensible" classique de Vapnik par une fonction de coût quadratique, simplifie la formulation de la théorie et modifie le comportement des SVM. Les vecteurs supports perdent en sporadicité (les vecteurs supports de valeur trop faible sont ignorés dans la théorie classique) mais le système gagne en simplicité, puisque le problème de programmation quadratique (problème d'optimisation avec contraintes d'inégalité) est ainsi modifié en un problème d'optimisation avec contraintes d'égalité [Suykens *et al.*, 2002]. En 2007, Argyriou *et al.* [2007] ont enrichi la théorie des SVM en introduisant une corrélation entre les paramètres inversés. Elles est ici présentée dans le cadre des LS-SVM (*cf.* section C.II.2).

### b Création de la base d'entraînement

L'algorithme LS-SVM est une machine d'apprentissage. Le but de la machine d'apprentissage est d'obtenir une approximation de la fonction non linéaire  $f$  qui a en entrée le vecteur du facteur de propagation aller  $\mathbf{F}^2$  et en sortie le vecteur des paramètres des conduits  $\mathbf{m}$ , telle que  $\mathbf{m} = f(\mathbf{F}^2)$ . Afin de simplifier les écritures, on prendra les notations  $\mathbf{x}$  pour décrire une variable d'entrée et  $\mathbf{y}$  pour une variable de sortie. Pour la suite des développements mathématiques,  $x$  et  $X$  dénotent des scalaires ou des fonctions,  $\mathbf{x}$  un vecteur et  $\mathbf{X}$  une matrice. On a ainsi :  $\mathbf{F}^2 = \mathbf{x}$  et  $\mathbf{m} = \mathbf{y}$ .

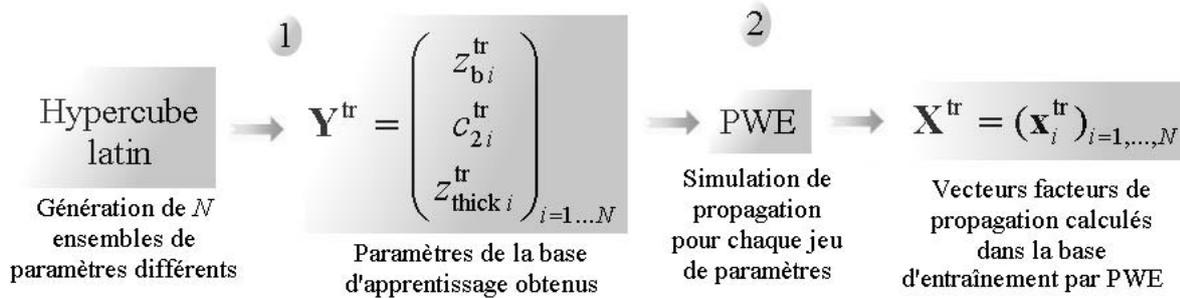


Figure 31 : Illustration de la méthode de génération d'une base d'entraînement à  $N$  éléments pour des conduit de surface à 3 paramètres par méthode de l'hypercube latin.

La Figure 31 représente le processus pour générer une base d'apprentissage à  $N$  éléments. Lors de l'étape 1, un hypercube latin de taille  $N$  à 3 dimensions est généré, duquel on peut obtenir  $N$  ensembles de 3 paramètres (*cf.* section C.I.1.c). De ces ensembles, lors de l'étape 2, on simule  $N$  vecteurs facteurs de propagation au niveau de la mer par un algorithme de propagation basé sur la résolution de la PWE par méthode de Split-Step Fourier (*cf.* section B.I.2.b), algorithme précis et prenant en compte les conditions de réfraction. Pour chaque dimension de la sortie, on obtient une base d'entraînement  $(\mathbf{X}^{\text{tr}}, \mathbf{Y}^{\text{tr}}) = (\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{y}_i^{\text{tr}})_{i=1 \dots N}$ .

### c Fonction linéaire

Une fois la base d'apprentissage générée, on prétraite les données afin d'obtenir une approximation de la fonction  $f$  à estimer. L'entrée de la fonction  $f$  est vectorielle et sa sortie est à valeurs scalaires. Ainsi  $y = f(\mathbf{x})$  représente, pour le modèle de conduit de surface tri-linéaire, un paramètre  $z_b$ ,  $c_2$  ou  $z_{\text{thick}}$ . Dans un premier temps, on suppose  $f$  linéaire. On peut alors écrire  $f$  de la forme :

$$f(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b, \quad (47)$$

où  $\mathbf{w}$  représente les poids de la fonction et  $b$  son biais. L'idée de base est alors d'effectuer une régression pseudo-orthogonale de la forme :

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}, b} J_{\text{LS}} \\ & \text{avec } J_{\text{LS}} = \underbrace{\frac{1}{2} \gamma \mathbf{w}^T \mathbf{w}}_{\text{terme de planéité}} + \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b))^2}_{\text{terme de précision}}, \end{aligned} \quad (48)$$

où  $N$  est la taille de la base d'entraînement et  $\gamma$  un hyperparamètre du système à optimiser. Les hyperparamètres sont des constantes du système d'inversion dont les valeurs affectent l'efficacité de l'algorithme. Le terme de planéité  $\mathbf{w}^T \mathbf{w}$  définit la capacité de généralisation de la fonction hors de la base d'entraînement, et le terme de précision  $\sum_{i=1}^N (y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b))^2$  traduit la précision de l'entraînement sur la base d'apprentissage.  $\gamma$ , compris dans  $]0, +\infty[$  et appelé paramètre de régulation, représente le compromis entre planéité et précision.

L'entraînement du système revient à résoudre le problème (Eq. 48), dont la résolution peut s'écrire [Suykens *et al.*, 2002] :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b^{\text{opt}} \\ \mathbf{\alpha}^{\text{opt}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}^{\text{tr}} \end{bmatrix}, \quad (49)$$

où  $\Omega_{ij} = \langle \mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_j^{\text{tr}} \rangle$  pour  $i, j \in \{1, \dots, N\}$ ,  $\mathbf{I}_N$  est la matrice identité de taille  $N \times N$ , et où  $\mathbf{\alpha}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$  sont les inconnues du système. On obtient finalement (*cf.* Annexe D.1.b pour les détails) une approximation de la fonction linéaire de la forme :

$$\begin{aligned} y_{\text{sortie}} &= \langle \mathbf{w}^{\text{opt}}, \mathbf{x} \rangle + b^{\text{opt}} \\ &= \sum_{j=1}^N \alpha_j^{\text{opt}} \langle \mathbf{x}_j^{\text{tr}}, \mathbf{x}_{\text{entrée}} \rangle + b^{\text{opt}}. \end{aligned} \quad (50)$$

Cette approximation est une combinaison linéaire de produits scalaires dont les coefficients sont calculés durant l'entraînement du système.

### d Fonction non linéaire

Cependant, pour approximer des fonctions non linéaires, on complexifie  $f$  en transposant le problème dans un nouvel espace de dimension infinie, dit "espace de redescription". Cette transposition se fait par le biais d'une fonction noyau. C'est ce que l'on appelle "coup du noyau".

◆ Le "coup du noyau"

Le "coup du noyau" – ou "kernel trick" – a été exposé par Vapnik [1995] alors qu'il adaptait l'algorithme SVM aux problèmes non linéaires. Le "coup du noyau" consiste à transposer les données dans un espace de dimension supérieure sans jamais formuler cette transposition, en utilisant uniquement des fonctions noyaux.

On appelle cette méthode le "coup du noyau" car grâce à celle-ci, jamais la transformation dans l'espace de redescription  $\varphi$  n'est formulée : celle-ci n'intervient que dans les développements théoriques. En effet, pour l'implémentation de la méthode SVM, durant l'entraînement (Eq. 49) comme dans l'approximation de la fonction (Eq. 50), les données d'entrée n'apparaissent que sous forme de produits scalaires. Vapnik a ainsi eu l'idée de formuler directement une fonction qui serait équivalente à un produit scalaire dans un espace de dimension supérieure. Les fonctions qui satisfont aux conditions de Mercer [Mercer, 1909] remplissent cette condition et forment des noyaux admissibles. L'intérêt du "coup du noyau" est ici illustré sur un exemple simple de classification de données.

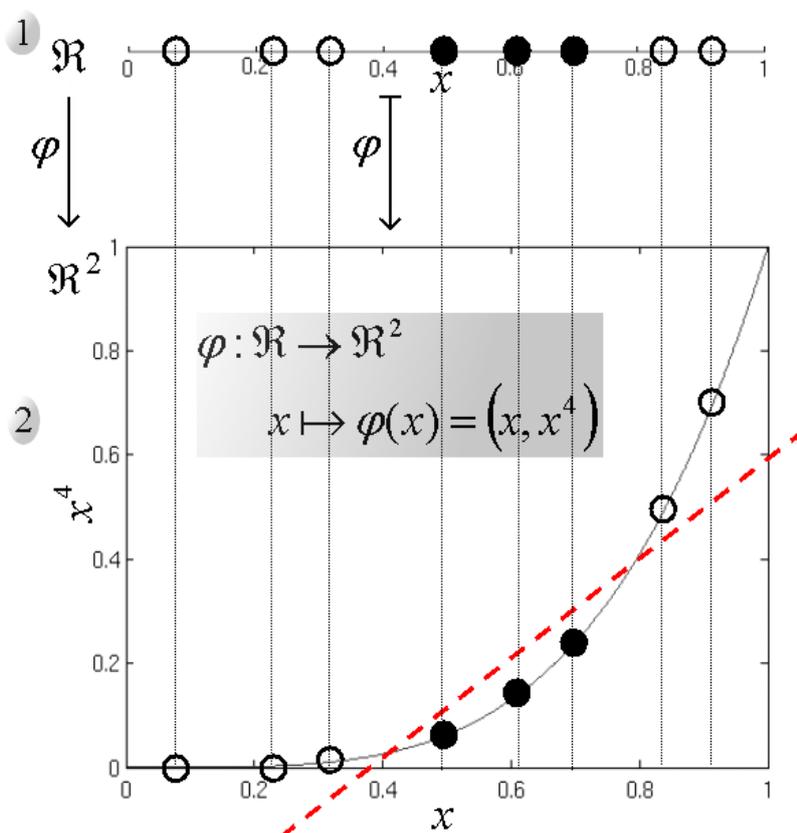


Figure 32 : Illustration de l'intérêt du changement de dimension pour la classification de données.

La Figure 32 montre, dans l'espace 1, des données de  $\mathcal{R}$  comprises entre 0 et 1 représentées par des points noirs et blancs et que l'on veut séparer par méthode LS-SVM. Le séparateur recherché est l'hyperplan optimum qui sépare au mieux les données, c'est-à-dire qui minimise l'erreur quadratique tout en minimisant un terme de planéité (Eq. 48). Or, il n'y a pas d'hyperplan (c'est-à-dire de point dans cet exemple) pouvant séparer les données représentées en une seule dimension. On transpose donc les données dans l'espace  $\mathcal{R}^2$  à deux dimensions

grâce à la transformation  $\varphi$  qui à  $x$  associe le couple  $(x, x^4)$ . On obtient les données en 2 dimensions. Dans le plan, on peut alors trouver un hyperplan (c'est-à-dire ici une droite) pouvant séparer les données noires des blanches. Or, pour obtenir un tel résultat, il suffit d'introduire la fonction noyau :

$$\begin{aligned} K(x_1, x_2) &= \langle \varphi(x_1), \varphi(x_2) \rangle \\ &= \langle (x_1, x_1^4), (x_2, x_2^4) \rangle. \\ &= x_1 x_2 + (x_1 x_2)^4 \end{aligned} \quad (51)$$

On voit donc sur cet exemple comment une fonction noyau peut impliquer une transposition des données dans un espace de dimension supérieure et comment cette transposition peut simplifier le problème de classification.

◆ Résolution du système non linéaire

En s'appuyant sur la théorie des noyaux, la théorie peut ainsi être généralisée aux fonctions non linéaires. La fonction non linéaire recherchée est de la forme :

$$f(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle + b = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + b, \quad (52)$$

où  $\varphi$  est la fonction de transposition. Ici,  $\mathbf{w}$  représente les poids de la fonction  $f$  dans l'espace de redescription, espace dans lequel s'effectue le produit scalaire. On applique à cette fonction la même régression pseudo-orthogonale que dans le cas linéaire, résolue par le système :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_d \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b^{\text{opt}} \\ \mathbf{a}^{\text{opt}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}^{\text{tr}} \end{bmatrix}, \quad (53)$$

où  $\Omega_{ij} = \langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle = K(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_j^{\text{tr}})$ . La fonction noyau retenue dans notre étude est le noyau gaussien (cf. section C.II.3.a). Ainsi on a :  $\Omega_{ij} = \exp(- \|\mathbf{x}_i^{\text{tr}} - \mathbf{x}_j^{\text{tr}}\|^2 / \sigma_K^2)$ , où  $\sigma_K^2$  est le paramètre du noyau gaussien.  $\sigma_K^2$  est le deuxième hyperparamètre de la machine d'inversion. On obtient, par résolution de ce système,  $\mathbf{a}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$ .

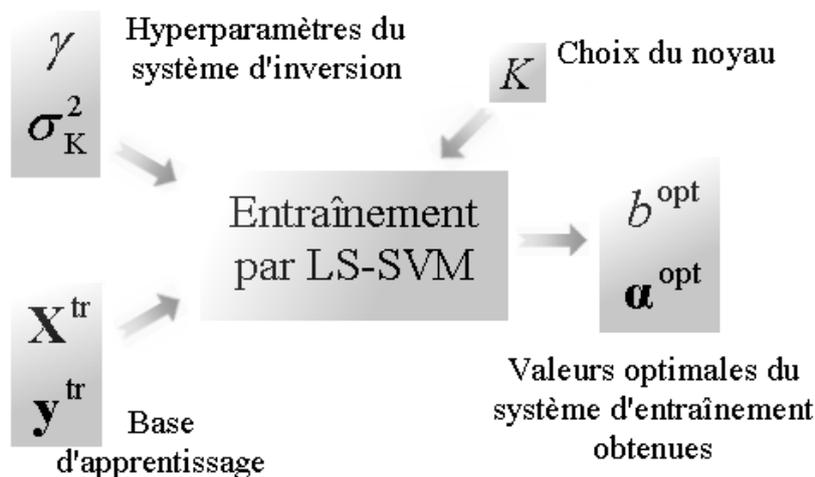


Figure 33 : Schéma de l'entraînement de l'algorithme LS-SVM.

$\mathbf{x}_{\text{entrée}}$  représente le facteur de propagation en entrée et  $y_{\text{sortie}}$  représente l'un des paramètres de description du conduit (ici  $z_b$ ,  $c_2$  ou  $z_{\text{thick}}$ ). Il faut donc une fonction  $f$  pour chaque dimension de la sortie  $\mathbf{y}$ .

La Figure 33 schématise le procédé utilisé dans l'algorithme LS-SVM. En choisissant préalablement la fonction noyau et les hyperparamètres du système, on nourrit celui-ci avec une base d'entraînement. On obtient ainsi la meilleure approximation possible après entraînement pour ces choix de noyau et d'hyperparamètres. Le système "apprend" la meilleure approximation de la fonction  $f$  en optimisant les valeurs de  $\boldsymbol{\alpha}$  et  $b$  (Eq. 53) à partir de la base d'apprentissage.

L'entraînement du système de LS-SVM (Eq. 53) est une régression pseudo-orthogonale sur l'ensemble de la base d'entraînement. Il requiert la résolution d'un système linéaire de taille  $N \times N$ , soit la taille de la matrice  $\boldsymbol{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N$ . Une fois l'entraînement effectué, on obtient une approximation de la fonction  $f$  avec une formulation simple exprimée en fonction du noyau gaussien :

$$\begin{aligned} y_{\text{sortie}} &= \langle \mathbf{w}^{\text{opt}}, \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) \rangle + b^{\text{opt}} \\ &= \sum_{j=1}^N \alpha_j^{\text{opt}} \langle \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}), \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) \rangle + b^{\text{opt}} . \\ &= \sum_{j=1}^N \alpha_j^{\text{opt}} K(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}, \mathbf{x}) + b^{\text{opt}} \end{aligned} \quad (54)$$

En développant l'expression du noyau gaussien, on obtient finalement l'expression de l'approximation non linéaire de  $f$ :

$$y_{\text{sortie}} = \sum_{j=1}^N \alpha_j^{\text{opt}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_{\text{entrée}} - \mathbf{x}_j^{\text{tr}}\|^2}{\sigma_K^2}\right) + b^{\text{opt}} . \quad (55)$$

On a ainsi une approximation non linéaire et temps réel de la fonction  $y_{\text{sortie}} = f(\mathbf{x}_{\text{entrée}})$ . On peut souligner le fait que les valeurs  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$  trouvées par entraînement du système dépendent des valeurs des hyperparamètres  $\sigma_K^2$  et  $\gamma$ . Une discussion sur le choix des hyperparamètres est menée section C.II.3.b.

## C.II.2. L'algorithme MuLS-SVM

Dans le cadre de la RFC, l'inversion effectuée a pour but de retrouver les différents paramètres des conduits atmosphériques. La faiblesse de l'algorithme LS-SVM est d'inverser le vecteur des paramètres des conduits sous la forme de plusieurs fonctions scalaires. La corrélation entre les paramètres n'intervient alors que dans la création de la base de données pour entraîner ces fonctions. Afin de pallier cette faiblesse des algorithmes de type LS-SVM, Argyriou *et al.* [2007, 2008] ont mis au point un algorithme multitâche englobant les algorithmes traditionnels et introduisant une corrélation entre les différents paramètres inversés. Cet algorithme a été codé pour le cas particulier de l'inversion par LS-SVM : c'est l'algorithme MuLS-SVM [Douvenot *et al.*, 2008].

L'idée de l'algorithme multitâche se base sur une heuristique : une matrice introduite dans le terme de planéité et identique pour toutes les dimensions du problème induit une corrélation entre les dimensions. La théorie est ici présentée pour une fonction linéaire puis non linéaire.

#### a Fonction linéaire

On suppose dans un premier temps que la fonction  $f$  de sortie à  $D$  dimensions à approximer est linéaire. Ainsi, sur chaque dimension  $l \in \{1, \dots, D\}$ , en appliquant l'algorithme LS-SVM linéaire, on peut écrire :

$$y_{l \text{ sortie}} = \sum_{j=1}^N \alpha_{lj} \langle \mathbf{x}_{l \text{ entrée}}, \mathbf{x}_{lj}^{\text{tr}} \rangle + b_l, \quad (56)$$

où les  $\alpha_l$  et  $b_l$  sont à calculer sur chaque dimension  $l$  durant l'entraînement du système.

L'introduire la corrélation entre les dimensions se fait par une heuristique : on introduit une matrice semi-définie positive symétrique  $\mathbf{Q}$  identique sur chaque dimension dans le terme de planéité (Eq. 48). Le produit scalaire devient alors  $\langle \mathbf{x}_{l \text{ entrée}} \mathbf{Q}, \mathbf{x}_{lj}^{\text{tr}} \rangle$ . Le principe de l'entraînement du système par méthode MuLS-SVM est donné sur la Figure 34. La matrice  $\mathbf{Q}$  est initialement fixée à  $\mathbf{I}_P/P$  où  $P$  est la taille du vecteur d'entrée. On entraîne ensuite le système sur les  $D$  dimensions du problème par la méthode LS-SVM linéaire en introduisant la matrice  $\mathbf{Q}$  dans le produit scalaire. Une fois cette opération effectuée, on calcule une nouvelle valeur de  $\mathbf{Q}$  en fonction des poids de la fonction calculés durant l'entraînement précédent. On recommence ce procédé itérativement jusqu'à convergence des résultats. Cinq à sept itérations sont en général suffisantes.

On obtient finalement la matrice  $\mathbf{W}^{\text{opt}} = (\mathbf{w}_l^{\text{opt}})_{l=1, \dots, D}$  des poids de la fonction sur chaque dimension et le vecteur  $\mathbf{b}^{\text{opt}} = (b_l^{\text{opt}})_{l=1, \dots, D}$  des biais sur chaque dimension.

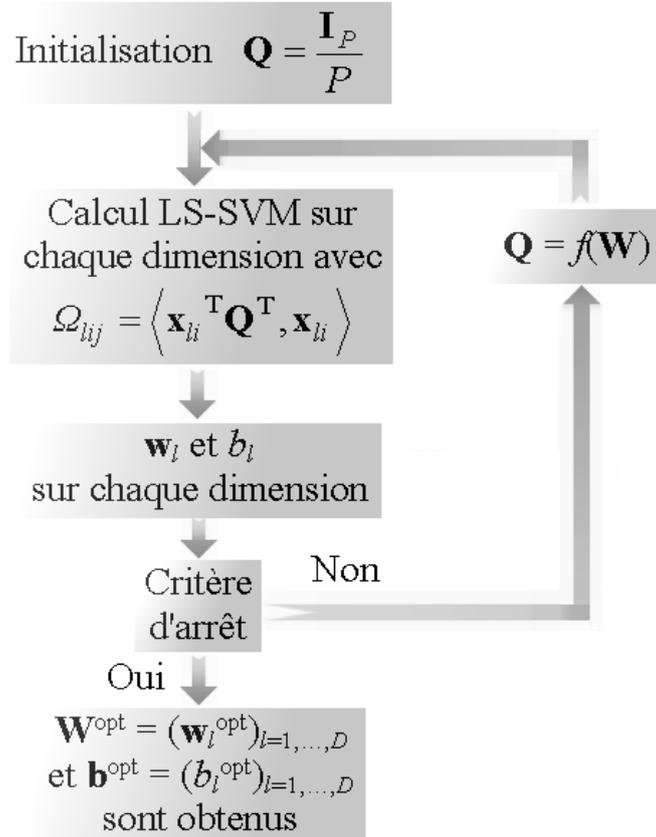


Figure 34 : Schéma de fonctionnement de l'algorithme MuLS-SVM linéaire. Basé sur l'algorithme LS-SVM linéaire, une matrice  $\mathbf{Q}$  est introduite dans le produit scalaire de la matrice de Gram  $\Omega$ . Sa valeur est calculée de façon itérative jusqu'à convergence des poids  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  calculés.

### b Fonction non linéaire

Le procédé utilisé pour corrélérer les dimensions pour un problème linéaire ne peut pas être utilisé tel quel dans un problème non linéaire. En effet, si le produit scalaire est remplacé par une fonction noyau gaussienne, la matrice  $\mathbf{Q}$  ne peut y être introduite simplement. Comme pour la théorie LS-SVM, on transpose les données dans un espace de redescription (voir section C.II.1.d pour les détails sur la redescription des données).

Le principe de l'algorithme MuLS-SVM non linéaire est schématisé Figure 35. Ce principe peut être divisé en 5 étapes :

- étape 1 : la matrice de Gram de l'ensemble des données d'entrées transposées dans l'espace de redescription  $G_{ij} = \langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle = K(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_j^{\text{tr}})_{i,j=1,\dots,N \times D}$  est générée ;
- étape 2 : on calcule la matrice de Gram orthonormalisée  $\mathbf{R}$  de dimensions  $(N \times D) \times N$  et de rang  $N$ . Il faut à cette étape s'assurer que la matrice  $\mathbf{R}$  est bien de rang  $N$  ou diminuer la taille de la base de données ;
- étape 3 : des données d'entrée modifiées  $\mathbf{Z} = \mathbf{R}^T \mathbf{G}$  sont créées. On travaille dorénavant dans l'espace de redescription ;
- étape 4 : l'algorithme MuLS-SVM linéaire peut être appliqué aux données modifiées  $\mathbf{Z}$  directement dans l'espace de redescription afin obtenir les poids de la fonction  $f$  sur chaque dimension à une transformation près :  $\Theta^{\text{opt}} = (\theta_l^{\text{opt}})_{l=1,\dots,D}$ , où  $\Theta^{\text{opt}}$  représente les

poids de la fonction  $f$  décrits dans une base orthonormée de l'espace de redescription (cf. Annexe E pour plus de détails). L'algorithme MuLS-SVM non linéaire revient ainsi à utiliser l'algorithme MuLS-SVM linéaire directement dans l'espace de redescription ;

- étape 5 : la fonction finale peut être exprimée sur chaque dimension  $l$  en fonction de  $\mathbf{R}$  et  $\Theta^{\text{opt}}$  de la forme :

$$f_l(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{R}\Theta_l^{\text{opt}}, K(\mathbf{x}) \rangle + b_l^{\text{opt}}, \quad (57)$$

où  $K$  est la fonction noyau gaussienne :  $K(\mathbf{x}_{\text{entrée}}) = [\exp(-\|\mathbf{x}_{\text{entrée}} - \mathbf{x}_i^{\text{tr}}\|^2 / \sigma_K^2)]_{i=1, \dots, N}$ .

Il faut noter que dans le cas de l'algorithme MuLS-SVM, les hyperparamètres  $\gamma$  et  $\sigma_K^2$  sont uniques pour toutes les dimensions du système.

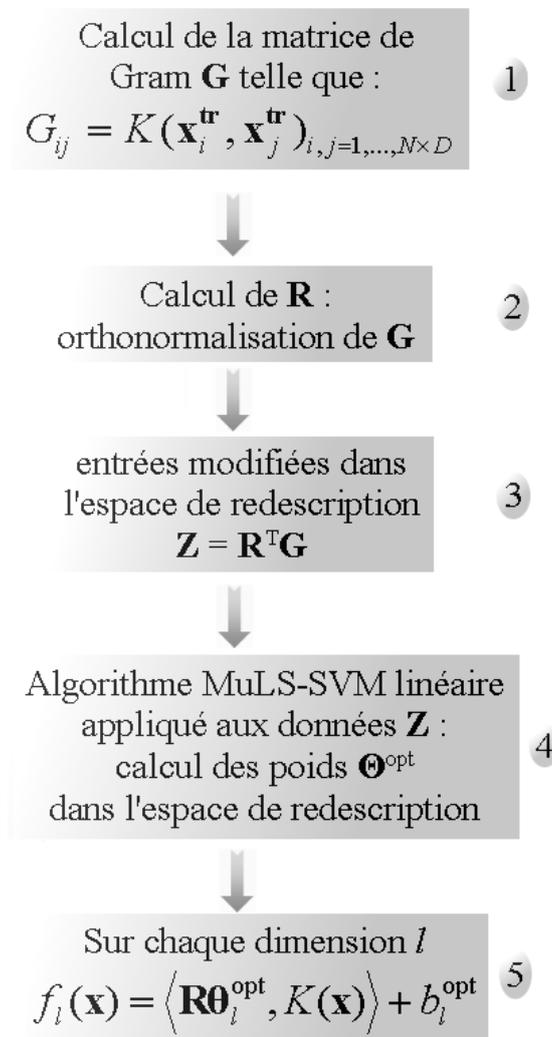


Figure 35 : Schéma de fonctionnement de l'algorithme MuLS-SVM non linéaire en 5 étapes. L'entraînement se fait directement dans l'espace de redescription en utilisant des entrées modifiées  $\mathbf{Z}$ .

Cette méthode introduit la corrélation entre les dimensions tout en gardant l'avantage de l'unicité de la solution car le problème d'optimisation est convexe [Argyriou *et al.*, 2008]. L'entraînement du système est plus long qu'avec la méthode LS-SVM, mais l'utilisation en conditions opérationnelles reste temps réel.

### C.II.3. Optimisation des méthodes LS-SVM et MuLS-SVM

#### *a Sur le choix du noyau gaussien*

Dans cette étude, le choix du noyau dans les algorithmes LS-SVM et MuLS-SVM s'est porté vers le noyau gaussien. Cependant, de nombreux noyaux, classiques ou non, existent et le choix du noyau est déterminant pour les performances de l'inversion.

Le choix du noyau gaussien est un choix classique. En effet, celui-ci présente deux avantages. D'abord, la transposition implicite opérée par un noyau gaussien est de dimension infinie, ce qui signifie que tout problème devient soluble dans l'espace de transposition. De plus, quand ce noyau est choisi, l'estimateur obtenu est régulier (ce qui entraîne une bonne capacité de généralisation de l'estimateur) dans l'espace de redescription. Ce dernier résultat est prouvé dans [Smola et Schölkopf, 1998a] en faisant le lien entre opérateurs de régularisation [Girosi *et al.*, 1995] et fonctions noyaux. On peut cependant noter que la régularité de l'estimateur dans l'espace de redescription n'implique pas une fonction noyau forcément simple dans l'espace initial.

#### *b Optimisation des hyperparamètres*

Dans l'algorithme LS-SVM comme dans l'algorithme MuLS-SVM, deux hyperparamètres de la machine d'inversion apparaissent :  $\gamma$  le paramètre de régulation traduisant le compromis entre planéité et précision sur la base de données, et  $\sigma_K^2$  le paramètre du noyau gaussien. L'algorithme LS-SVM étant inclus dans l'algorithme MuLS-SVM, l'optimisation du premier implique l'optimisation du second et nous n'évoquerons que ce premier dans cette section. Afin d'optimiser l'algorithme LS-SVM, il est nécessaire d'optimiser la valeur de ses deux hyperparamètres.

Pour optimiser ces paramètres, deux méthodes sont possibles. La première méthode consiste à rechercher "à la main" les valeurs qui optimisent la machine d'inversion. Dans [Keerthi et Lin, 2003], les auteurs étudient les comportements de l'algorithme SVM pour des noyaux gaussiens quand les deux hyperparamètres prennent des valeurs asymptotiques. On retiendra 2 cas intéressants : si  $\sigma_K^2$  est fixé et que  $\gamma \rightarrow \infty$ , la précision est très bonne pour des données non bruitées, ce qui n'est pas le cas dans un problème RFC. Ce cas revient à négliger le terme de planéité dans l'Eq. (48). Le second cas est  $\sigma_K^2 \rightarrow \infty$  et  $\gamma = \tilde{\gamma}\sigma_K^2$ . L'algorithme converge alors vers un algorithme SVM linéaire avec un hyperparamètre de régulation de  $\tilde{\gamma}$ . Ce cas est intéressant pour le cas de problèmes faiblement non linéaires. Ceci peut être le cas pour des régression sur des conduits d'évaporation à 1 ou 2 paramètres.

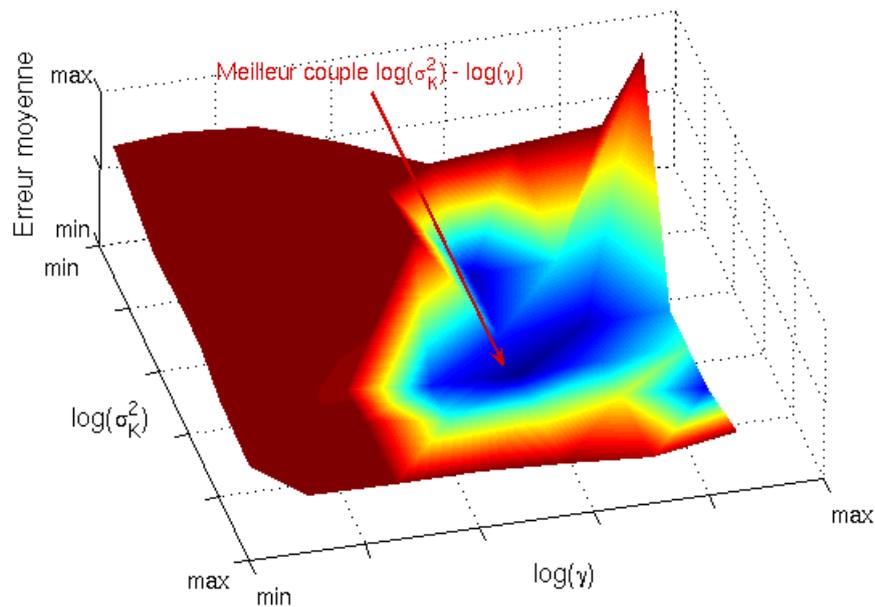


Figure 36 : Exemple d'optimisation par recherche quadrillée. En abscisse et en ordonnée, les logarithmes des valeurs testées des hyperparamètres  $\sigma_K^2$  et  $\gamma$ . En côte, l'erreur moyenne sur les cas tests en dB.

La seconde méthode d'optimisation consiste à effectuer une recherche quadrillée (dite "gridsearch"). Il s'agit de tester l'efficacité de l'algorithme pour de nombreuses valeurs des hyperparamètres. Il est conseillé de choisir ces valeurs selon une échelle logarithmique.

À hyperparamètres fixés, il existe encore deux méthodes pour tester l'efficacité de la machine d'inversion. La première, et la plus évidente, est d'entraîner le système avec une base d'apprentissage, et de le tester sur une base de test différente. On utilise cette méthode quand l'entraînement du système est coûteux en temps de calcul. La seconde méthode, plus efficace mais plus coûteuse en temps de calcul, est la validation croisée (dite "crossvalidation"). Cette méthode consiste à découper, pour chaque valeur du couple d'hyperparamètres, la base de données en  $n$  parties ( $n$  est en général pris entre 5 et 10). On entraîne alors le système avec  $n - 1$  parties de la base d'apprentissage, puis on utilise la dernière partie comme base de test. On réitère l'opération avec chacune des  $n$  parties pour obtenir l'erreur moyenne avec un couple d'hyperparamètres.

Un exemple d'optimisation des hyperparamètres par recherche quadrillée est donné Figure 36. En abscisse et en ordonnée, on retrouve les logarithmes des valeurs des hyperparamètres du système d'inversion  $\sigma_K^2$  et  $\gamma$  qui sont testées. En côte, on représente l'erreur moyenne commise sur l'ensemble de la base de test par inversion. Cette méthode permet d'identifier les valeurs des hyperparamètres pour lesquelles l'algorithme est le plus efficace. Il y a cependant un bémol à apporter : si les données réelles sont très différentes des données de test (par exemple si les données réelles sont très bruitées et les données d'entraînement non bruitées), les hyperparamètres optimaux peuvent différer de ceux retrouvés par cette méthode. Ils restent cependant en général assez proches.

## C.III. Comparaison et validation théorique des méthodes retenues

### C.III.1. Procédé de comparaison

La comparaison des méthodes d'inversion a été effectuée par simulation. Des vecteurs de facteur de propagation aller  $F^2$  ont été simulés dans un environnement de conduit de surface à 3 paramètres constant en distance. Ces facteurs de propagation ont ensuite été inversés afin de retrouver ces conduits par 4 méthodes d'inversion : MIO, LS-SVM, AG et MuLS-SVM. Soulignons que les conduits à retrouver ne sont pas explicitement dans la base de données.

La MIO n'est ici utilisée qu'à titre indicatif. Cette méthode est une méthode d'inversion linéaire, et donc *a priori* inadaptée au problème RFC qui est fortement non linéaire. Cela donne cependant une bonne idée de la richesse de la base de données. Cette méthode donne de bons résultats sur des données simulées sans bruit en présence de conduits idéales mais n'a pas les capacités de généralisation d'algorithmes plus complexes. La différence de la MIO sur les autres méthodes est que celle-ci recherche le meilleur facteur de propagation selon les moindres carrés pour déduire ensuite le conduit optimal correspondant. Les algorithmes d'apprentissage, quant à eux, calculent directement les paramètres des conduits depuis le facteur de propagation à inverser grâce aux approximations de fonctions effectuées durant leur entraînement (*cf.* sections C.II.1 et C.II.2). Pour ces dernières, les facteurs de propagation associés sont calculés *a posteriori*.

La Figure 37 illustre la méthodologie de test des méthodes d'inversion utilisées ici. En premier lieu (a), un conduit tri-linéaire idéal et constant en distance est généré. On calcule ensuite, par la méthode PWE le facteur de propagation juste au-dessus de la surface de mer, représenté en (b). Celui-ci est ensuite inversé par les quatre méthodes d'inversion : MIO, LS-SVM, AG et MuLS-SVM (c). Cinq conduits sont alors obtenus : le conduit initial et les quatre conduits obtenus par inversion, représentés en (d). On peut ensuite calculer les facteurs de propagation en présence de ces conduits et obtenir cinq facteurs de propagation : le facteur de propagation initial et les quatre facteurs de propagation obtenus par les profils inversés, représentés en (e). Du point de vue de la précision, on pourra alors juger les méthodes d'inversion sur deux critères : la précision sur les conduits atmosphériques retrouvés et la précision sur les facteurs de propagations obtenus en présence des conduits inversés.

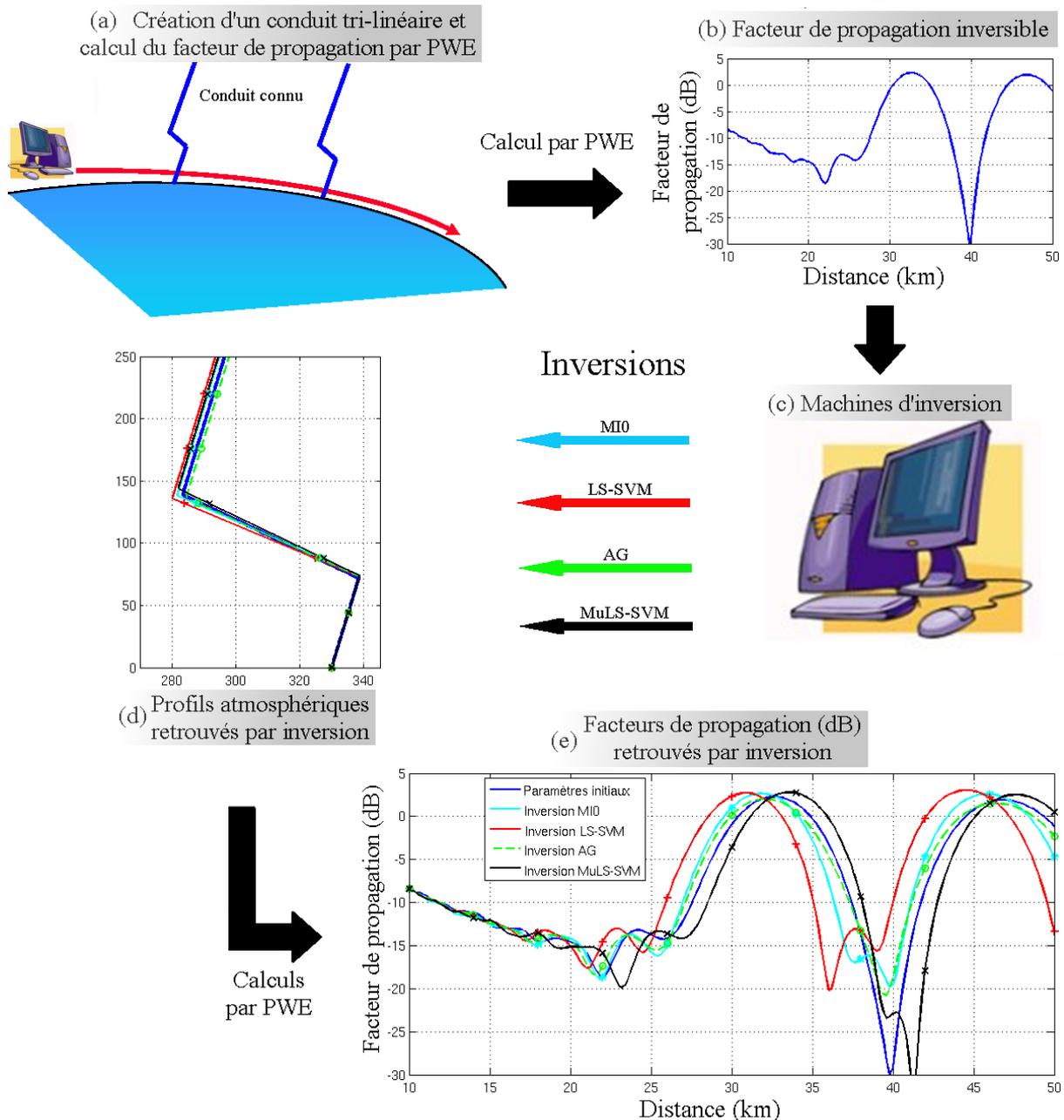


Figure 37 : Description de la méthodologie de test des méthodes d'inversion MI0, LS-SVM, AG et MuLS-SVM sur des données idéales simulées par la méthode PWE.

La comparaison des machines d'inversion pour la RFC est effectuée sur deux ensembles de données simulées. Les configurations choisies pour les deux études sont indiquées sur le Tableau 2. Le premier consiste en 17 environnements de conduits de surface. L'antenne, placée à 50 m au-dessus du niveau de la mer, fonctionne à 1 GHz et a une ouverture à 3 dB de 30°. Le second est composé de 8 environnements. L'antenne, placée à 25 m de hauteur, fonctionne à 5 GHz et a une ouverture à 3 dB de 4.6°. Cette deuxième configuration correspond à des caractéristiques réalistes d'une antenne de surveillance en milieu marin.

Tableau 2: Configuration des deux études comparatives des méthodes d'inversion.

	Étude 1	Étude 2
<b>Nb d'environnements</b>	17	8
<b>Fréquence</b>	1 GHz	5 GHz
<b>Hauteur d'antenne</b>	50 m	25 m
<b>Ouverture à 3dB</b>	30 deg	4,6 deg

La valeur des paramètres des conduits est prise initialement dans les bornes mentionnées section B.I.1.b :  $z_b \leq 250$  m,  $c_2 \leq 1.5$  unité-M/m et  $z_{\text{thick}} \leq 100$  m. L'inversion est réalisée sur le facteur de propagation simulé juste au-dessus de la surface de mer. On se place dans le cas de conduits atmosphériques tri-linéaires idéaux et constants en distance. Le but de l'inversion est de retrouver les paramètres des conduits  $\mathbf{M} = (z_b, c_2, z_{\text{thick}})$  et de retrouver un facteur de propagation le plus proche possible de celui correspondant aux paramètres initiaux. La donnée inversée est le facteur de propagation entre 10 et 50 km avec 1 point tous les 400 m. Chaque vecteur de facteur de propagation est donc composé de 101 éléments.

Le logiciel d'AG incorpore le logiciel de propagation TPEM basé sur la PWE résolue par méthode de SSF [Barrios, 1992]. Cette méthode effectue une modélisation 2D du facteur de propagation négligeant la rétrodiffusion et impliquant une surface lisse et parfaitement conductrice, ce qui est raisonnable dans le cas des angles très rasants [Fabbro et al., 2006].

Pour la configuration de l'AG, 10 populations sont générées et itérées 2000 fois chacune. La moitié de la population est gardée à chaque itération. Le taux de croisement est de 50 % et le taux de mutation de 5 % (voir l'AG section C.I.1.a).

Pour les algorithmes LS-SVM et MuLS-SVM (cf. section C.II.1 et C.II.2), un noyau gaussien est choisi. La base d'apprentissage de 10000 éléments est générée par hypercube latin (cf. section C.II.1.b) pour le choix des valeurs des paramètres ( $z_b, c_2, z_{\text{thick}}$ ). Les facteurs de propagation associés sont ensuite générés par une méthode de propagation basée sur la PWE résolue par méthode de SSF similaire au logiciel TPEM.

## C.III.2. Résultats

### a Précision des inversions

On s'intéresse dans un premier temps aux résultats globaux en erreurs moyennes. Les Tableau 3 et Tableau 4 synthétisent les résultats des algorithmes d'inversion sur les données simulées non bruitées. On distingue deux cas correspondant aux deux fréquences 1 GHz et 5 GHz. L'erreur sur les paramètres est donnée en pourcentage : c'est l'erreur absolue entre le paramètre retrouvé par inversion et le paramètre initial, divisée par la valeur maximale que peut prendre le paramètre (la valeur minimale étant 0 pour chacun d'entre eux) :

$$\Delta M^{\text{inv}} = \frac{|M^{\text{inv}} - M^{\text{true}}|}{M_{\text{max}} - M_{\text{min}}}, \quad (58)$$

où  $M$  est le paramètre de conduit inversé :  $z_b, c_2$  ou  $z_{\text{thick}}$ .  $M_{\text{max}}$  et  $M_{\text{min}}$  représentent les valeurs maximum et minimum du paramètre sur la base de données.

L'erreur sur le facteur de propagation sur une réalisation est la moyenne de l'erreur absolue en dB, c'est-à-dire la moyenne des rapports des facteurs de propagation en valeurs réelles :

$$\overline{\Delta F^2}^{inv}_{dB} = \frac{1}{101} \sum_{i=1}^{101} \left| F^{2_{i\ dB}}{}^{inv} - F^{2_{i\ dB}}{}^{true} \right|, \quad (59)$$

où l'exposant "inv" correspond à l'algorithme d'inversion utilisé (AG, LS-SVM, MIO ou MuLS-SVM) et l'exposant "true" correspond au facteur de propagation simulé à partir du conduit connu.

Pour obtenir les résultats globaux, ces erreurs sont calculées puis moyennées sur l'ensemble des réalisations.

Tableau 3 : Résultats globaux pour l'étude 1 : erreurs moyennes sur les paramètres et sur le facteur de propagation réalisées par les 4 systèmes d'inversion sur les 17 cas à 1 GHz.

Méthode d'inversion	Erreur sur les paramètres (%)			Erreur sur le facteur de propagation (dB)
	Z <sub>b</sub>	C <sub>2</sub>	Z <sup>thick</sup>	
MIO	7,9	7,76	10,66	0,95
LS-SVM	9,85	7,79	12,01	2,15
AG	0,25	4,03	2,78	0,68
MuLS-SVM	12,08	13,22	13,06	1,57

Tableau 4 : Résultats globaux pour l'étude 2 : erreurs moyennes sur les paramètres et sur le facteur de propagation réalisées par les 4 systèmes d'inversion sur les 8 cas à 5 GHz

Méthode d'inversion	Erreur sur les paramètres (%)			Erreur sur le facteur de propagation (dB)
	Z <sub>b</sub>	C <sub>2</sub>	Z <sup>thick</sup>	
MIO	8,01	13,04	17,42	2,25
LS-SVM	6,49	9,07	7,16	2,39
AG	5,46	11,11	9,36	1,46
MuLS-SVM	6,91	10,35	8,7	2,27

Au vu des résultats globaux, c'est sans surprise que l'AG donne les meilleurs résultats sur l'erreur commise sur le facteur de propagation et sur les paramètres des conduits. En effet, l'AG est l'algorithme le plus performant, mais son temps de calcul est très élevé (*cf.* Tableau 5). Contre toute attente, les résultats de la MIO sont très bons à 1 GHz et bons à 5 GHz sur les facteurs de propagation. Deux effets expliquent ces résultats : le premier est que, par définition, la MIO minimise l'erreur sur le facteur de propagation. La seconde est la description très fine des phénomènes de propagation dans la base de données, la MIO ne pouvant trouver de résultat hors de la base d'entraînement.

Lorsque l'onde électromagnétique devient plus sensible à la structure atmosphérique, soit à la fréquence la plus élevée, les résultats de la MIO deviennent moins bons. Ceci s'explique par le fait que les facteurs de propagation de la base de données connaissent de plus fortes variations.

Les résultats de la MIO sur les paramètres décrivant les conduits sont également bons à 1 GHz, ce qui s'explique par le fait que le caractère non linéaire du problème est moins marqué à plus basse fréquence.

En revanche, à 5 GHz, les résultats de la MIO sont plus nuancés. Sur les facteurs de propagation, les résultats restent très acceptables et du même ordre de grandeur que celles des méthodes d'apprentissage. Sur les paramètres des conduits cependant, les erreurs sont plus importantes et révèlent le caractère non linéaire et mal posé de ce problème inverse.

Les algorithmes LS-SVM et MuLS-SVM ont quant à eux des résultats comparables et acceptables quant à la précision sur les facteurs de propagation comme sur les erreurs sur les paramètres. On peut d'ors et déjà constater que l'inversion donnera une approximation du conduit en présence et non le conduit exact, car il existe toujours une erreur sur les paramètres des conduits. On pourra souligner que les deux cas qui dégradent les résultats de la méthode MuLS-SVM sur les paramètres du conduit à 1GHz sont un cas d'un conduit très élevé et celui d'un conduit très bas, à la limite des bornes d'apprentissage.

Une étude plus détaillée s'avère nécessaire car les deux critères de précision – erreur sur les paramètres et sur le facteur de propagation – peuvent différer. Plusieurs cas de figures peuvent se présenter.

Les exemples de résultats présentés sur les figures suivantes sont organisés comme suit : à gauche sont représentés les conduits atmosphériques initial et inversés en fonction de l'altitude et à droite les facteurs de propagation allers  $F^2$  correspondants en fonction de la distance.

Sur l'exemple présenté sur la Figure 38, les conduits retrouvés sont très précis, alors que les facteurs de propagation restent approximatifs autant pour les méthodes LS-SVM et MuLS-SVM que pour l'AG. Cet exemple illustre un **problème majeur** de la RFC, à savoir la sensibilité de la propagation des ondes à des variations minimales d'indice de réfraction. Ainsi, il est très difficile de mesurer la précision d'un système RFC en se basant sur les pertes en propagation retrouvées après inversion.

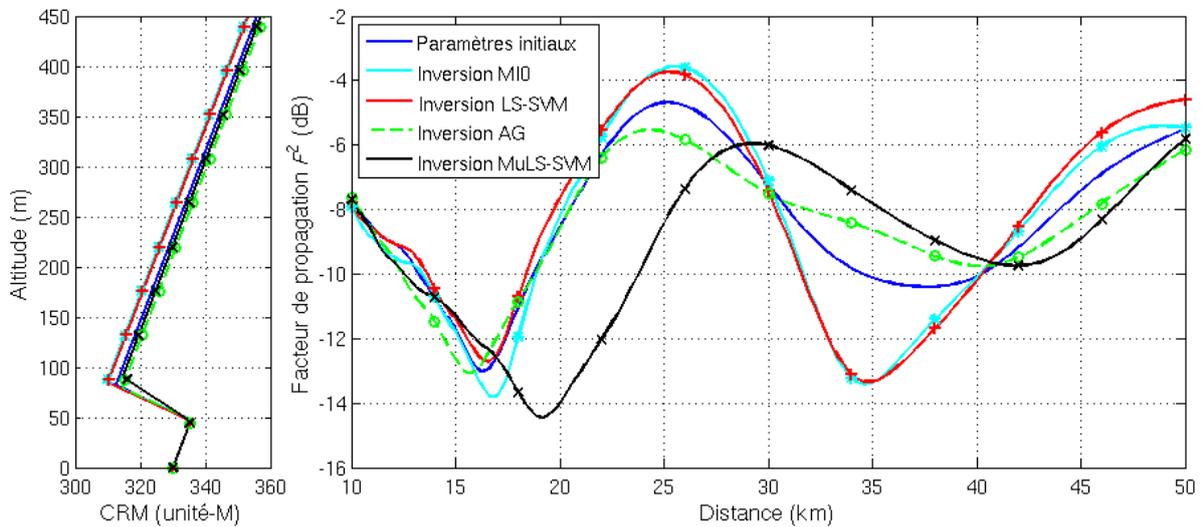


Figure 38 : à 1 GHz. À gauche, les profils de CRM initial et retrouvés par inversion. À droite, les facteurs de propagation aller  $F^2$  correspondant aux profils de CRM. Les valeurs du conduit initial sont :  $z_b = 47$  m,  $c_2 = 0.639$  unité-M/m et  $z_{thick} = 36$  m.

Une autre difficulté est illustrée sur la Figure 39. Sur cet exemple, aucun algorithme d'inversion ne retrouve avec précision les valeurs du conduit. Cependant, le facteur de propagation, seule donnée à laquelle la machine d'inversion a accès, est bien approximé. La

marge d'erreur sur les paramètres du conduit reste cependant très correcte et donne une bonne idée du conduit en présence.

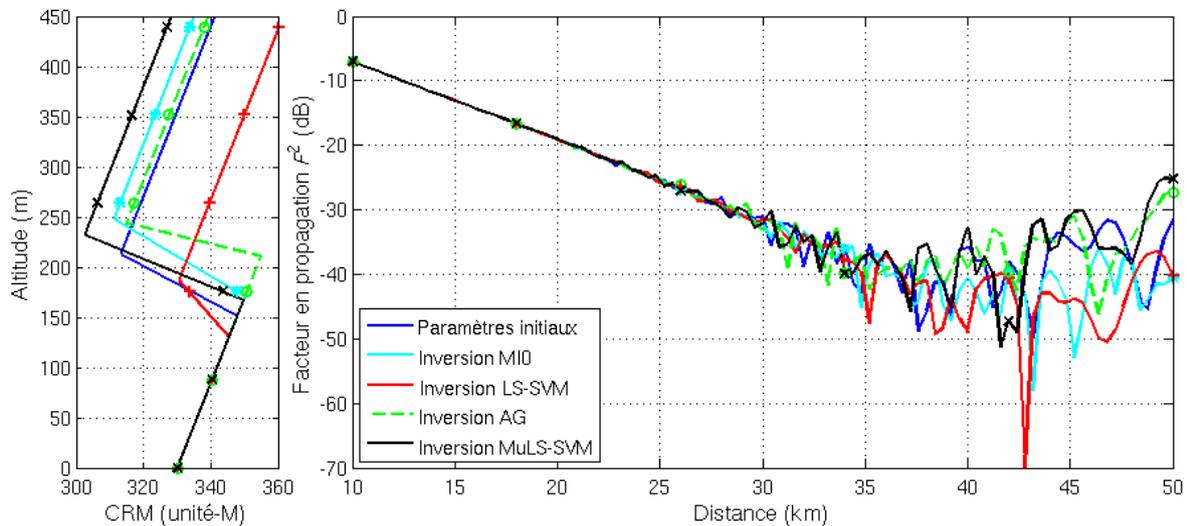


Figure 39 : à 5 GHz. À gauche, les profils de CRM initial et retrouvés par inversion. À droite, les facteurs de propagation aller  $F^2$  correspondant aux profils de CRM. Les valeurs du conduit initial sont :  $z_b = 152$  m,  $c_2 = 0.563$  unité-M/m et  $z_{thick} = 61.6$  m.

On voit ainsi que l'on peut être en présence de plusieurs configurations : on peut avoir une bonne précision sur le facteur de propagation sans avoir un conduit parfaitement inversé, ou au contraire avoir un conduit inversé très proche du conduit initial et avoir malgré tout des différences non négligeable au niveau du facteur de propagation.

On peut en conclure que l'obtention un système RFC qui donne avec précision la structure atmosphérique en présence est un problème très complexe. Les systèmes présentés ici, qui reposent sur une base d'entraînement pré-générée, ne peuvent en aucun cas avec certitude donner le profil exact, mais donnent un profil approchant donnant une bonne idée des structures atmosphériques en présence.

### *b Les temps de calcul*

Le Tableau 5 présente les temps de calcul de chaque algorithme pour effectuer une inversion à 1 et 5 GHz. Il vient qui si l'AG est la méthode la plus performante, le temps de calcul est très élevé. L'augmentation du temps de l'inversion avec la fréquence vient de la génération des population successives effectuée pendant l'inversion. Les calculs de propagation sont plus lents à hautes fréquences car le pas de calcul de la méthode de résolution de la PWE par SSF diminue quand la fréquence augmente.

Tableau 5 : Temps de calcul pour les inversions avec chaque algorithme testé à 1 et 5 GHz

Méthode d'inversion	Temps de calcul	
	1 GHz	5 GHz
<b>MIO</b>	< 0,2 s	< 0,2 s
<b>LS-SVM</b>	< 0,2 s	< 0,2 s
<b>AG</b>	1 h 30	18 h 00
<b>MuLS-SVM</b>	< 0,2 s	< 0,2 s

*c Conclusion sur l'étude des méthodes d'inversion en conditions idéales*

Sur cette première étude, on peut conclure de l'efficacité des systèmes d'apprentissage. Si la précision de ces systèmes est moindre que celle de l'AG, les conduits approchés sont cependant proches des conduits initiaux. De plus, l'aspect temps réel des systèmes d'apprentissage est un plus car les inversions peuvent être effectuées, en conditions opérationnelles, sur tous les azimuts en un temps très réduit. La MIO donne de bons résultats similaires, voire meilleures, à ceux obtenus par les méthodes d'apprentissage. Afin de tester la robustesse des méthodes, une validation sur des profils non plus idéaux mais mesurés s'avère nécessaire. Celle-ci est exposée dans la section suivante.

**C.III.3. Validation théorique avec des profils d'indice mesurés**

Afin de tester la robustesse des méthodes d'inversion, la validation précédente a été appliquée sur des données réalistes. Cinq profils ont été reproduits depuis des mesures publiées dans la littérature. Ces profils sont tracés en fonction de l'altitude sur la Figure 40. Les conduits 1 et 2 proviennent de mesures effectuées dans le Golfe Persique [Brooks *et al.*, 1999], et les conduits 3, 4 et 5 proviennent de mesures effectuées sur l'île du Levant, en Méditerranée [Hurtaud *et al.*, 2008]. On peut d'ors et déjà constater que les quatre premiers profils sont relativement proches des conduits tri-linéaires idéaux. Le cinquième profil présente une forme plus chaotique et exotique. Ces profils sont représentés à une constante prêt  $\Delta M$  puisque seul le gradient d'indice, et non sa valeur absolue, a un impact sur la propagation.

L'AG n'est pas testé sur ces profils car le logiciel de RFC SAGA ne peut prendre en compte que les profils tri-linéaires idéaux.

Le problème se pose de la mesure de l'efficacité des méthodes. Étant donné que les profils mesurés ne sont pas des conduits tri-linéaires idéaux, l'erreur sur les paramètres des conduits n'est plus pertinente. De plus, il a été montré dans la section précédente que l'erreur sur le facteur de propagation n'est pas forcément représentative de la qualité de l'inversion sur le CRM. Aussi, la qualité des inversions est qualifiée visuellement.

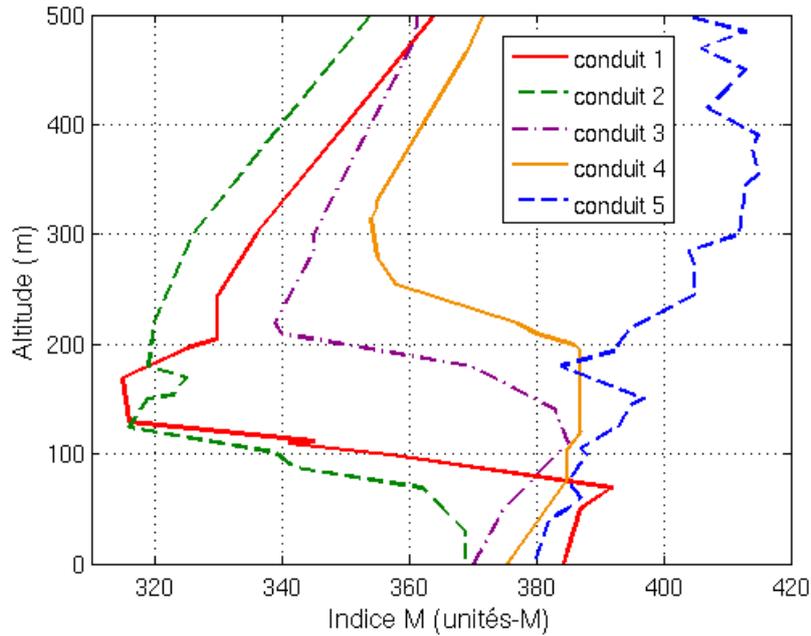


Figure 40 : Les cinq profils reproduits d'après des mesures publiées. Les profils 1 et 2 correspondent à des mesures effectuées dans le Golfe Persique et les profils 3, 4 et 5 à des mesures effectuées sur l'île du Levant.

#### a Résultats à 1 GHz

Les premières inversions ont été réalisées avec les modèles à 1 GHz. La méthode est exactement celle décrite section C.III.1. Le facteur de propagation est d'abord simulé en présence du profil mesuré considéré constant avec la distance. Ce facteur de propagation est ensuite inversé, et on peut juger de la précision de l'inversion en se basant sur le conduit retrouvé ou sur le facteur de propagation obtenu avec le conduit retrouvé. Les résultats sont regroupés sur la Figure 41. Y sont représentés à gauche les profils d'indice mesurés et les trois profils retrouvés par chacune des méthodes d'inversion et à droite les facteurs de propagation obtenus avec les profils mesurés et avec chaque profil retrouvé par inversion. Les numéros 1 à 5 correspondent respectivement aux profils mesurés 1 à 5.

Le conduit 1 est le profil mesuré le plus proche du modèle tri-linéaire. Les inversions par MI0, LS-SVM et MuLS-SVM donnent toutes de bons résultats au vu des profils inversés, même si la méthode MuLS-SVM surestime légèrement l'épaisseur du conduit. Les facteurs de propagation obtenus après inversion sont tous très proches du facteur de propagation initial.

Le conduit 2 s'écarte un peu plus d'un conduit idéal. Les inversions sont cependant encore très efficaces. On peut voir que la méthode MuLS-SVM surestime encore légèrement l'épaisseur du conduit. Cet exemple illustre la très forte sensibilité de la propagation des ondes électromagnétiques aux variations d'indice de réfraction. En effet, alors que le conduit retrouvé par MuLS-SVM est proche du profil mesuré, on obtient un écart de 15 dB au niveau de la dernière figure d'interférence, à 40 km.

Le conduit 3 a la particularité de présenter un gradient d'indice assez nettement inférieur à celui de l'atmosphère standard au-dessus du conduit. C'est la méthode MuLS-SVM, sur ce conduit, qui décrit au mieux la couche d'inversion à l'intérieur du conduit. On remarquera que les conduits retrouvés par méthodes LS-SVM et MI0 sont très proches, mais que les facteurs de propagation correspondants affichent des différences de 10 dB entre 40 et 50 km.

Le conduit 4 correspond à un conduit tri-linéaire aux discontinuités adoucies. On retrouve cependant les gradients correspondant à l'atmosphère standard au-dessous et au-dessus de la couche d'inversion. C'est un conduit élevé en altitude. C'est ce genre de conduit qui pose le plus de problème en RFC car un conduit élevé a les mêmes effets sur le facteur de propagation au niveau de la surface de mer qu'un faible conduit à plus faible altitude. Cependant, les inversions par les trois méthodes d'inversion donnent de très bons résultats, tant au niveau du profil d'indice qu'au niveau du facteur de propagation retrouvé par inversion, qui est très proche du conduit mesuré pour chaque méthode d'inversion.

Le profil 5 s'écarte nettement plus du conduit idéal tri-linéaire. Si les 3 méthodes d'inversion donnent des profils cohérents, c'est la méthode MuLS-SVM qui rend le mieux compte de la couche d'inversion la plus forte du profil. Il est cependant difficile de trancher quant à la précision d'une des méthodes sur une autre tant le profil mesuré est chaotique. Ce test est cependant intéressant car il permet de juger de la robustesse des algorithmes face à une situation éloignée des configurations envisagées par la modélisation des conduits atmosphériques.

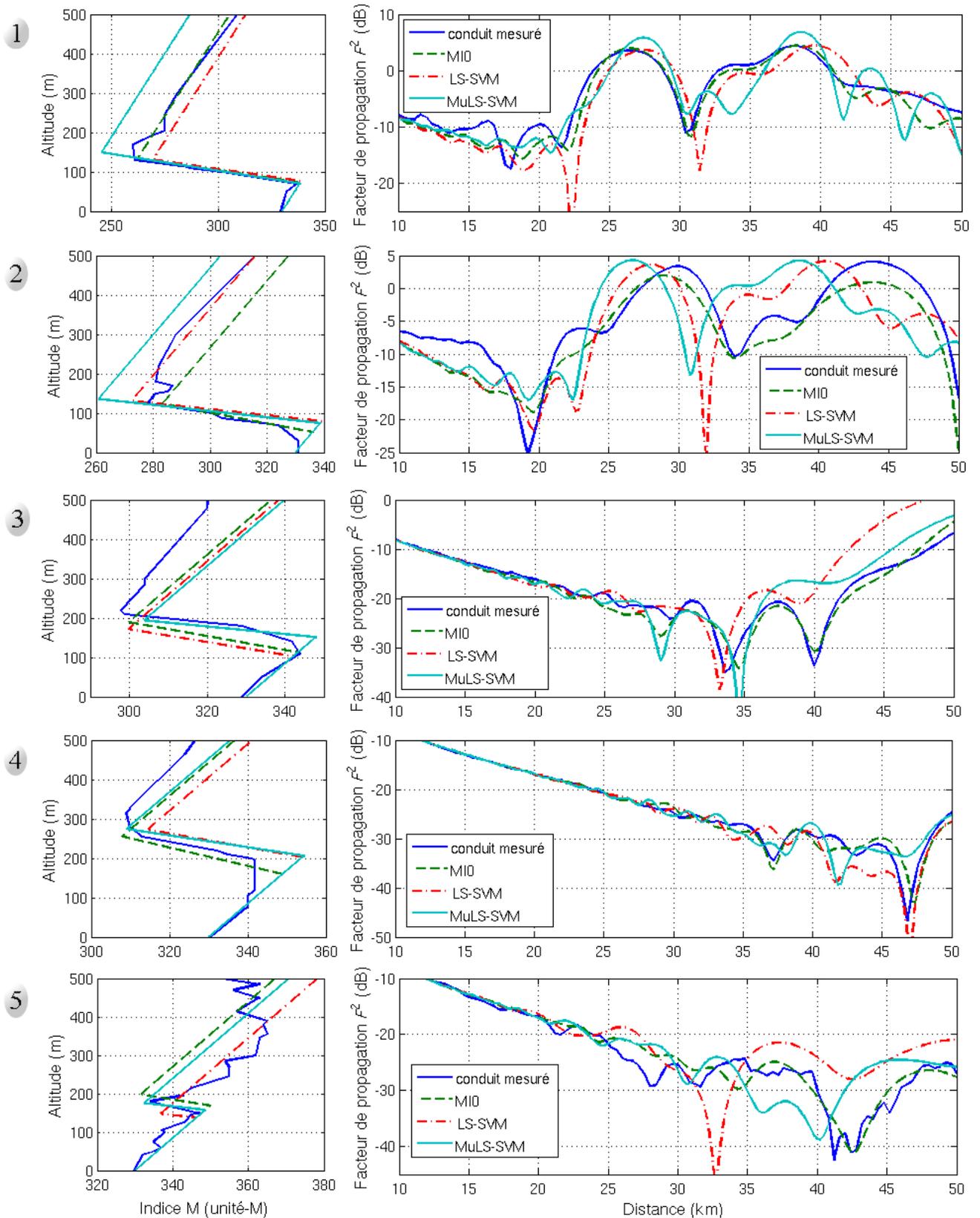


Figure 41 : Résultat des inversions par les méthodes de MI0, LS-SVM et MuLS-SVM sur les 5 conduits mesurés à 1 GHz. À gauche, les profils mesurés et inversés en fonction de l'altitude. À droite, les facteurs de propagation obtenus avec le profil mesuré et les profils inversés.

## *b Résultats à 5 GHz*

Les méthodes d'inversion ont été testées sur ces mêmes conduits à 5 GHz. Les résultats sont présentés sur la Figure 42. Comme précédemment, y sont représentés à gauche les profils d'indice mesurés et les trois profils retrouvés par chacune des méthodes d'inversion, et à droite les facteurs de propagation obtenus avec les profils mesurés et avec chaque profil retrouvé par inversion. Les numéros 1 à 5 correspondent respectivement aux profils mesurés 1 à 5.

Comme pour les conduits idéaux, les inversions à 5 GHz sont moins précises qu'à 1 GHz. La propagation des ondes électromagnétiques est d'autant plus sensible aux conditions de réfraction que l'on monte en fréquence, et les figures d'interférence plus nombreuses rendent les signaux plus chaotiques.

Sur le premier conduit, on constate que la méthode MuLS-SVM seule décrit avec précision le profil. La MIO et les LS-SVM sous-estiment la force du conduit. On obtient cependant des précisions similaires sur le facteur de propagation retrouvé.

Sur le conduit 2, c'est à nouveau la méthode MuLS-SVM qui décrit au mieux le profil mesuré. La MIO et les LS-SVM donnent cependant une bonne approximation. A nouveau, les performances sur les facteurs de propagation sont assez comparables.

L'inversion sur le 3<sup>ème</sup> profil donne de bons résultats pour la méthode MuLS-SVM et la MIO. On voit que les LS-SVM décrochent totalement en donnant un conduit erroné. Malgré une très bonne approximation du profil, le facteur de propagation retrouvé par méthode MuLS-SVM est assez éloigné du facteur de propagation initial, avec une différence allant jusqu'à 20 dB à 50 km avec la donnée de référence. Cet exemple illustre bien le fait que le facteur de propagation retrouvé ne donne pas forcément une information pertinente sur la qualité de l'inversion.

Les résultats sur ce 4<sup>ème</sup> conduit sont particulièrement intéressants. Alors que toutes les inversions donnent une bonne approximation du facteur de propagation, seule la méthode LS-SVM reconstitue avec précision le profil initial. La méthode MuLS-SVM sous-estime légèrement l'épaisseur du conduit (d'une vingtaine de mètres) alors que la MIO ne voit même pas la couche d'inversion. Ce cas de figure est le plus difficile pour la RFC : un conduit de surface assez élevé (à partir de 200 m) donne des effets équivalents à ceux d'un très faible conduit moins élevé. Il faudrait regarder après les 50 km pour s'apercevoir des différences sur les facteurs de propagation. Cet exemple illustre parfaitement le caractère mal posé du problème RFC, et donc le pourquoi de la nécessité d'une méthode d'inversion non linéaire.

Le 5<sup>ème</sup> profil est trop particulier pour que l'on puisse arriver à une quelconque conclusion. Les profils inversés retrouvés par MuLS-SVM et MIO sont crédibles sans être bons, mais le fait est que le profil est trop éloigné du modèle de conduit tri-linéaire pour que l'inversion puisse être efficace. Le résultat sur les facteurs de propagation pour les méthodes LS-SVM et Mu-LS-SVM sont mauvais. Cependant, le conduit retrouvé par MuLS-SVM n'est pas complètement faux. C'est surtout la pente à l'intérieur du conduit qui a été surestimée. La méthode LS-SVM, quant à elle, retrouve un assez fort conduit de surface à basse altitude, ce qui entraîne une erreur importante.

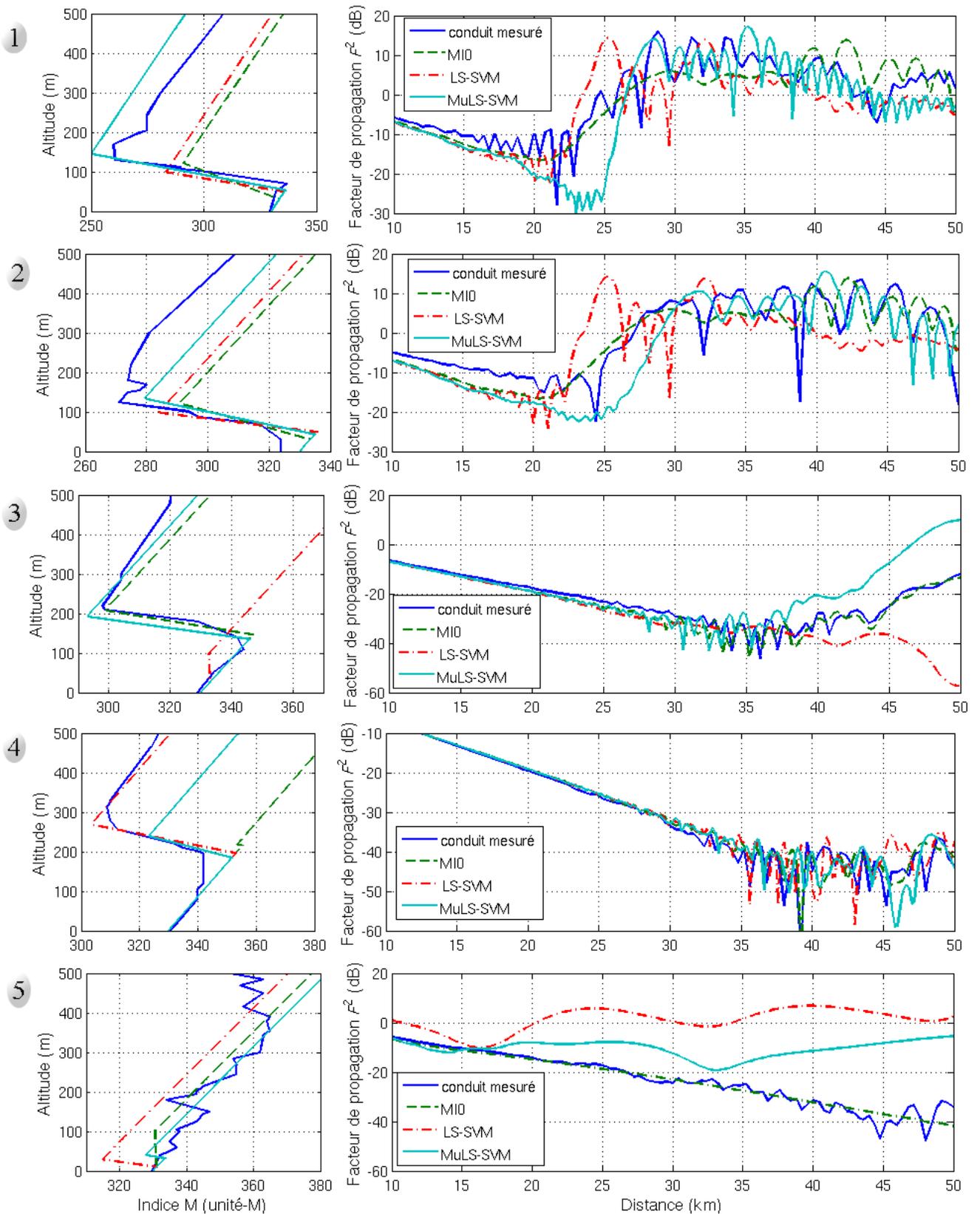


Figure 42 : Résultat des inversions par les méthodes de MI0, LS-SVM et MuLS-SVM sur les cinq conduits mesurés à 5 GHz. A gauche, les profils mesurés et inversés en fonction de l'altitude. A droite, les facteurs de propagation obtenus avec le profil mesuré et les profils inversés.

### *c Conclusion sur l'étude des profils mesurés*

L'étude sur ces profils permet de sortir quelques résultats importants. Tout d'abord, le choix de mesurer la précision d'un système d'inversion par l'erreur commise sur le facteur de propagation n'est pas pertinent. En effet, la MIO donne par définition le conduit optimal en terme d'erreur sur le facteur de propagation, et pourtant peut donner un profil d'indice complètement erroné (voir le cas du conduit 4 à 5 GHz). Concernant les méthodes d'apprentissage, on voit que la méthode multitâche améliore l'algorithme LS-SVM en augmentant significativement sa robustesse.

Des différences assez marquées existent entre les résultats à 1 et 5 GHz. Tout d'abord, les effets de réfraction sont plus marqués à 5 GHz qu'à 1 GHz. Ainsi, les effets des petites variations d'indice se ressentent beaucoup plus à haute fréquence. Il est donc plus facile d'extraire les structures globales des conduits atmosphériques à 1 GHz.

De plus, les ondes étant plus sensibles aux effets de réfraction à hautes fréquences, le caractère mal posé du problème RFC est accentué. C'est pourquoi la MIO connaît plus de difficultés à 5 GHz (*cf.* C.III.3.b). La nécessité d'un algorithme non linéaire est ainsi soulignée.

#### **C.III.4. Améliorations possibles des méthodes d'apprentissage**

Au vu des résultats exposés, il vient que les méthodes par machines à vecteurs supports sont moins précises qu'une méthode par AG. Cependant, le caractère temps réel des algorithmes MuLS-SVM et MIO peut être exploité afin d'améliorer la précision. En effet, un radar peut recevoir des données sur de nombreux azimuts et à des temps proches. Or, un lissage du CRM retrouvé par inversion spatialement et temporellement peut améliorer le mécanisme. Cela est possible car le système est temps réel et peut effectuer toute une série d'inversion dans un temps très court.

Une autre amélioration qui peut être apportée se retrouve directement dans la base de données. En connaissant au mieux les caractéristiques des conduits physiques, on peut générer une base de données reproduisant au mieux les conduits réels. Par exemple, une borne maximum de 1.5 unité-M/m a été choisie pour le paramètre  $c_2$  dans cette étude (*cf.* section B.I.1.b), mais des données météorologiques plus fournies pourraient amener à modifier ce choix. D'autres limitations, comme une épaisseur de conduit minimale ou maximale d'après des données météorologiques plus étoffées pourraient améliorer la précision de l'inversion.

Enfin, une optimisation de la technique RFC pourrait être d'appliquer préalablement une classification : en classifiant par méthode inverse le conduit suivant sa hauteur (par exemple) et ainsi obtenir une fourchette de valeurs possibles des paramètres de description du conduit. Il serait ensuite possible d'effectuer une régression sur une base de données réduite n'englobant que la fourchette de hauteurs de conduits donnée par la classification.

# **Chapitre D/ APPLICATION DE L'INVERSION DES ÉCHOS DE MER SUR DES DONNÉES MESURÉES**

Dans ce chapitre, les méthodes développées sur des données simulées idéales (et présentées dans le chapitre précédent) sont appliquées à des données mesurées tirées des campagnes de mesures VAMPIRA et Wallops '98. Le but est, sur ces données, de retrouver au mieux les conditions atmosphériques en présence par application de la méthode RFC. Des mesures météorologiques permettent de comparer les résultats obtenus aux conditions relevées.

Les mesures de la campagne VAMPIRA ont été effectuées point à point depuis un radar côtier vers des trièdres embarqués sur navire. Ces mesures, qui ont eu lieu en mer Baltique en présence de conduits d'évaporation, donnent accès à des facteurs de propagation en fonction de la distance sur lesquels la RFC peut être appliquée.

Les mesures de la campagne Wallops '98 sont plus spécifiquement des mesures dédiées à la RFC. Il s'agit de mesures de SNR en présence de conduits de surface. Certains de ces conduits ont de plus été mesurés par un réfractomètre monté sur un hélicoptère selon une direction azimutale fixée. Les mesures radar donnent accès à la SNR reçue par le radar selon plusieurs azimuts, ce qui permet de prendre en compte la continuité spatiale des conditions atmosphériques.

Les données issues de ces deux campagnes sont respectivement traitées dans ce chapitre et leur étude a ainsi permis de faire évoluer les méthodes RFC.

Par rapport à l'inversion de données simulées, de nouveaux problèmes sont à prendre en compte : un bruit de mesure est présent, les modèles de conduits présentés en section B.I.1.b ne correspondent pas exactement aux conditions atmosphériques réelles, et la SERN de la surface de mer impacte sur les mesures de fouillis de mer.

## D.I. Campagne VAMPIRA

### D.I.1. Description de la Campagne d'expérimentation

#### a Mesures des facteurs de propagation sur trièdres

Les données radar de la campagne VAMPIRA [Heemskerck, 2005] ont été mesurées en mars – avril 2004 dans le cadre d'une coopération internationale OTAN afin d'évaluer les propriétés de la basse troposphère en milieu marin sur la propagation. Les mesures ont eu lieu au nord de l'Allemagne sur les côtes de la Mer Baltique. Le radar MEMPHIS [Essen et Fuchs, 2005] du FGAN-FHR surplombait la Baie d'Eckenförde. Le radar était situé à 18.5 m d'altitude, afin de simuler un radar sur mât à bord d'un navire. Durant les mesures, le navire d'expérimentation "Stollergrund" du Federal Armed Forces Technical Center WTD 71 se déplaçait successivement vers le large puis en direction de la côte, selon une ligne de 3 à 30 km de la côte.

La Figure 43 localise le lieu de mesure (au nord de Kiel) et décrit la trajectoire du navire. Quatre trièdres étaient montés à bord du navire : deux orientés vers l'avant et deux vers l'arrière du navire. Les trièdres étaient de SER connue de 30 dBm à 9.4 GHz. La Figure 44 décrit l'emplacement des trièdres sur le navire.

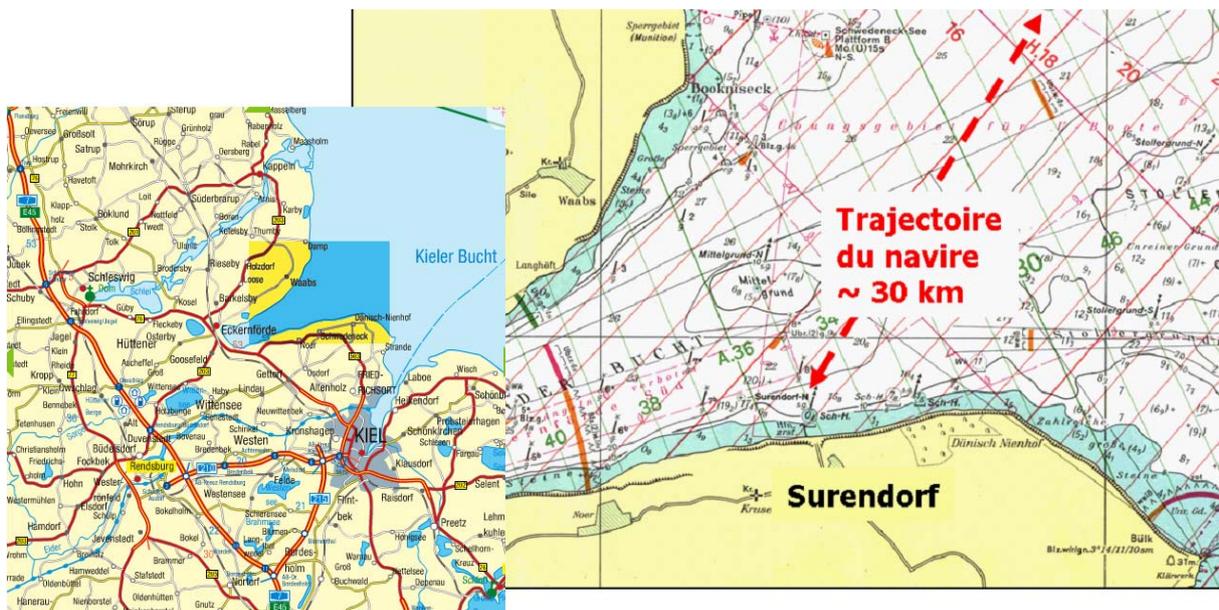


Figure 43 : Carte du nord de l'Allemagne (à gauche) et zoom sur la trajectoire du navire "Stollergrund" durant les mesures de la campagne VAMPIRA en Mer Baltique (à droite).

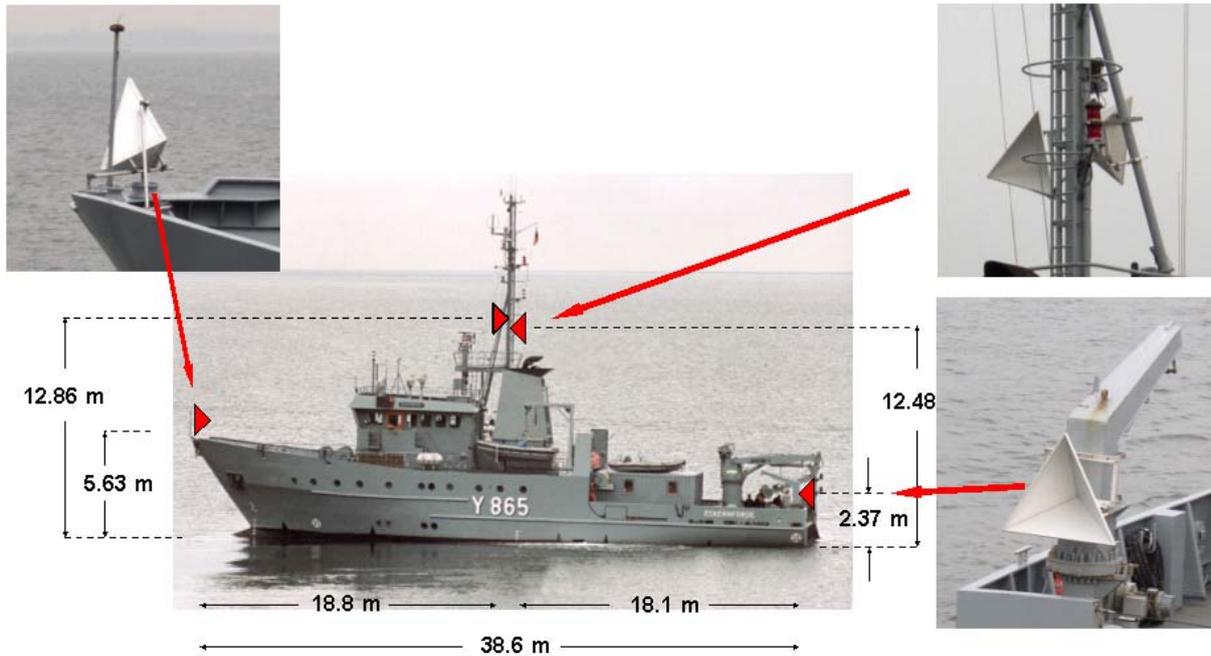


Figure 44 : Configuration des trièdres sur le navire Stollergrund. On trouve deux trièdres orientés dans chaque direction (avant / arrière) à des hauteurs différentes.

Durant les mesures, le navire était localisé par un système de télémétrie et par signal GPS, comme illustré sur la Figure 45. Les mesures ont été effectuées point à point du radar aux trièdres. Les SER des trièdres ainsi que tous les paramètres du radar étant connus, on a accès aux facteurs de propagation mesurés aux altitudes des trièdres à partir de la puissance radar mesurée.

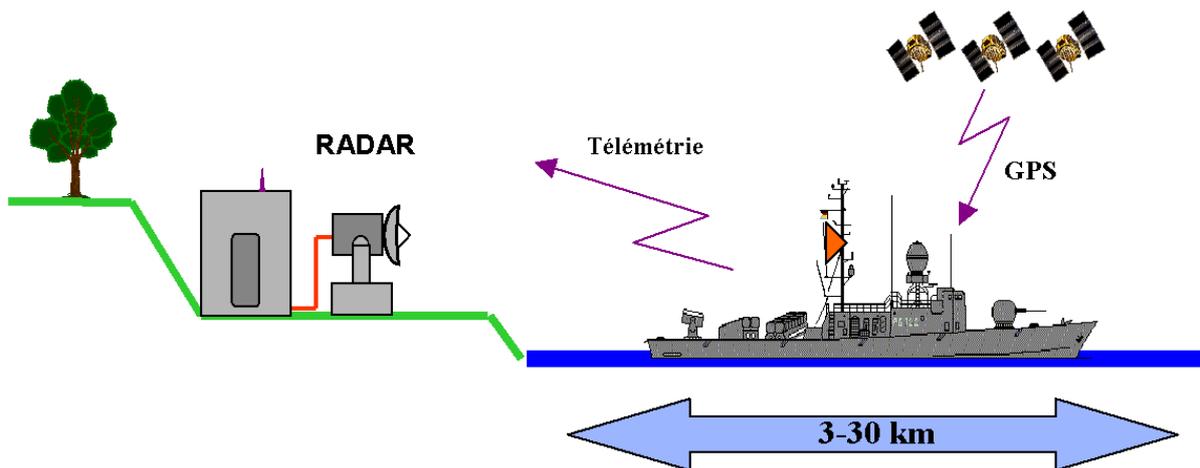


Figure 45 : Principe de la campagne de mesures VAMPIRA. Les mesures sont effectuées point à point du radar vers les trièdres embarqués. Le navire est localisé par un système de télémétrie couplé à des mesures GPS.

Un exemple de donnée mesurée extrait de la campagne VAMPIRA est tracé sur la Figure 46. Il s'agit d'un facteur de propagation mesuré sur le trièdre le plus bas (2.37 m) en fonction de la distance. Sur les premiers kilomètres, on obtient une figure d'interférence due à la

recombinaison des trajets direct et réfléchi sur la mer. Pour la configuration géométrique considérée ici, ce phénomène observé à des distances inférieures à 10 km est peu sensible aux effets de réfraction. Aussi on ne travaillera que sur le facteur de propagation mesuré à partir de 10 km. D'autre part, on constate que le signal est saturé dès 26 km. En effet, la remontée du facteur de propagation observée à cette distance sur la Figure 46 ne correspond à aucun phénomène physique. Elle est due au niveau de puissance du bruit qui passe au-dessus du niveau de puissance du signal utile. On travaillera donc avec les données mesurées entre 10 et 25 km.

Les données sont de plus très bruitées. On peut voir plusieurs raisons à cela : le tangage du bateau apporte un bruit dû aux légers déplacements parasites des trièdres par rapport à l'antenne fixe. De plus, les réflexions sur la surface de mer entraînent un bruit sur le signal dû à la diffraction et à la dépolarisation des ondes sur la surface de mer. Les erreurs de localisation du navire, ensuite, apportent une nouvelle incertitude. Enfin, des erreurs de mesure dues à des cibles parasites peuvent avoir déclenché les forts pics de facteur de propagation que l'on observe sur la Figure 46 après 15 km. Un filtrage et un lissage des données s'avèrent ainsi nécessaires avant le travail de RFC.

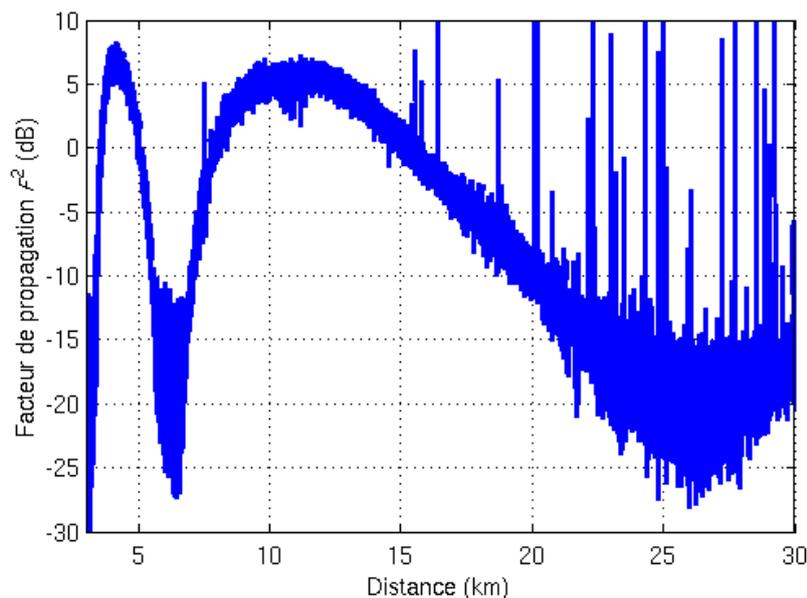


Figure 46 : Exemple de facteur de propagation en fonction de la distance issu de la compagnie de mesures VAMPIRA

#### *b Mesures météorologiques*

Des mesures météorologiques à l'interface air-mer ont été effectuées près de la côte afin de caractériser les conditions de réfraction. Ces mesures météorologiques ont révélé la présence de conduits d'évaporation, dont les hauteurs ont pu être déduites. Le modèle météo utilisé pour déduire la hauteur du conduit depuis les mesures météo est le modèle PIRAM [Clavierie *et al.*, 2005], dérivé de la méthode Bulk qui repose sur la théorie de Monin-Obukhov.

Ces informations météorologiques ne sont cependant pas suffisantes pour caractériser pleinement le milieu atmosphérique, une variation en distance ne pouvant pas être observée par les capteurs fixes. Chaque mesure effectuée du facteur de propagation en fonction de la

distance dure légèrement plus d'une heure, temps nécessaire au navire pour effectuer un trajet. Durant ce laps de temps, les conditions atmosphériques peuvent évoluer, et le signal reçu à 10 km ne l'est pas toujours dans les mêmes conditions de réfraction que celui reçu à 25 km.

Enfin, il n'y a malheureusement pas d'information météo disponible pour caractériser les conditions de réfraction au-dessus des conduits d'évaporation.

## D.I.2. Adaptation de la méthode d'inversion aux données

### a Le conduit d'évaporation – conditions non neutres

La température à l'interface air-mer mesurée durant la campagne VAMPIRA a révélé des conditions non neutres (température de la mer différente de la température de l'air à l'interface air-mer). Or, ces conditions impliquent l'utilisation d'un profil à deux paramètres pour décrire le profil de CRM (*cf.* section B.I.1.b). *A priori*, il y a donc sur ces données un réel intérêt à utiliser l'algorithme multitâche, car le système RFC doit retrouver les deux paramètres du modèle de conduit d'évaporation.

Les méthodes d'inversion retenues pour appliquer la RFC requièrent la génération d'une base de données décrivant toutes les conditions atmosphériques possibles avec une résolution suffisamment fine. Pour la génération de la base de données, la hauteur du conduit est prise entre 0 et 30 m [Anderson, 1989], et la pente au-dessus du conduit entre -1 et 0.4 unité-M/m [Gerstoft *et al.*, 2003a].

Se pose donc le problème du choix de la modélisation du conduit. Deux modèles peuvent être retenus : le modèle de Jeske ou le modèle à deux étages (*cf.* section B.I.1.b). Le modèle de Jeske présente l'avantage de conserver la continuité du gradient de CRM alors que le modèle à 2 étages permet de modéliser tous les cas possibles, comme expliqué ci-après. Bien que plus physique *a priori*, le modèle de Jeske n'est pas retenu.

En effet, dans le cas d'un gradient négatif au-dessus du conduit, le modèle de Jeske n'est plus physique. La Figure 47 illustre ce problème : trois profils à deux paramètres sont représentés pour une hauteur de conduit d'évaporation  $\delta$  de 8 mètres et pour 3 valeurs de la pente  $c_1$  au-dessus du conduit. À gauche, le modèle à deux étages est utilisé et à droite, le modèle de Jeske. Ces trois exemples illustrent les avantages et les limites du modèles de Jeske : celui-ci donne des profils continus, et le profil présentant une pente de 0.2 unité-M/m est plus réaliste avec ce modèle. Cependant, dans le cas d'une pente de CRM nulle ou négative ( $c_1 = 0$  ou  $c_1 = -0.2$  unité-M/m), le conduit d'évaporation est dénaturé. En effet, le gradient de CRM entre le sol et la hauteur du conduit  $\delta$  n'est plus négatif et il n'y a alors plus de conduit d'évaporation. Le modèle à deux étages présente quant à lui une discontinuité dans les trois cas, mais les profils conservent la structure du conduit d'évaporation. Ce modèle permet de modéliser tous les cas de façon satisfaisante.

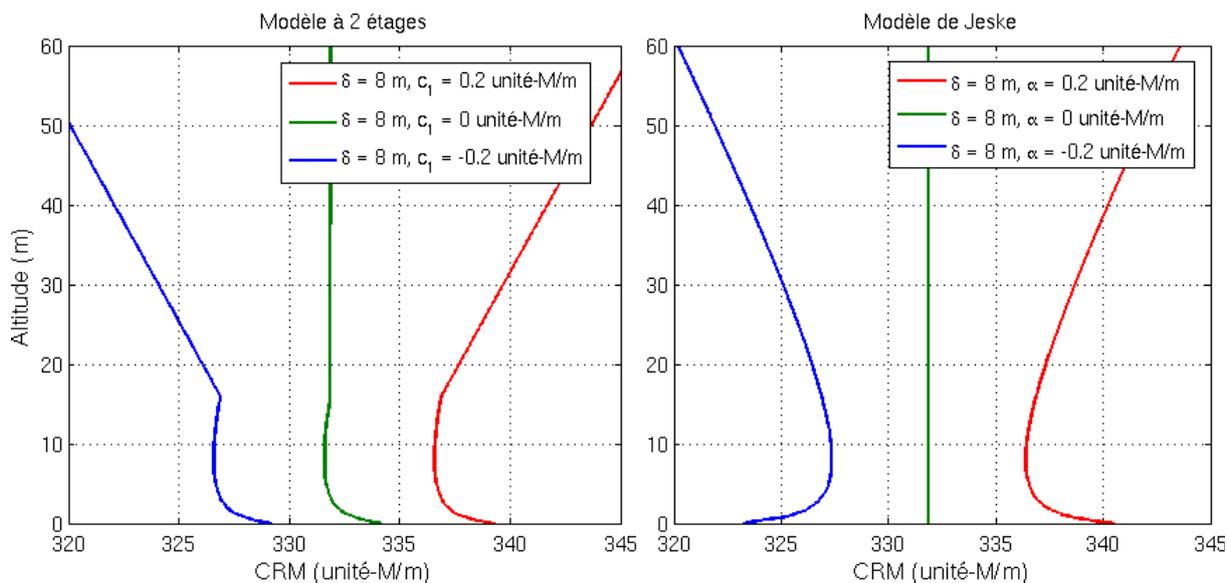


Figure 47 : Exemple de conduits d'évaporation représentés avec le modèle à deux étages (à gauche) et avec le modèle de Jeske (à droite). La hauteur des conduits est fixée constante à 8 m, et les pentes au-dessus du conduit sont prises égales à -0.2, 0 et 0.2 unité-M/m.

La base de données pré-générée utilisée dans notre méthode RFC doit pouvoir décrire tous les cas possibles, ce qui ne peut pas se faire par le modèle de Jeske pour lequel le paramètre  $c_1$  doit être strictement positif. C'est donc le modèle de conduit d'évaporation à deux étages qui est utilisé dans le cadre de l'étude des données VAMPIRA.

### b Mise en forme des données mesurées

Les données mesurées nécessitent un filtrage et un lissage avant utilisation. Un filtre passe-pas est d'abord appliqué afin de supprimer la majeure partie des erreurs de mesure, et en particulier des pics de facteur de propagation, ainsi qu'une partie du bruit. Puis un lissage et une interpolation sont effectués afin de n'obtenir plus qu'un point tous les 100 m entre 10 et 25 km. Il est en effet important que les données d'entrée aient la même forme que les données dans la base d'entraînement. La Figure 48 montre, en gris, la mesure brute mise en comparaison avec la donnée obtenue après filtrage et lissage, en bleu. Une fois lissée et filtrée, on obtient un facteur de propagation peu bruité entre 10 et 25 km. C'est sur cette donnée que l'inversion pourra alors être effectuée le plus efficacement. Il faut garder à l'esprit que ces considérations dépendent de la configuration et des caractéristiques du radar : hauteur, fréquence, puissance, gain, etc... Par exemple, le signal pourra être gardé sur une distance plus élevée si le radar fonctionne à plus forte puissance ou si son antenne a un plus grand gain. De même, le nombre maximum de points considérés en distance dépend de la résolution spatiale du radar.

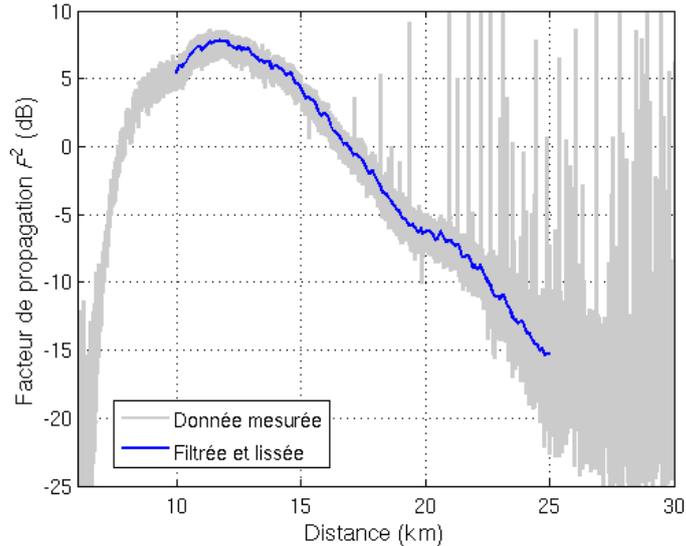


Figure 48 : Exemple de facteur de propagation en fonction de la distance directement issu de la campagne de mesures VAMPIRA (en gris) et après filtrage, lissage et interpolation entre 10 et 25 km (en bleu).

### D.I.3. Résultats

La méthode RFC a été appliquée aux données VAMPIRA en utilisant les algorithmes d'inversion MIO, LS-SVM et MuLS-SVM. La donnée inversible est ici un facteur de propagation à une altitude donnée (celle des trièdres) de 10 à 25 km tous les 100 m (soit des vecteurs de facteur de propagation à 151 points).

Il y a 11 mesures de facteur de propagation correspondant au plus bas trièdre à la fréquence 9.4 GHz, dont deux inexploitable. Le système RFC est appliqué aux 9 données utilisables. Deux résultats sont détaillés ci-après.

Le premier résultat, reporté sur la Figure 49, illustre le cas le plus courant sur ces données VAMPIRA : le conduit d'évaporation est très bas, et le gradient d'indice au-dessus du conduit est supérieur à celui de l'atmosphère standard. Les conduits retrouvés par les différentes méthodes développées sont :

- $\delta = 0.51$  m et  $c_1 = 0.123$  unité-M/m pour la MuLS-SVM
- $\delta = -7.21$  m et  $c_1 = 0.168$  unité-M/m pour la LS-SVM
- $\delta = 3.30$  m et  $c_1 = 0.152$  unité-M/m pour la MIO
- $\delta = 5.6$  m et  $c_1 = 0.118$  unité-M/m pour le conduit déduit des mesures météo

Remarquons que la méthode LS-SVM retrouve sur cet exemple un conduit d'évaporation négatif, ce qui n'a aucune signification physique. Sur cet exemple, les mesures de température, pression et humidité permettent d'estimer  $\delta$  à 5.6 m. Les hauteurs de conduit ainsi que les pentes de CRM obtenues par les méthodes d'inversion diffèrent sensiblement entre elles. Afin d'illustrer ces résultats, les facteurs de propagation correspondant à ces conditions ont été modélisés, relevés à la hauteur du trièdre puis comparés sur la Figure 49. Le facteur de propagation mesuré brut y est représenté en gris, celui après filtrage et lissage en bleu, et les facteurs de propagation modélisés à partir des paramètres inversés sont représentés en bleu clair discontinu pour la MIO, et en rouge pour la MuLS-SVM.

N'ayant pas accès, dans les mesures météorologiques, au CRM au-dessus du conduit d'évaporation, les conditions atmosphériques sont considérées comme standard au-dessus de celui-ci. Ce manque d'information induit une erreur importante sur le facteur de propagation modélisé à partir des données météo et tracé en noir pointillé sur la Figure 49.

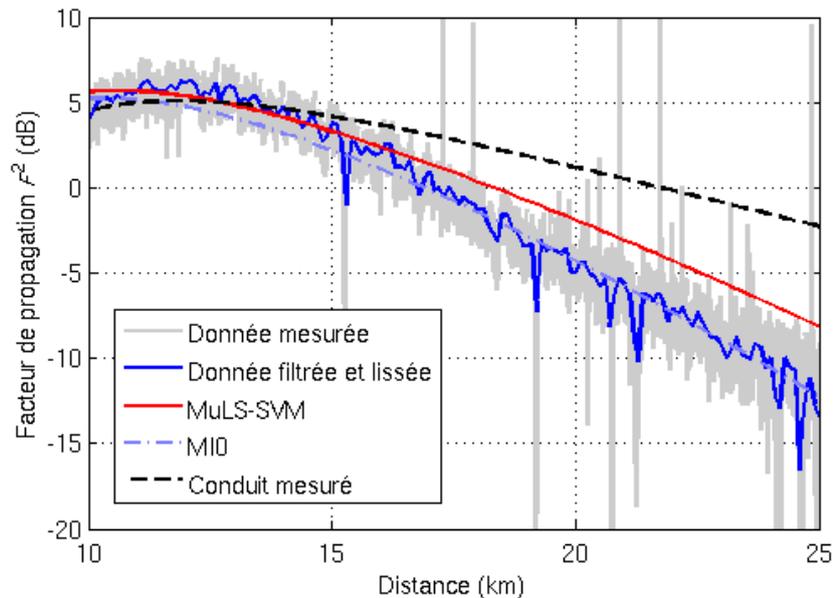


Figure 49 : Facteur de propagation mesuré sur le trièdre le plus bas comparé à ceux simulés avec les profils d'indice mesuré et obtenus après inversion par les algorithmes MuLS-SVM et MI0. L'algorithme LS-SVM ayant donné une hauteur de conduit négative, donc non physique, le facteur de propagation associé n'est pas tracé.

La Figure 50 montre un autre exemple sur une mesure en présence d'un conduit d'évaporation plus fort. Le facteur de propagation simulé en présence du conduit obtenu après inversion par LS-SVM est en vert pointillé. L'algorithme MuLS-SVM donne de bien meilleurs résultats que l'algorithme LS-SVM. L'erreur très importante commise par ce dernier est certainement due au bruit très fort sur la mesure. Ce bruit rend le problème inverse mal posé et induit en erreur la méthode qui ne prend pas en compte la corrélation entre les dimensions.

La MI0 donne l'écart le plus faible entre le facteur de propagation mesuré et ceux de la base de données pré-générée. Sur un tel cas, on ne peut pas affirmer laquelle des méthodes MuLS-SVM ou MI0 est la meilleure car on ne connaît pas avec précision le profil de CRM réel. Cependant, les résultats des deux méthodes sont très proches.

On constate donc que les méthodes MuLS-SVM et MI0 restituent bien des conduits de faibles hauteurs et des facteurs de propagation proches du conduit mesuré. La méthode LS-SVM, probablement mise en échec par le bruit de mesure résiduel, donne un résultat erroné.

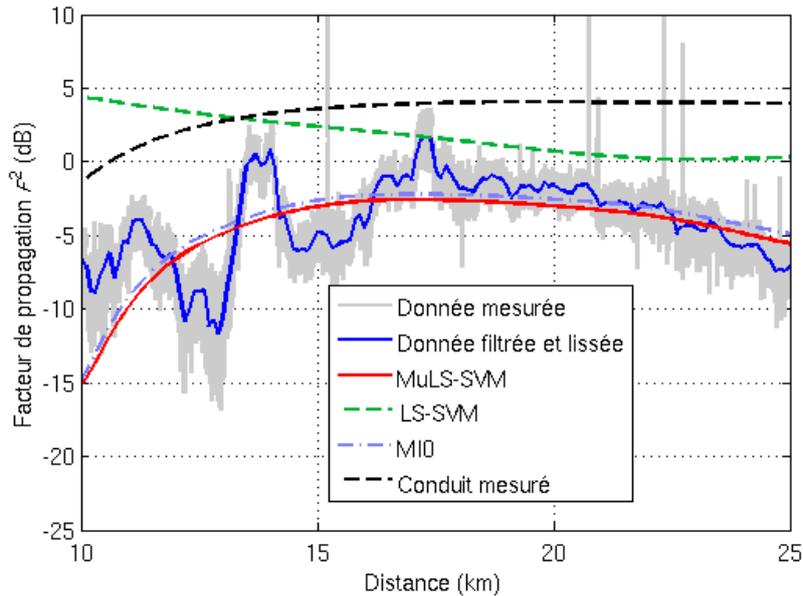


Figure 50 : Facteur de propagation mesuré comparé à ceux simulés avec les profils d'indice mesuré et obtenus après inversion par les algorithmes MuLS-SVM, LS-SVM et MI0.

On se heurte, avec cette campagne de mesures, au problème de la quantification de l'erreur commise lors de l'inversion. En effet, les seules informations accessibles sont le facteur de propagation et la hauteur de conduit mesuré. Or, si le facteur de propagation inversé est facilement comparable au facteur de propagation mesuré, il n'en est pas de même pour la hauteur du conduit d'évaporation à cause de l'imprécision de la mesure sur la distance et dans le temps.

Les résultats des 9 inversions sur les 9 facteurs de propagation mesurés sont regroupés sur la Figure 51. Les données brutes y sont tracées en gris, celles après lissage et filtrage en bleu. Les facteurs de propagation obtenus avec les paramètres retrouvés par MI0 sont en bleu clair discontinu, par MuLS-SVM en rouge et par LS-SVM en vert pointillé quand ils sont représentés. En effet, les cas correspondant à des hauteurs de conduit négatives ne sont pas physiques et ne sont donc pas représentés. Les facteurs de propagation tracés en noir pointillé correspondent aux facteurs de propagation simulés avec la hauteur de conduit mesurée et l'atmosphère considérée standard au-dessus de celui-ci.

On constate au vu de la Figure 51 que la seule connaissance de la hauteur du conduit n'est pas suffisante à une prédiction satisfaisante de la propagation, et que la connaissance de la pente de CRM au-dessus du conduit est indispensable. Le numéro de la mesure – de 1 à 11, sans les deux mesures inexploitable 7 et 10 – est donné en bas à gauche de chaque figure.

On peut mettre ces graphes en parallèle avec le Tableau 6, qui quantifie les résultats des inversions par MI0, LS-SVM et MuLS-SVM. Dans ce tableau, "Numéro" donne le numéro de la mesure, " $\Delta\delta$ " donne l'écart en mètre, en valeur absolue, entre la hauteur de conduit mesurée (en moyenne durant le temps de la mesure) et la hauteur du conduit retrouvée par inversion. "Err moy" donne l'erreur absolue en dB entre le facteur de propagation mesuré et celui retrouvé par inversion. Enfin, " $\delta$  aberrant" indique les conduits retrouvés négatifs par inversion. L'erreur sur le facteur de propagation n'est pas calculée quand le conduit retrouvé est négatif.

Tableau 6 : Résultat des inversions sur les neuf données utilisables. La dernière colonne donne les résultats globaux. " $\delta$  aberrant" indique les hauteurs de conduit négatives.

Inversion par LS-SVM										
Numéro	1	2	3	4	5	6	8	9	11	TOTAL
$\Delta\delta$ (m)	15,8	12,8	11,3	4,5	23,7	23,2	0,1	2,4	7,3	<b>11,2</b>
Err moy (dB)	-	-	-	-	5,72	-	2	-	2,81	<b>3,51</b>
$\delta$ aberrant	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	OUI	NON	OUI	NON	<b>5 sur 9</b>
Inversion par MuLS-SVM										
Numéro	1	2	3	4	5	6	8	9	11	TOTAL
$\Delta\delta$ (m)	5,4	4,5	0,1	2,6	5,7	0,2	1,6	0,1	5,3	<b>2,8</b>
Err moy (dB)	1,87	0,96	2,38	4,66	2,03	3,75	3,07	2,03	2,34	<b>2,56</b>
$\delta$ aberrant	NON	<b>0 sur 9</b>								
Inversion par MIO										
Numéro	1	2	3	4	5	6	8	9	11	TOTAL
$\Delta\delta$ (m)	2,3	4	1,1	1,4	5,5	1,5	1,5	0,3	3	<b>2,3</b>
Err moy (dB)	0,81	0,66	1,37	1,64	1,95	1,39	0,74	1,12	1,65	<b>1,26</b>
$\delta$ aberrant	NON	<b>0 sur 9</b>								

Globalement, en analysant la Figure 50 et le Tableau 6 de quantification des résultats, on peut conclure à de mauvais résultats par la méthode LS-SVM et de bons résultats par les approches MIO et MuLS-SVM.

Les bons résultats de la MIO sur cette étude se justifient : la base d'entraînement à 2 dimensions décrit avec une bonne précision l'ensemble des valeurs possibles des paramètres des conduits, et le problème d'inversion d'un conduit d'évaporation est un problème faiblement non linéaire.

Les mauvais résultats de la méthode LS-SVM au point de vue de la hauteur de conduit, dans le Tableau 6, tiennent aux nombreux conduits négatifs retrouvés. Ces résultats viennent du fait que l'algorithme LS-SVM ne prend pas en compte la corrélation entre les deux paramètres  $\delta$  et  $c_1$  et a tendance à corriger 2 fois la pente  $c_1$  de CRM plus forte que celle obtenue en condition d'atmosphère standard : par un conduit négatif d'une part et par une pente au-dessus du conduit plus forte que 0.118 unité-M/m d'autre part. À cela s'ajoute l'effet du bruit, parfois très fort, qui dégrade ces performances.

Par la méthode multitâche, on améliore grandement l'inversion par rapport à une inversion par LS-SVM classique. Ainsi, cet algorithme montre dans cette application tout son intérêt. Les inversions, ici assez simples (2 paramètres), posent problème à la machine d'entraînement LS-SVM. Ceci est dû au bruit très fort sur les données. Ne pouvant prédire le bruit qu'il y aura lors de mesures de fouillis de mer, on peut conclure à l'efficacité de l'algorithme MuLS-SVM et à son réel intérêt dans une problématique RFC.

Si ce gain de performance se traduit par une augmentation du temps de calcul durant la phase d'apprentissage, l'algorithme travaille toujours en temps réel lors de l'inversion. Or, en conditions opérationnelles, une cartographie 2D du fouillis de mer est accessible dans toutes les directions azimutales. Il est ainsi possible d'harmoniser les conduits obtenus dans l'espace et dans le temps. Ce n'est malheureusement pas le cas dans le cadre de la campagne de mesure VAMPIRA.

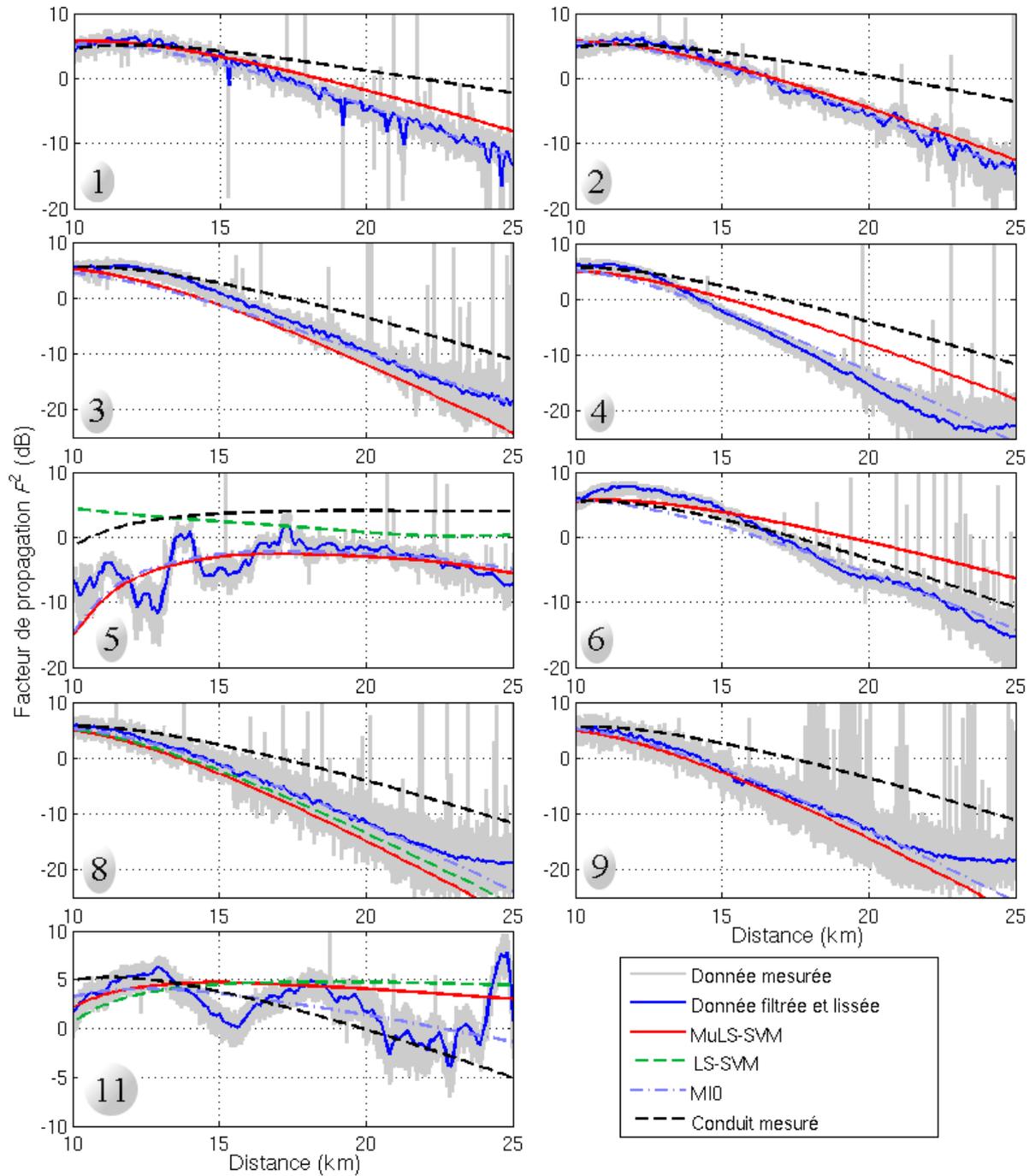


Figure 51 : Résultat des 9 inversions réalisées par MIO, LS-SVM et MuLS-SVM sur les données VAMPIRA. Les données brutes sont tracées en gris, celles après lissage et filtrage en bleu, celles après inversion par LS-SVM en vert pointillé, par MuLS-SVM en rouge, et par MIO en bleu clair discontinu. Le facteur de propagation tracé en noir pointillé correspond à celui simulé avec la hauteur de conduit mesurée.

#### **D.I.4. Conclusion sur les Données VAMPIRA**

Grâce aux données VAMPIRA, les méthodes d'inversion ont pu être testées dans le cadre de la problématique RFC en passant outre certaines difficultés telles que la prise en compte de la SERN de la surface de mer. On notera toutefois que la faible distance de signal utile disponible, la fréquence élevée pour un système RFC (9.4 GHz) et le bruit important sur les données tendent à apporter d'autres difficultés.

Remarquons que le choix du modèle de conduit d'évaporation à 2 étages n'est pas figé. Ce modèle pouvant décrire aisément tous les cas envisageables est commode, mais la méthode est adaptable avec d'autres modèles de conduits.

Pour l'inversion de conduits d'évaporation, une simple inversion par MIO semble suffisante. La faible non linéarité du problème, et le faible nombre de paramètres nécessaires pour modéliser le conduit font qu'une méthode inverse simple suffit pour un système RFC.

La méthode LS-SVM s'est révélée peu efficace dans le cadre de cette étude. C'est le fort bruit, qui rend le système mal posé, qui dégrade d'autant ses performances. En résultat, les conduits retrouvés ne sont, pour la plupart, pas réalistes. Ce phénomène est dû au fait que les inversions des 2 paramètres du conduit se font indépendamment. C'est pourquoi l'utilisation d'un système LS-SVM multitâche s'avère nécessaire.

La méthode MuLS-SVM donne quant à elle de très bons résultats. Les facteurs de propagation retrouvés sont tous proches des facteurs de propagation réels. La précision sur les facteurs de propagation est moindre que celle de la MIO, car c'est la valeur que minimise, par définition, cette deuxième méthode. Quant à la précision sur les hauteurs de conduit, on peut la considérer comme équivalente à celle de la méthode MIO au vu des imprécisions sur les mesures météorologiques, comme expliqué dans la section D.I.1.b.

On peut donc conclure sur la pertinence des méthodes MIO et MuLS-SVM sur des conduits simples. Le but est désormais d'appliquer ces méthodes à des données plus complexes sur lesquelles les algorithmes MuLS-SVM et MIO sont testés. De par les mauvais résultats obtenus par la méthode LS-SVM, cet algorithme n'a pas été étudié sur des données plus complexes dans le cadre de cette thèse.

On peut s'attendre à de meilleures performances de l'algorithme MuLS-SVM comparées à celles de la MIO, de par sa capacité théorique à résoudre des problèmes fortement non linéaires. La campagne de mesures étudiée dans la section suivante s'est faite en présence de conduits de surface variant en distance. Ces conditions, beaucoup plus complexes pour un système RFC, sont idéales pour valider un système RFC en situation opérationnelle.

## D.II. Campagne Wallops '98

### D.II.1. Description de la campagne d'expérimentation

#### *a Mesures de cartographies de rapport signal à bruit*

La campagne Wallops '98 a été menée par le Naval Surface Warfare Center, Dahlgren Division sur l'île de Wallops Island en Virginie. Les données étudiées ici sont celles mesurées le 2 avril 1998. Il s'agit de mesures de rapport signal à bruit (SNR pour Signal to Noise Ratio) effectuées en présence de conduits de surface. Les mesures de SRN ont été effectuées avec le radar SPANDAR [Igwersen et Lemnios, 2000]. Ce radar fonctionne à 2.84 GHz en polarisation verticale. Il est situé à 30.78 m d'altitude, et sa demi-ouverture de lobe d'antenne est de  $0.195^\circ$  avec un diagramme d'antenne en sinus cardinal. Le radar pointe à élévation nulle et sa résolution horizontale est de 600 m. Le radar gérant des signaux à 446 cases en distance, sa portée théorique est de 267 km.

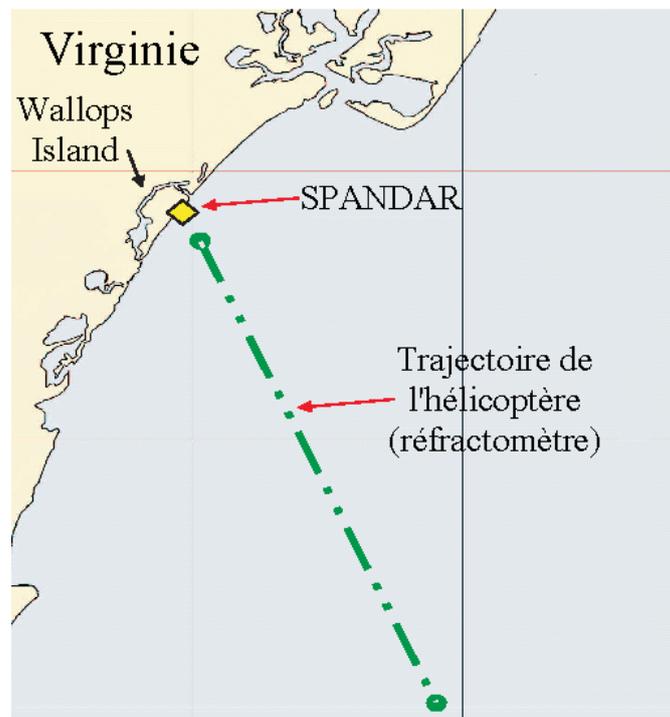


Figure 52 : Lieu de la mesure Wallops '98, sur les côtes de Virginie. La trajectoire tracée en vert indique celle de l'hélicoptère ayant effectué les mesures d'indice de réfraction.

Les données étudiées sont celles mesurées le 2 avril 1998. En tout, 23 cartographies azimut-distance de SNR ont été mesurées : 4 cartographies l'ont été à 1 heure d'intervalle, puis 15 cartographies à 10 minutes d'intervalle, et enfin 4 autres cartographies à 30 minutes d'intervalle. La **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, ci-après, donne un exemple de cartographie de SNR mesurée durant la campagne Wallops '98. Afin de garder un niveau de puissance de signal utile supérieur à celui du bruit, les données sont étudiées sur les premiers 60 km.

### b Mesures atmosphériques

Durant ces mesures, un hélicoptère équipé d'un réfractomètre volait en dents de scie du radar vers le large en allers-retours sur 60 km afin d'effectuer des mesures d'indice de réfraction le long d'une direction azimutale privilégiée (cf. Figure 52). Chaque mesure durait environ 30 minutes. Cinq vols ont été effectués durant les mesures de SNR. De plus, une bouée relevait les conditions météorologiques à la surface de la mer afin de caractériser les 20 premiers mètres. La Figure 53 représente un exemple de CRM mesuré en fonction de la distance. Pour cela, on reporte en abscisse la distance en km ajoutée au CRM en unité-M, et en ordonnée l'altitude en m. Il faut noter que chaque vol de l'hélicoptère s'effectuant sur 30 minutes, les conditions atmosphériques peuvent varier significativement durant la mesure. Ainsi ces mesures de CRM donnent une très bonne idée des conditions atmosphériques en présence, mais ne représentent pas une donnée exacte.

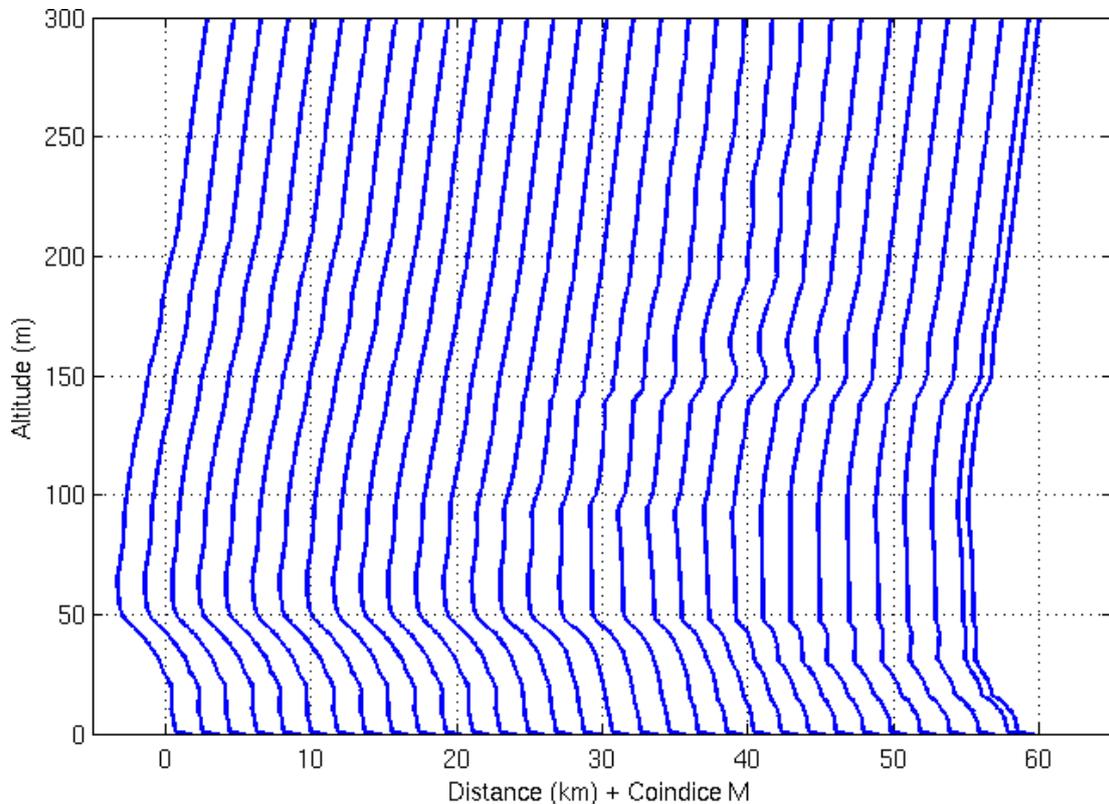


Figure 53 : Exemple de mesure atmosphérique effectuée durant la campagne Wallops '98.

### c Mise en forme des données

Comme mentionné dans la section B.II.1.c, les données de SNR nécessitent un prétraitement afin de travailler avec des facteurs de propagation, indépendants de l'état de mer et de la puissance du radar. La dynamique du fouillis de mer en fonction de l'angle de rasance étant prise en compte lors de la modélisation du facteur de propagation (cf. section B.I.3.c), il reste à normaliser le signal reçu. Dans le cadre des données Wallops '98, le choix a été fait de normaliser les valeurs du facteur de propagation par leur valeur calculée à 10 km. Cela revient à travailler avec le facteur de propagation normalisé  $F_n^2$ , tel que :

$$F_n^2 = \frac{F^2}{F_{10km}^2}, \quad (60)$$

où  $F^2$  est le facteur de propagation en fonction de la distance, et  $F_{10km}^2$  est le facteur de propagation à 10 km.

Cette opération est immédiatement applicable avec les éléments de la base de données. Afin de travailler sur des données similaires à partir des SNR mesurées, on utilise la relation :

$$\begin{aligned} F_n^2 &= \frac{F_{mes}^2}{F_{m10km}^2} = \sqrt{\frac{P_{mes}}{P_{10km}}} \\ &= \sqrt{\frac{SNR_{mes}}{SNR_{10km}}}, \end{aligned} \quad (61)$$

où  $SNR_{mes}$ ,  $P_{mes}$  et  $F_{mes}^2$  représentent respectivement la SNR, la puissance et le facteur de propagation relevés par le radar en fonction de la distance, et où  $SNR_{10km}$ ,  $P_{10km}$  et  $F_{m10km}^2$  représentent respectivement la SNR, la puissance et le facteur de propagation relevés par le radar à 10 km. La relation (Eq. 61), déduite de l'équation radar (Eq. 41), est vraie à partir du moment où le bruit est considéré constant avec la distance.

Le rapport signal à bruit mesuré par le radar a de plus été lissé en distance par une fenêtre glissante et moyenné en azimut sur  $5^\circ$  afin de supprimer le bruit dû aux fluctuations rapides du fouillis de mer. La **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** donne un exemple de donnée mesurée (à gauche) et après traitement (à droite). Seul le quart Sud-Est est gardé car il y a de petites îles hors de ce cadre qui modifient le fouillis et donc la puissance reçue. Le facteur de propagation normalisé  $F_n^2$  extrait de ce fouillis mesuré est tracé à droite et forme la donnée inversible. L'horizontale et la verticale vers les distances positives correspondent respectivement aux azimuts  $90^\circ$  et  $180^\circ$ .

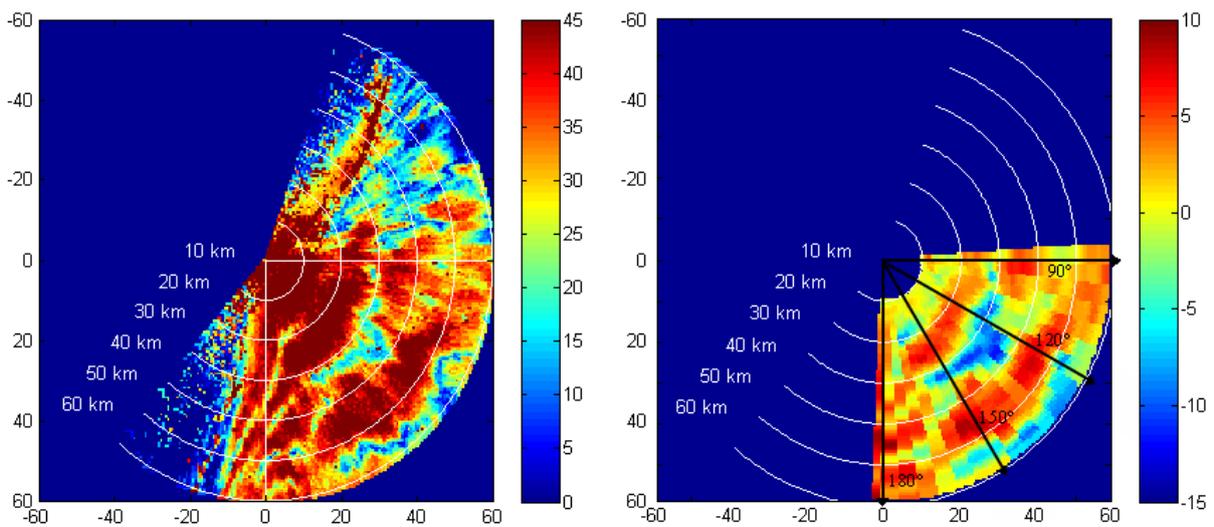


Figure 54 : À gauche, mesure de SNR par le radar SPANDAR. À droite, la même donnée après traitement : facteur de propagation normalisé  $F_n^2$ , moyenné en distance et en azimut, fixé à 0 dB à 10 km. Les abscisse et ordonnée donnent les distances horizontale et verticale à l'antenne en km.

## D.II.2. Travaux effectués

Les deux méthodes d'inversion retenues, la MIO et la MuLS-SVM, ont été appliquées aux données Wallops '98. Ces travaux ont amené des améliorations de la technique RFC retenue et ces dernières sont ici présentées par étapes successives.

En premier lieu, les résultats RFC sont exposés pour des conduits de surface invariants en distance. L'algorithme est alors amélioré, et les étapes de perfectionnement du système sont détaillées. Ensuite, un paramètre introduisant une variation des conduits en distance est introduit, et les résultats avec ce nouveau modèle atmosphérique sont présentés. Des améliorations sont par la suite apportées ; la méthode finale est formulée mathématiquement et les nouveaux résultats sont commentés. Avant de conclure sur la campagne Wallops '98, les résultats des inversions en terme de CRM sont présentés en comparant les conduits inversés avec les mesures disponibles.

### *a Application des algorithmes MIO et MuLS-SVM*

Dans un premier temps, les conditions de réfraction sont considérées pouvant être modélisables par un modèle tri-linéaire de conduit de surface à trois paramètres (*cf.* section B.I.1.b). Au vu des résultats obtenus sur les données VAMPIRA, la méthode RFC a été appliquée aux données Wallops '98 en utilisant les algorithmes MIO et MuLS-SVM. La base de données pré-générée est constituée de 10000 éléments, soit 10000 combinaisons des 3 paramètres  $z_b$ ,  $c_2$  et  $z_{thick}$ , dont les valeurs ont été tirées par hypercube latin (*cf.* section C.I.1.c).

Les résultats obtenus avec la MIO sur une première donnée sont illustrés sur la Figure 55. Sur celle-ci :

- en (1) est représentée la donnée mesurée mise sous forme inversible : il s'agit du facteur de propagation normalisé  $F_n^2$  obtenu à partir des mesures de fouillis, moyenné tous les 600 mètres en distance et tous les  $5^\circ$  en azimut, et dont la valeur à 10 km est fixée à 0 dB pour s'affranchir des constantes inconnues, comme expliqué ci-dessus.
- En (2) est représentée la cartographie de facteur de propagation normalisé  $F_n^2$ , en fonction des mêmes azimuts, obtenue par MIO. On constate que la donnée est bien approchée jusqu'à environ  $145^\circ$ . Après cet azimut, la dynamique ne correspond plus à celle de la mesure.
- En (3) sont représentées les valeurs des paramètres retrouvés par inversion à chaque azimut.  $z_b$ ,  $c_2$  et  $z_{thick}$  sont ainsi tracés en fonction de l'azimut variant de  $85^\circ$  à  $180^\circ$ . On retrouve une discontinuité sur le paramètre  $c_2$  à  $145^\circ$ , qui correspond aux dynamiques non retrouvées par la MIO.
- Enfin, en (4) sont représentés les profils de CRM à chaque azimut. Pour cela, on trace en abscisse le CRM plus l'angle d'azimut en degrés, et en ordonnée l'altitude en m.

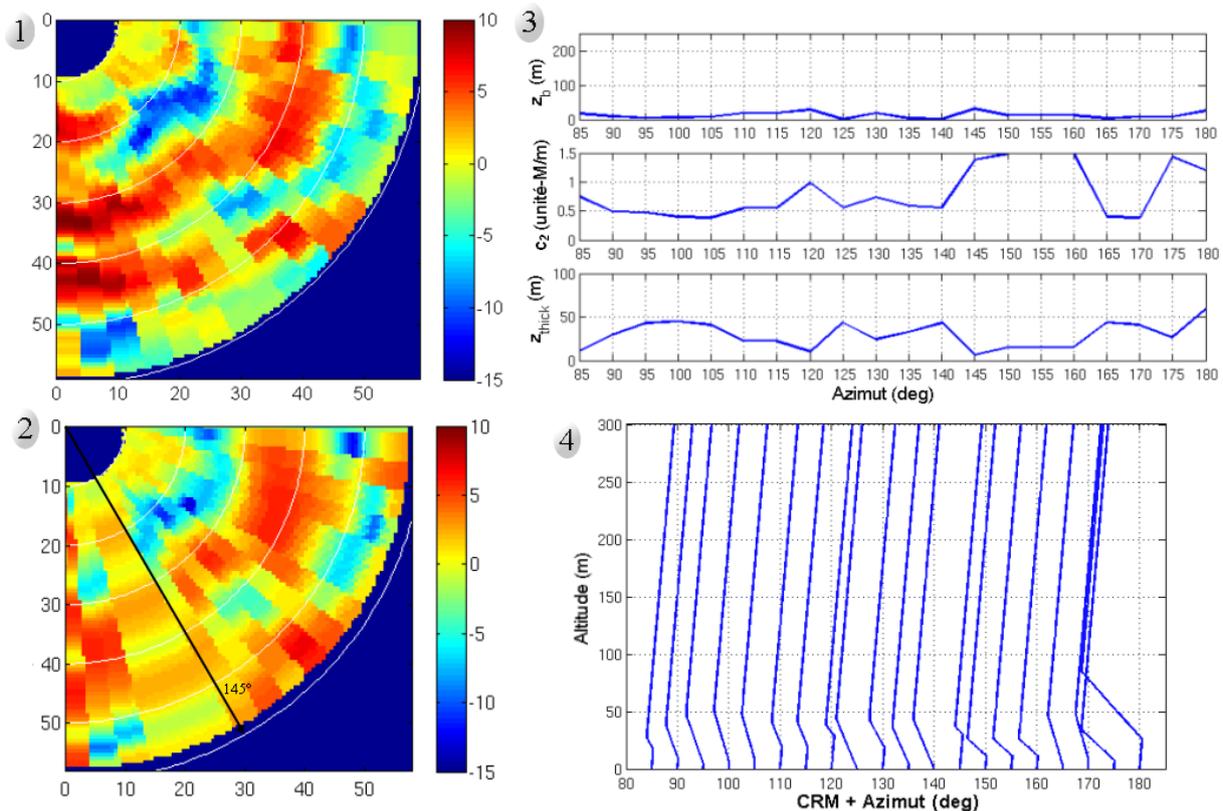


Figure 55 : Première donnée : résultat de l'inversion par MIO pour un modèle de conduit de surface à 3 paramètres. En (1) est représenté le facteur de propagation  $F_n^2$  à inverser en fonction de l'azimut, en (2) celui inversé, en (3) la valeur des paramètres inversés en fonction de l'azimut, et en (4) les profils de CRM en fonction de l'altitude et de l'azimut.

Les résultats de la méthode MuLS-SVM ne sont pas présentés. En effet, les paramètres retrouvés sont trop souvent aberrants, notamment des épaisseurs de conduit souvent négatives sont régulièrement obtenues. Ce résultat est *a priori* étonnant. Il faut souligner que l'algorithme MuLS-SVM est basé sur une régression pseudo-orthogonale, elle-même basée sur une différence quadratique. Or, l'erreur quadratique sur les facteurs de propagation peut être faible pour 2 conduits sensiblement différents, comme illustré en section D.II.2.b ci-après. Il en est de même pour la MIO mais cette dernière ne peut fournir de résultat aussi aberrant car elle ne fait que "choisir" dans la base de données la solution la plus proche. Aucune des deux méthodes ne donne donc de résultat satisfaisant

À partir de ces premiers résultats, le choix a été fait d'améliorer au maximum l'approche la plus simple, la MIO. Ces améliorations pourront éventuellement être adaptées à la méthode MuLS-SVM ultérieurement.

### b Amélioration de la MIO

#### ◆ Introduction d'un critère discriminant

Pour améliorer la méthode, l'idée est de trouver un critère discriminant afin que seules les courbes ressemblant à la mesure d'un point de vue variationnel soient prises en compte dans l'inversion. La variance pourrait être discriminante, mais une courbe présentant des variations

très rapides autour de sa moyenne a la même variance que celle ayant des variations lentes. Les tests ont donc écarté la variance comme nouveau critère.

Le critère discriminant qui a été retenu est la Moyenne des Valeurs Absolues des Dérivées (MVAD) des facteurs de propagation. La MVAD se définit comme l'intégrale de la valeur absolue de la dérivée du facteur de propagation sur la distance considérée :

$$MVAD = \frac{1}{R_{\max} - R_{\min}} \int_{R_{\min}}^{R_{\max}} \left| \frac{dF_n^2(x)}{dx} \right| dx, \quad (62)$$

où  $R_{\min}$  et  $R_{\max}$  sont les distances minimum et maximum de la mesure – ici 10 et 60 km. En pratique, le facteur de propagation étant échantillonné en distance, la MVAD se définit comme une moyenne de la valeur absolue de la dérivée de  $F_n^2$  sur l'ensemble des cases distance radar considérées.

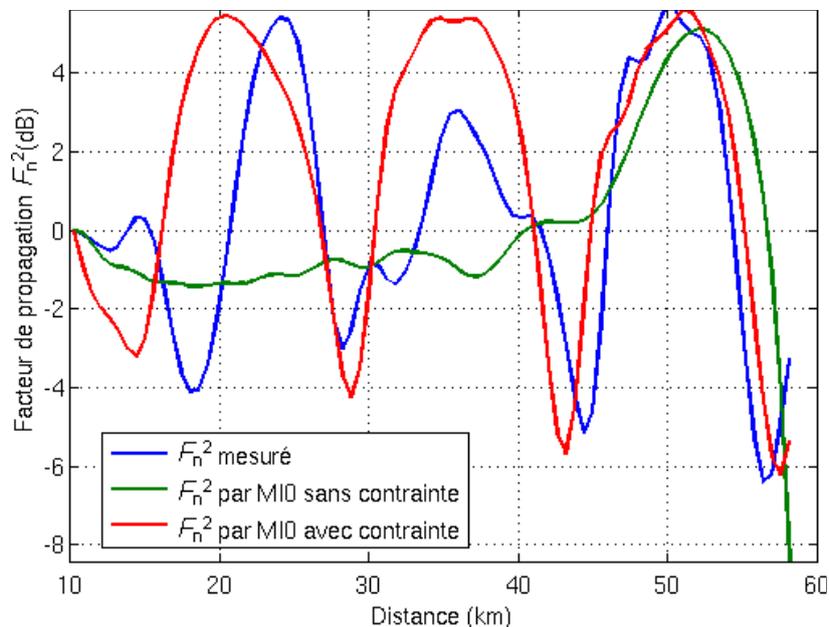


Figure 56 : Exemple de  $F_n^2$  obtenu à partir des mesures après traitement (en bleu), superposé aux facteurs de propagation inversés par MIO : sans facteur discriminant (en vert) et avec le facteur discriminant (en rouge).

La Figure 56 représente un exemple de facteur de propagation  $F_n^2$  mesuré en bleu, le résultat obtenu par inversion par MIO sans contrainte en vert, et celui obtenu par MIO avec contrainte en rouge. Si le résultat retrouvé par MIO seule minimise l'erreur quadratique, il correspond à des conditions de réfraction très différentes de celle des données, comme en témoigne sa dynamique moins chahutée que celle de la mesure. Quand la contrainte est appliquée, on obtient un facteur de propagation inversé moins précis que l'initial en terme d'erreur quadratique, mais dont les variations correspondent à celles de la mesure.

Ainsi, lors de l'inversion par MIO sous contrainte, on ne prend en compte que les facteurs de propagation dont la MVAD est proche de celle du facteur de propagation mesuré. La Figure 57 reprend l'exemple de la Figure 55, mais la technique ici utilisée est la MIO avec le facteur discriminant. On peut constater l'impact positif que cette amélioration apporte au niveau du

facteur de propagation inversé (2), dont les figures d'interférence sont proches de celles de la mesure (1).

On introduit les coefficients  $\alpha_i$  calculés en fonction de la précision du facteur de propagation retrouvé par inversion. Un profil est considéré comme précis ( $\alpha_i = 1$ ) pour une erreur quadratique moyenne  $\Delta\bar{F}_n^2$  sur le facteur de propagation mesuré inférieure ou égale à  $5 \text{ dB}^2$ . Il est considéré imprécis ( $\alpha_i = 0$ ) pour une erreur quadratique moyenne  $\Delta\bar{F}_n^2$  sur le facteur de propagation mesuré supérieure ou égale à  $24 \text{ dB}^2$ . Entre les deux, le coefficient  $\alpha_i$  varie linéairement avec l'erreur quadratique :

$$\begin{aligned} \Delta\bar{F}_n^2 \leq 5 \text{ dB}^2 &\Rightarrow \alpha_i = 1 && \text{(précis)} \\ \Delta\bar{F}_n^2 \geq 24 \text{ dB}^2 &\Rightarrow \alpha_i = 0 && \text{(imprécis)}. \end{aligned} \quad (63)$$

$$5 \text{ dB}^2 \leq \Delta\bar{F}_n^2 \leq 24 \text{ dB}^2 \Rightarrow \alpha_i = \frac{24 - \Delta\bar{F}_n^2}{24 - 5}$$

Désormais, dans la représentation des profils de CRM en fonction de l'azimut et de l'altitude – graphe (4) des figures de résultat d'inversion (cf. e.g. la Figure 57) – on introduit la précision du facteur de propagation selon un code de couleur : en bleu sont tracés les conduits dont le facteur de propagation correspond de façon précise à la mesure ( $\alpha_i = 1$ ), et en rouge ceux pour lesquels le facteur de propagation inversé est imprécis ( $\alpha_i = 0$ ). Entre les deux, la couleur varie entre les deux extrêmes suivant la valeur de  $\alpha_i$ . Ainsi, la représentation des profils donne *in visu* la précision de l'inversion en terme d'erreur quadratique moyenne.

On constate cependant, sur la représentation des paramètres (3) et des profils en fonction de l'azimut (4) que le résultat obtenu n'est pas continu en azimut, en particulier par rapport au paramètre  $c_2$ .

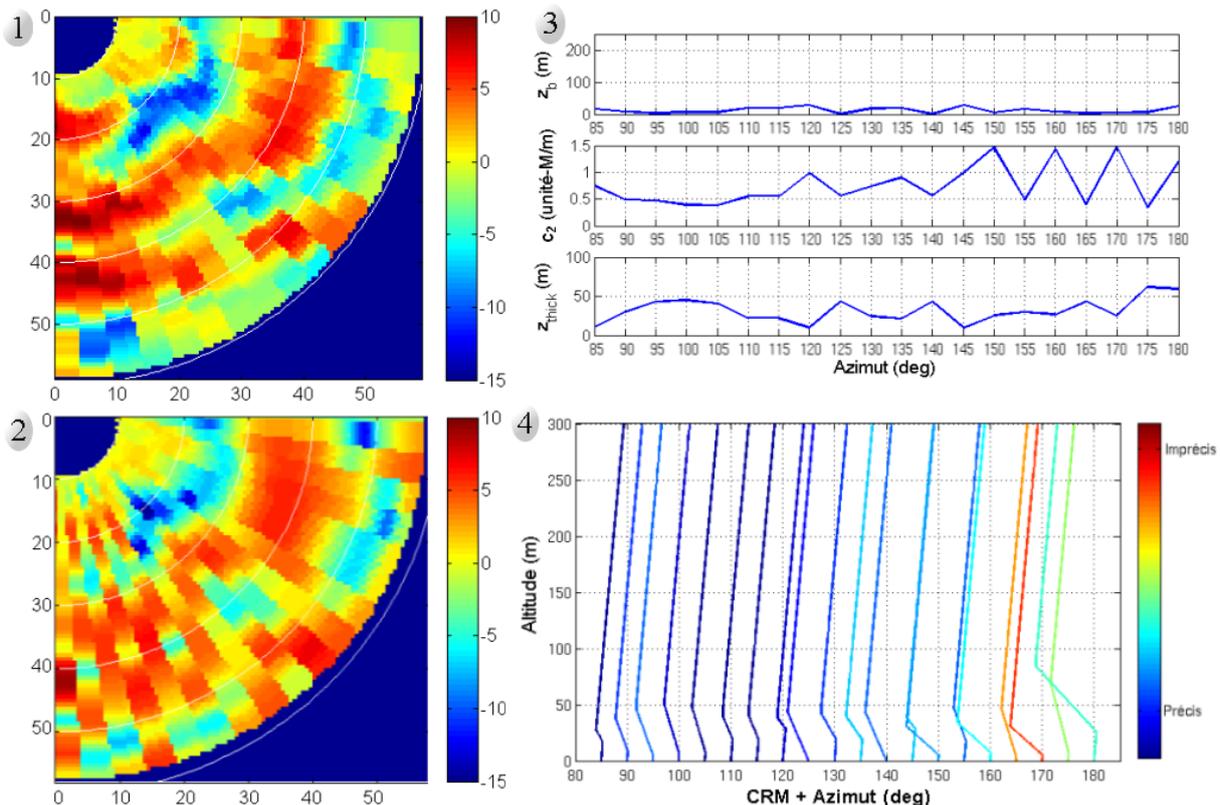


Figure 57 : Inversion par MIO (première donnée) : modèle de conduit de surface à 3 paramètres. La contrainte sur la MVAD est appliquée. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

◆ Lissage des paramètres

Il a donc été décidé de lisser les paramètres inversés avec l'azimut pour profiter de la propriété physique de continuité du CRM. Afin de donner moins d'importance aux conduits les plus erronés (caractérisés par une erreur plus importante sur  $F_n^2$ ), l'information sur la précision des conduits au regard du facteur de propagation caractérisée par les coefficients  $\alpha_i$  (Eq. 63) est utilisée. Pour calculer la valeur du paramètre  $\hat{m}_i$  du conduit atmosphérique après lissage, correspondant au  $i^{\text{ème}}$  profil en azimut, on applique la formule :

$$\hat{m}_i = \frac{\frac{\alpha_{i-1}m_{i-1}}{4} + \frac{\alpha_i m_i}{2} + \frac{\alpha_{i+1}m_{i+1}}{4}}{\frac{\alpha_{i-1}}{4} + \frac{\alpha_i}{2} + \frac{\alpha_{i+1}}{4}}. \quad (64)$$

On remarquera qu'en présence de 3 conduits précis, le lissage revient à appliquer un filtre passe-bas en sinus cardinal (réponse réelle en triangle).

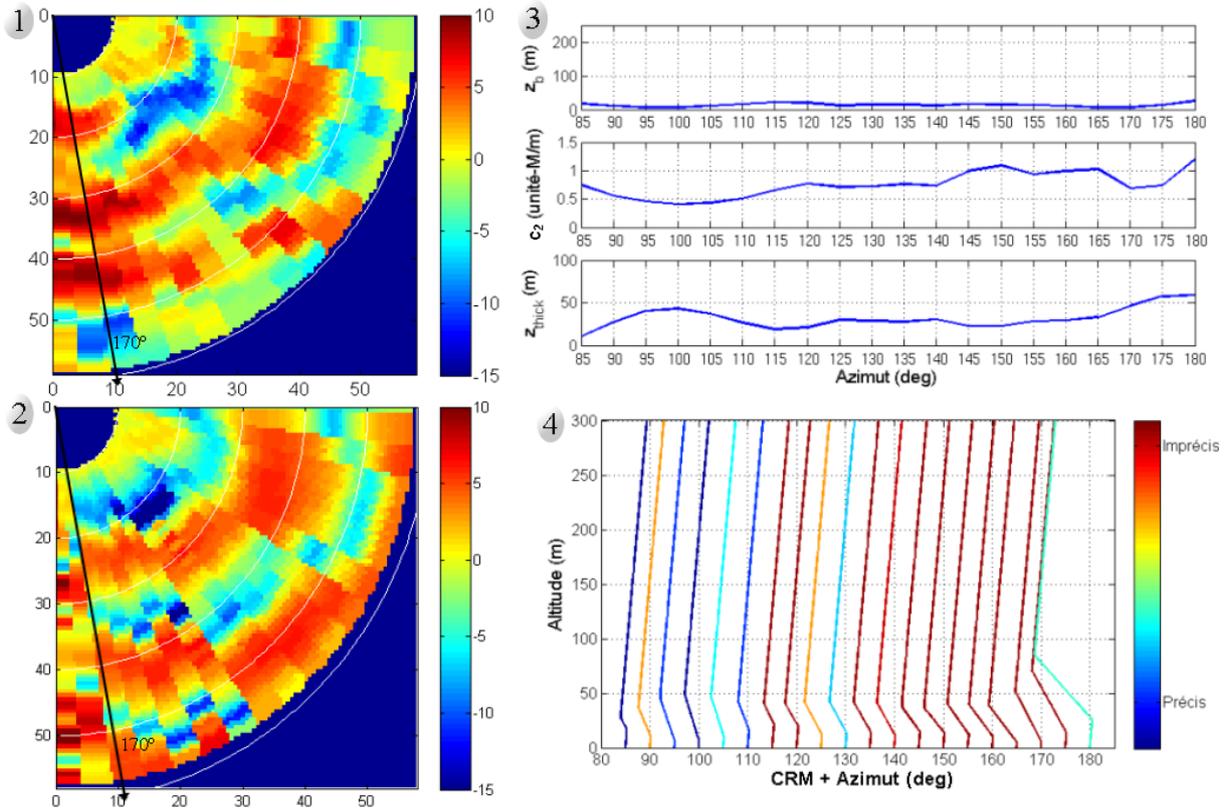


Figure 58 : Inversion par MIO (première donnée) : modèle de conduit de surface à 3 paramètres. La contrainte sur la MVAD est appliquée et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

La Figure 58 traite des mêmes données que celles de la Figure 57 après lissage des paramètres. Les valeurs des paramètres, comme la cartographie de facteur de propagation, gagnent en cohérence azimutale. La dynamique du facteur de propagation est mieux approchée, et la continuité du CRM en fonction de l'azimut est un bon point pour la cohérence du résultat.

Durant les deux améliorations de la méthode MIO (critère discriminant et lissage azimutal), la précision sur le facteur de propagation en terme d'erreur quadratique est évidemment dégradée. Cependant, l'information finalement intéressante est d'avoir une idée aussi précise que possible des conditions atmosphériques en présence. La Figure 58 (4) donne une représentation azimutale relativement précise des conditions atmosphériques modélisées par des conduits de surface tri-linéaires invariants en distance.

On pourra remarquer à ce niveau que quels que soient les critères retenus et les conditions de réfraction, le profil retrouvé à l'azimut  $180^\circ$  reste globalement le même. Ce fait a été constaté sur l'ensemble des données traitées. Ce phénomène est dû à la présence d'un îlot qui modifie la propagation des ondes électromagnétiques. Les résultats obtenus à  $180^\circ$  (et  $175^\circ$  par lissage) ne sont donc pas pertinents et ne seront plus représentés sur les cartographies de  $F_n^2$ .

### c Limitations de la méthode

Un deuxième exemple a été choisi pour montrer les limitations de la MIO sous contrainte. La Figure 59 présente les résultats obtenus sur ce deuxième exemple en lissant les paramètres obtenus par MIO contrainte. Il apparaît que les facteurs de propagation obtenus (2) ne correspondent pour la plupart pas à la mesure. En lissant les valeurs des paramètres retrouvées par inversion, on met à la lumière les erreurs sur les paramètres inversés. En effet entre  $120^\circ$  et  $140^\circ$ , le facteur de propagation comme les paramètres inversés présentent une forte régularité et restitue correctement le facteur  $F_n^2$  mesuré. En revanche, hors de cette zone, le facteur de propagation chaotique témoigne de l'erreur commise sur le CRM.

Remarquons que grâce à la cohérence azimutale des cartographies mesurées, la cartographie finalement retrouvée après lissage permet de juger de la crédibilité de l'inversion. Sur cet exemple, on constate facilement *in visu* que la méthode ne retrouve pas de profil atmosphérique restituant le  $F_n^2$  mesuré.

Cette méthode nécessite donc une nouvelle amélioration. Il a été décidé d'ajouter un degré de liberté aux profils atmosphériques en introduisant une variabilité en distance.

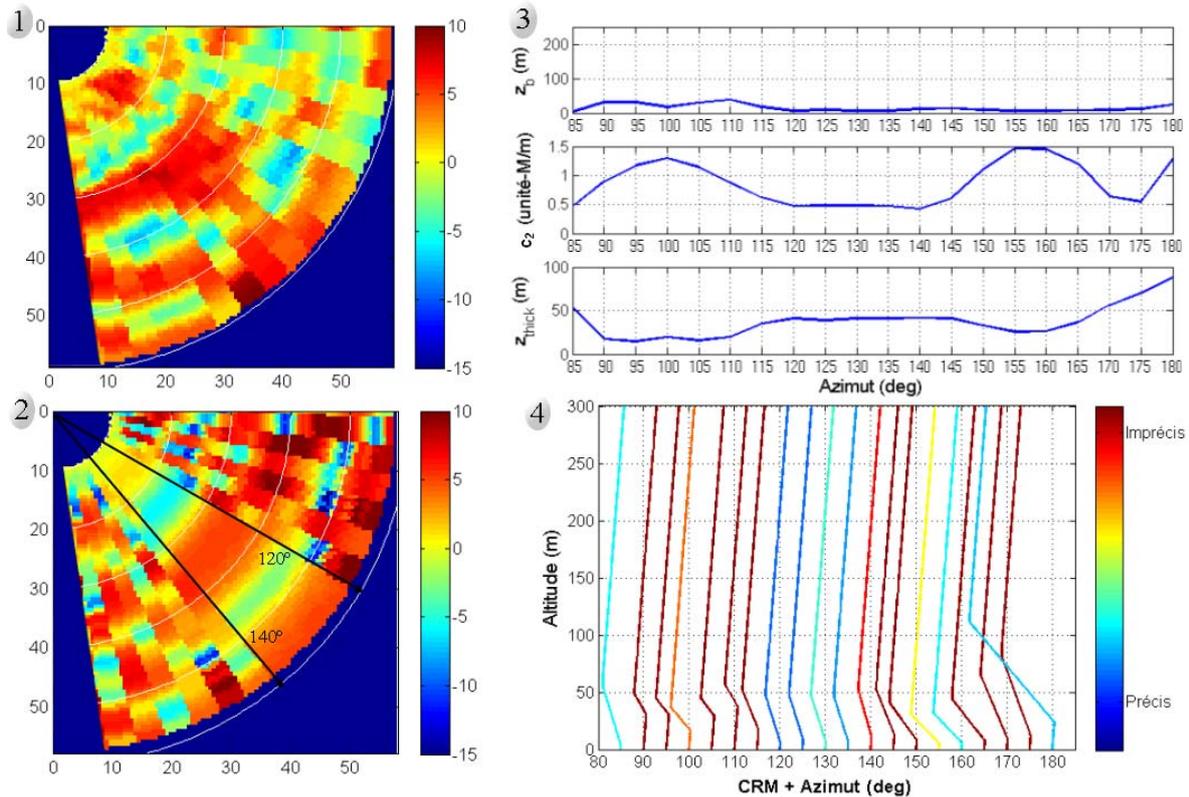


Figure 59 : Inversion par MI0 (deuxième donnée) : modèle de conduit de surface à 3 paramètres. La contrainte sur la MVAD est appliquée et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

#### *d Complexification du modèle de conduit atmosphérique*

En milieu côtier, il a été constaté que la variation la plus courante de CRM est une élévation du conduit de surface en s'éloignant de l'antenne [Stapleton *et al.*, 2003]. Afin d'affiner l'inversion, les méthodes MI0 et MuLS-SVM ont été appliquées en prenant en compte une modélisation des conditions de réfraction à 4 paramètres : 3 paramètres décrivent le profil d'indice au niveau de l'antenne, et 1 paramètre supplémentaire  $\delta z_b$  rend compte de la variation du CRM avec la distance et sur l'ensemble du parcours (de l'antenne à 60 km), comme illustré sur la Figure 60. Les deux mêmes exemples de données radar sont étudiés. La taille de la base de données est passée à 30000 éléments pour l'étude à 4 paramètres.

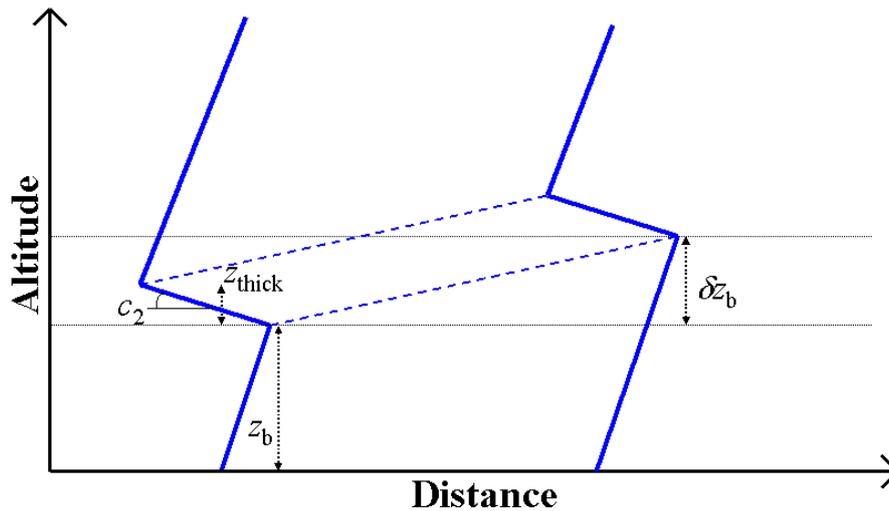


Figure 60 : Modélisation d'un conduit à 4 paramètres variant en distance. Le paramètre  $\delta z_b$  traduit la variation d'altitude du conduit de surface tri-linéaire.

Le résultat sur le premier exemple est donné sur la Figure 61. On remarquera que la cartographie des profils atmosphériques en fonction de l'azimut (4) représente les conduits au niveau de l'antenne. Un graphe est ajouté dans la figure Figure 61 (3) afin de représenter les variations du nouveau paramètre  $\delta z_b$  avec l'azimut.

Il apparaît que la cartographie de facteur de propagation est très bien approchée. En rajoutant un paramètre au modèle de conduit, ce qui attribue un degré de liberté supplémentaire, on obtient des résultats plus proches de ceux mesurés. Ce modèle à 4 paramètres reste simple tout en permettant d'approcher avec précision les facteurs de propagation mesurés. On remarquera que la cartographie des profils atmosphériques en fonction de l'azimut (4) représente les conduits au niveau de l'antenne. Il reste cependant un bémol sur ces résultats : en observant les résultats sur le paramètre  $\delta z_b$  en fonction de l'azimut (3), il paraît suspect que le conduit de surface s'élève avec la distance autour de l'azimut  $115^\circ$  pour redescendre avec la distance autour de l'azimut  $135^\circ$ .

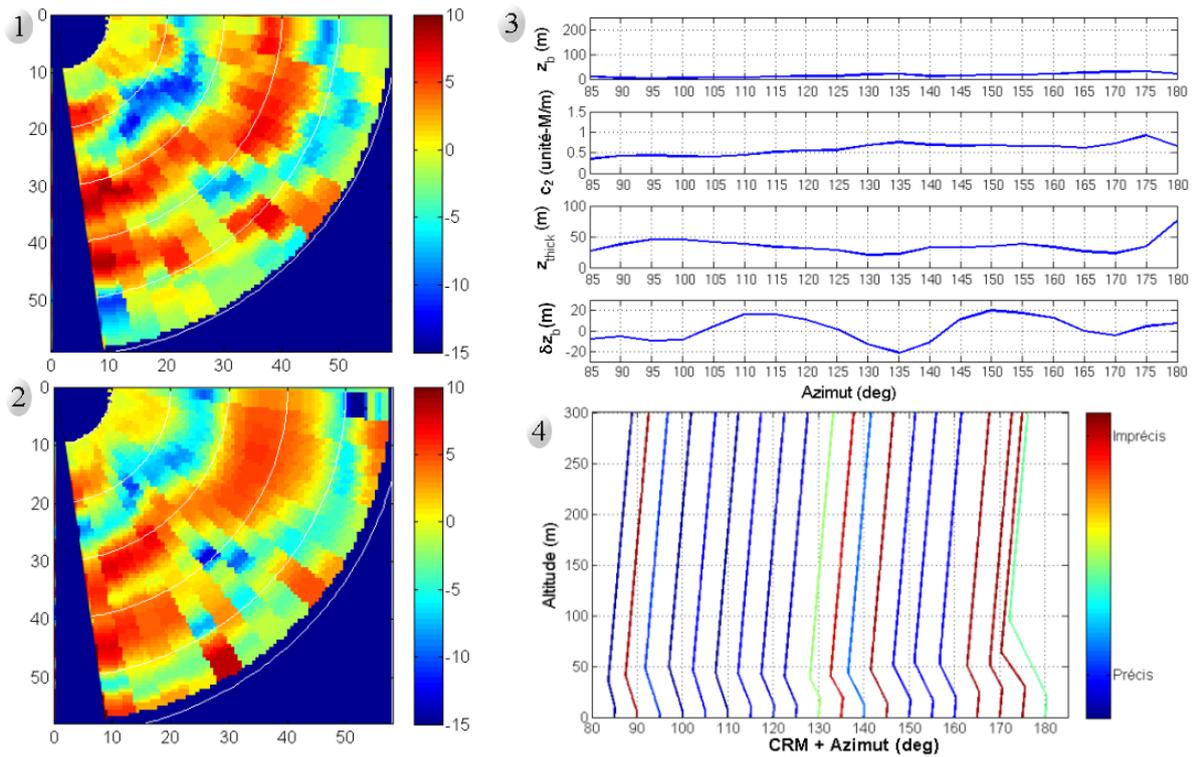


Figure 61 : Inversion par MIO (première donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. La contrainte sur la MVAD est appliquée et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

Le résultat sur le deuxième exemple est donné sur la Figure 62. Encore une fois, le facteur de propagation est bien approché, et ce malgré le lissage effectué sur les paramètres. Les portions en bleu foncé sur la cartographie du facteur de propagation correspondent à des minima qui sont plus marqués avec un logiciel de simulation que durant des mesures. On peut cependant encore émettre un doute sur le paramètre  $\delta z_b$ , celui-ci étant négatif puis positif sur des azimuts proches. Ce problème a été spécifiquement étudié dans la section suivante.

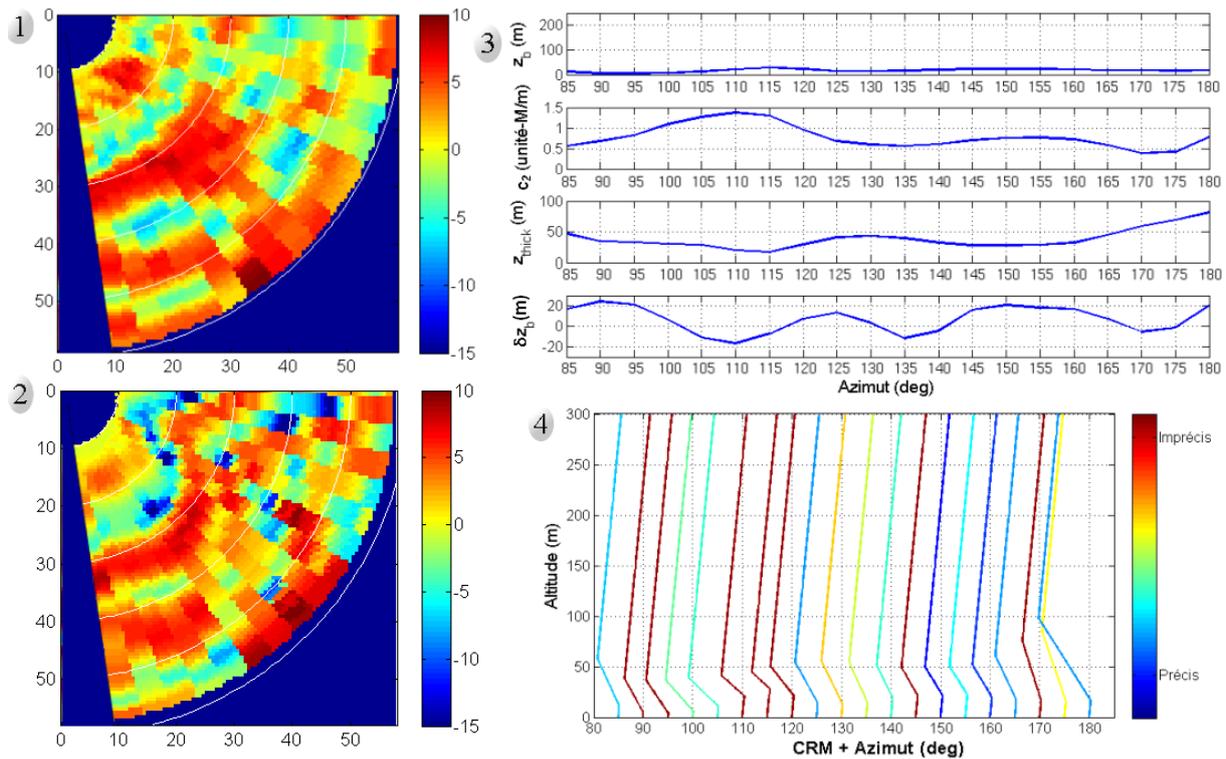


Figure 62 : Inversion par MIO (deuxième donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. La contrainte sur la MVAD est appliquée et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

### e Utilisation de la cohérence azimutale

Afin de lever le doute sur des variations trop importantes du paramètre gérant la variation en distance du profil, l'idée est d'ajouter une nouvelle contrainte dans l'inversion.

Physiquement, il paraît assez douteux que le paramètre  $\delta z_b$  décrivant la variation en altitude du conduit puisse varier autant avec l'azimut que sur les deux exemples présentés. L'amélioration ensuite apportée consiste donc à forcer les conduits inversés à suivre un deuxième critère : une cohérence azimutale du comportement des conduits en fonction de la distance. Ainsi, le paramètre  $\delta z_b$  doit varier dans des proportions bornées sur toute la plage azimutale. Pour cette étude, la variation maximum du paramètre  $\delta z_b$  sur toute la plage azimutale est fixée à 25 m.

Les mesures d'indice de réfraction n'ayant été effectuées que selon un seul azimut durant la campagne Wallops '98, cette hypothèse ne peut être corroborée par des mesures et ne fait appel qu'au sens physique du problème.

Les résultats de la nouvelle méthode développée sont en premier lieu exposés sur les deux exemples étudiés ci-dessus, puis sur deux autres exemples tirés de la campagne Wallops '98. Enfin, ces résultats sont interprétés physiquement.

La Figure 63 représente le résultat sur le premier exemple. Il apparaît, en comparant le graphe (4) à celui de la Figure 61, que la précision est meilleure en terme de différence quadratique en appliquant la deuxième contrainte. De plus, le paramètre  $\delta z_b$  gagne en continuité azimutale. Le résultat est donc légèrement plus précis et apparaît comme plus cohérent.

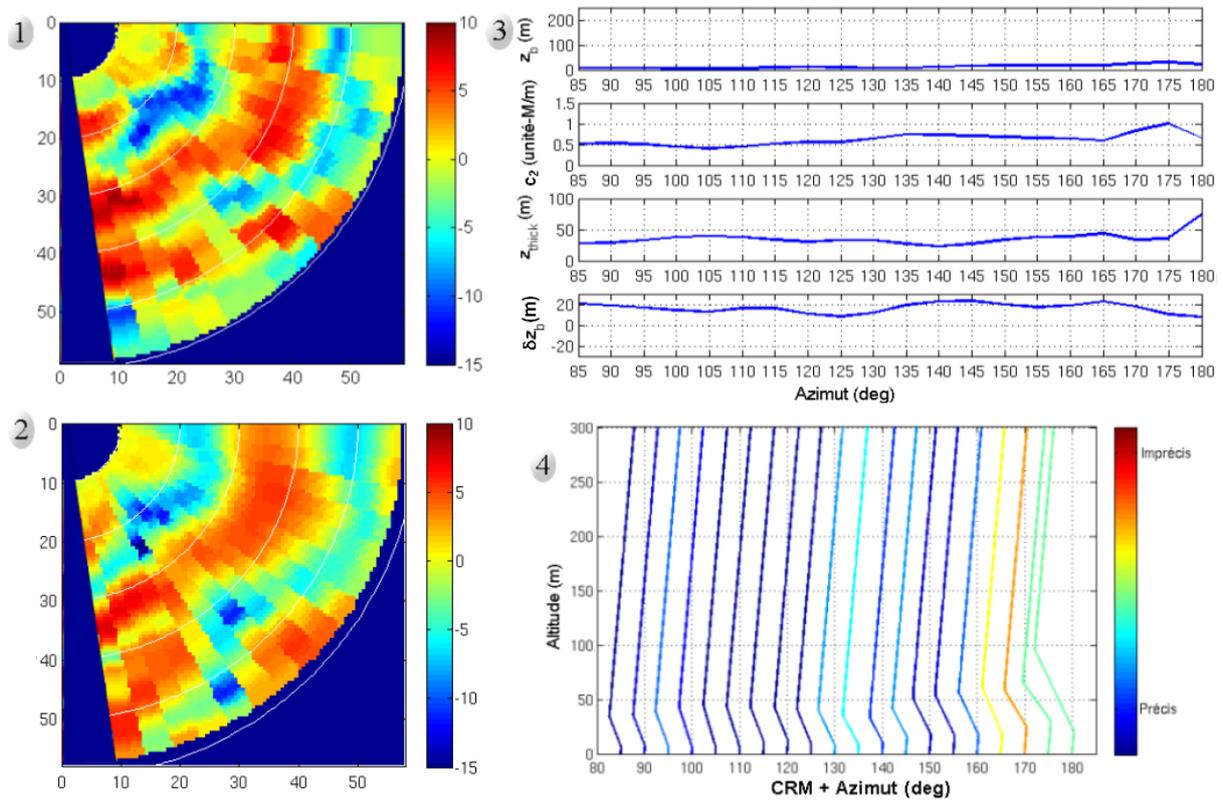


Figure 63 : Inversion par MIO (première donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. Les contraintes sur la MVAD et sur les variations du paramètre  $\Delta z_b$  sont appliquées, et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

Le deuxième exemple, dont le résultat est représenté sur la Figure 64, est plus intéressant. On constate, en comparant le graphe (4) avec celui de la Figure 62, que la précision sur le facteur de propagation est bien meilleure, et que de surcroît la cohérence azimutale est augmentée. Non seulement le paramètre  $\delta z_b$ , sur lequel est appliquée la seconde contrainte, gagne en continuité, mais un effet similaire est observé sur le paramètre  $c_2$ . Finalement, pousser le paramètre  $\delta z_b$  à être continu avec l'azimut force les conduits dans leur ensemble à suivre une continuité azimutale. Ces résultats appuient donc la cohérence des résultats obtenus.

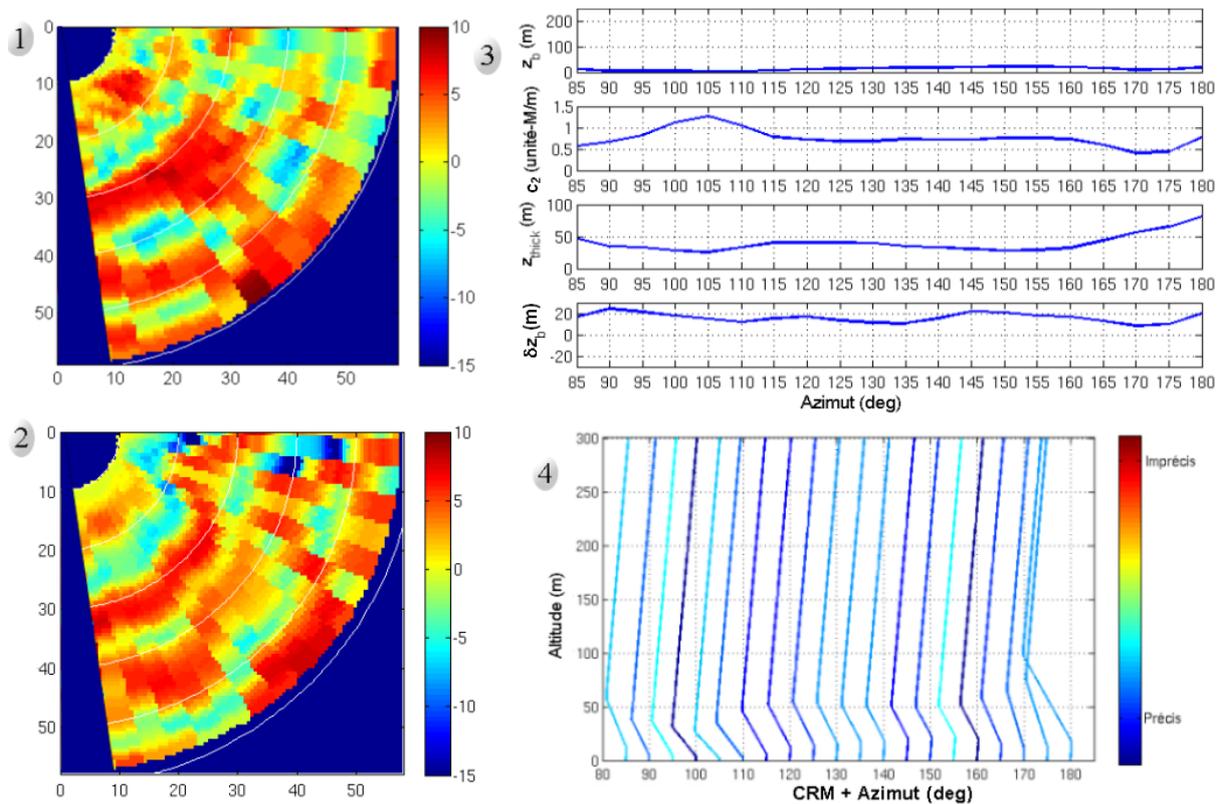


Figure 64 : Inversion par MIO (deuxième donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. Les contraintes sur la MVAD et sur les variations du paramètre  $\Delta z_b$  sont appliquées, et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

#### ◆ Résultats sur deux exemples supplémentaires

Afin d'illustrer les résultats sur d'autres exemples significatifs de l'ensemble des données accessibles, 2 cas supplémentaires sont présentés. Sur chaque exemple, deux figures A et B sont présentées et correspondent :

- pour les graphes A aux résultats de la MIO appliquée avec un conduit atmosphérique à 4 paramètres en considérant le critère sur la MVAD et en lissant les paramètres retrouvés ;
- pour les graphes B à ceux obtenus en appliquant le critère supplémentaire sur la variation azimutale du paramètre  $\delta z_b$ .

Les résultats obtenus sur le troisième exemple sont reportés sur la Figure 65. Les paramètres retrouvés sont lissés dans les deux cas suivant l'Eq. (64).

On constate en premier lieu, sur ce troisième exemple, que la première inversion n'est pas très performante (partie A). L'aspect chaotique de la cartographie de facteur de propagation retrouvée indique une non continuité dans les paramètres retrouvés avant lissage, et donc des résultats erronés. En appliquant le critère sur le paramètre  $\delta z_b$  (partie B), les résultats sont plus cohérents en azimut et le facteur de propagation gagne en précision lors du lissage des paramètres. Ainsi, en dégradant le critère de minimisation de l'erreur quadratique au profit de la cohérence azimutale, on peut améliorer la précision, car les paramètres ensuite lissés spatialement prennent des valeurs cohérentes dues à leur continuité.

Les résultats sur le quatrième exemple sont représentés sur la Figure 66. Cette donnée illustre parfaitement l'intérêt de la deuxième contrainte : les valeurs chahutées des paramètres en fonction de l'azimut, quand la contrainte n'est pas appliquée (A), entraînent à nouveau un résultat relativement mauvais sur le facteur de propagation dû au lissage des paramètres, non continus avec l'azimut. En B, la contrainte appliquée sur  $\delta z_b$  force à une plus grande cohérence azimutale, ce qui entraîne une variation beaucoup plus régulière du paramètre  $c_1$ . Ainsi, lors du lissage des paramètres, les valeurs retrouvées sont proches des valeurs réelles, et la précision sur le facteur de propagation est bien meilleure. Cette précision donne une grande confiance dans les profils d'indice retrouvés par cette méthode.

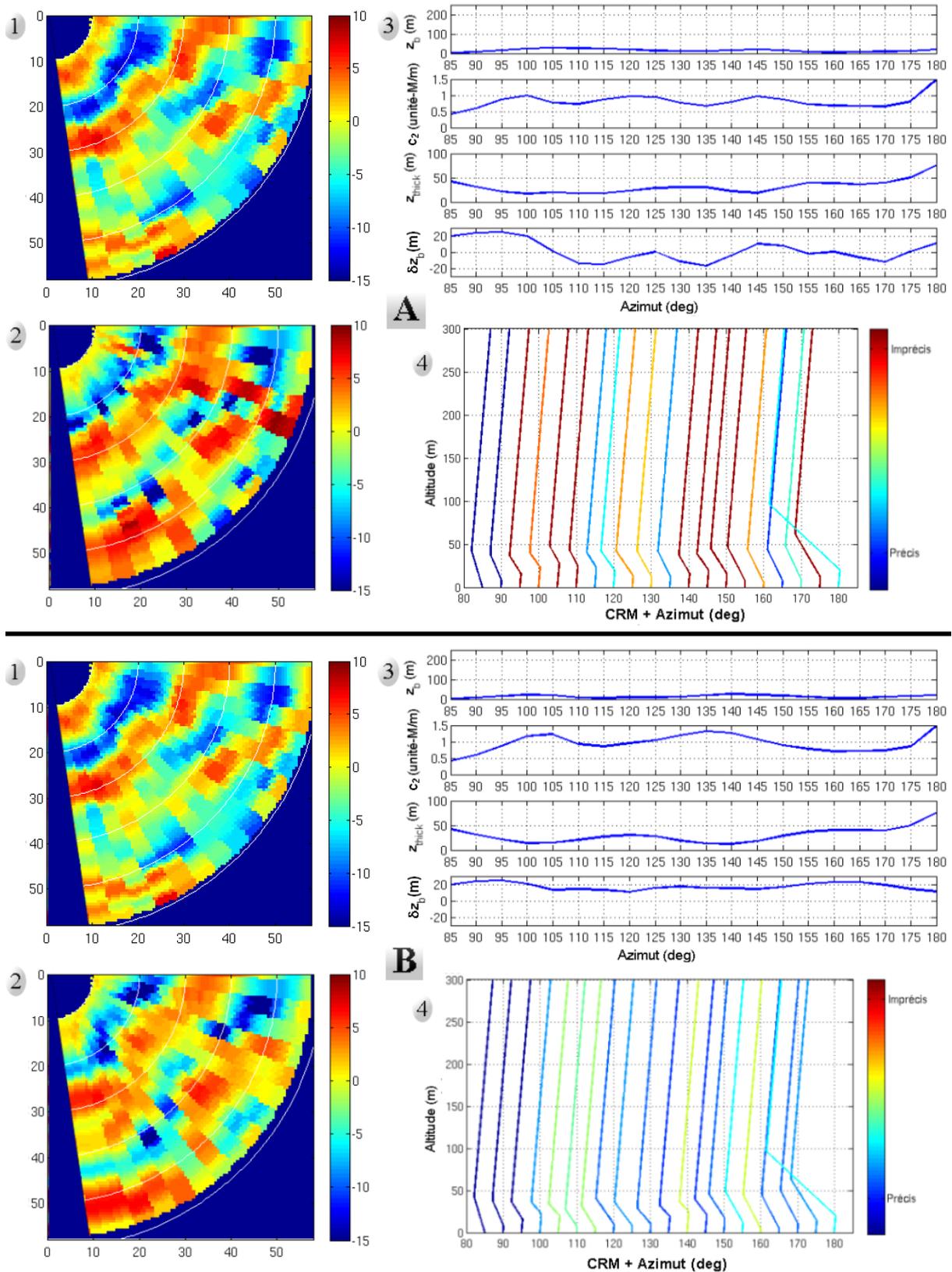


Figure 65 : Inversion par MI0 (troisième donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. En A : contrainte sur la MVAD appliquée ; en B : contrainte supplémentaire sur le paramètre  $\delta z_b$  appliquée ; les paramètres retrouvés sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

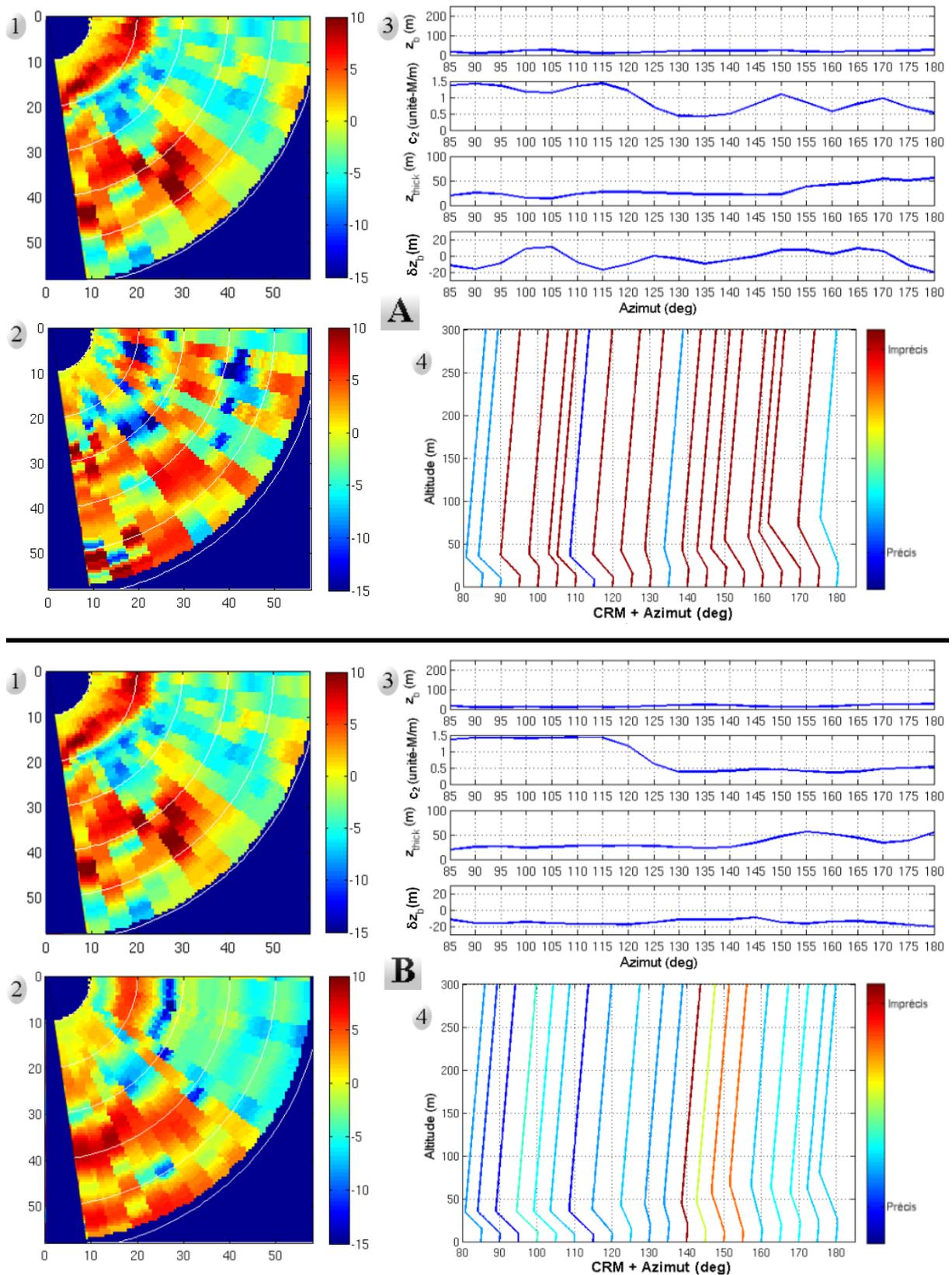


Figure 66 : Inversion par MIO (quatrième donnée) : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. En A : contrainte sur la MVAD appliquée ; en B : contrainte supplémentaire sur le paramètre  $\delta z_b$  appliquée ; les paramètres retrouvés sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

### D.II.3. Formulation de la méthode et synthèse des résultats

#### a Formulation mathématique de la méthode

Le principe de l'inversion par MIO sur l'ensemble des azimuts est de résoudre le système :

$$\forall j \in \{1, \dots, n_{az}\}, \quad \min_{i=1, \dots, N} e_{ij}, \quad (65)$$

où  $n_{az}$  est le nombre total d'azimuts sur lesquels l'inversion est effectuée.  $e_{ij}$  correspond à l'erreur quadratique entre la mesure à inverser et le  $i^{\text{ème}}$  facteur de propagation de la base de donnée pré-générée sur le  $j^{\text{ème}}$  azimut, définie par :

$$e_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^P \left( (F_{n \ k \ mes}^2)_j - (F_{n \ k \ BDD}^2)_i \right)^2 \right], \quad (66)$$

où  $(F_{n \ k \ mes}^2)_j$  représente le  $k^{\text{ième}}$  point du facteur de propagation normalisé à inverser, obtenu à partir de la SNR mesuré sur le  $j^{\text{ème}}$  azimut, et  $(F_{n \ k \ BDD}^2)_i$  représente le  $k^{\text{ième}}$  point du  $i^{\text{ème}}$  facteur de propagation normalisé de la base de données.  $P$  est la taille des vecteurs de facteur de propagation normalisé.

En ajoutant la contrainte sur la MVAD, le nouveau système devient :

$$\begin{aligned} & \forall j \in \{1, \dots, n_{az}\}, \quad \min_{i=1, \dots, N} e_{ij} \\ & \text{sous la contrainte:} \\ & \forall j \in \{1, \dots, n_{az}\}, \quad \left| \text{MVAD}_{\text{mes}} - \text{MVAD}_j \right| < \Delta \text{MVAD} \end{aligned}, \quad (67)$$

où  $\text{MVAD}_{\text{mes}}$  est la MVAD du facteur de propagation mesuré,  $\text{MVAD}_j$  est la MVAD du facteur de propagation minimisant l'erreur quadratique sur le  $j^{\text{ème}}$  azimut, et  $\Delta \text{MVAD}$  est un paramètre du système d'inversion. Dans cette étude,  $\Delta \text{MVAD}$  est fixé à 0.05 dB/km.

Appliquer la contrainte supplémentaire sur la variation de hauteur du conduit revient à résoudre le système :

$$\begin{aligned} & \forall j \in \{1, \dots, n_{az}\}, \quad \min_{i=1, \dots, N} e_{ij} \\ & \text{sous la double contrainte:} \\ & \left\{ \begin{array}{l} \forall j \in \{1, \dots, n_{az}\}, \quad \left| \text{MVAD}_{\text{mes}} - \text{MVAD}_j \right| < \Delta \text{MVAD} \\ \delta z_{b \max} - \delta z_{b \min} < \Delta \delta z_b \end{array} \right. \end{aligned}, \quad (68)$$

où  $\delta z_{b \max}$  et  $\delta z_{b \min}$  représentent respectivement les valeurs maximum et minimum du paramètre  $\delta z_b$  retrouvées par MIO sur l'ensemble des azimuts avant lissage des paramètres.  $\Delta \delta z_b$  est un paramètre du système d'inversion. Dans cette étude,  $\Delta \delta z_b$  est fixé à 25 m.

## b Synthèse des résultats

### ◆ Résultats en terme de SNR

La méthode linéaire MIO était considérée *a priori* trop simple pour résoudre ce problème complexe de RFC. En effet, l'inversion effectuée est clairement non linéaire et le problème est mal posé. Les améliorations successives de la MIO aident à lever le caractère mal posé du problème. En effet, comme il est illustré sur la Figure 56, le seul critère des moindres carrés est un critère insuffisant pour mener l'inversion. Le problème idéal, tel qu'étudié dans la section C.III en l'absence de bruit, est un problème "presque mal posé", c'est-à-dire qu'il devient mal posé en présence de bruit. C'est pourquoi la MIO reste pertinente sur les données simulées. En présence de bruit et de conditions atmosphériques ne correspondant pas parfaitement aux modèles de conduits, le problème devient effectivement mal posé et des critères supplémentaires doivent permettre à l'algorithme de choisir automatiquement le conduit le plus adapté.

Le premier critère retenu est la MVAD. Comme il a déjà été signifié, ce critère permet d'élaguer la base de données en n'y gardant que les conduits présentant les mêmes caractéristiques que la mesure d'un point de vue variationnel. Ceci permet d'enlever des résultats potentiels les facteurs de propagation connaissant des variations plus lentes ou plus rapides que la mesure, mais étant cependant très proches de celle-ci au sens des moindres carrés. La section D.II.2.b illustre bien les progrès de la méthode MIO quand cette contrainte lui est adjointe.

Le fait de complexifier le conduit de surface, en lui rajoutant un quatrième paramètre décrivant sa variation en distance – comme illustré sur la Figure 60 – introduit deux effets :

- L'effet positif est que la précision de l'inversion est meilleure, et qu'ainsi les facteurs de propagation retrouvés dans la base de données sont beaucoup plus proches de la mesure qu'en utilisant des conduits à 3 paramètres constants en distance.
- L'effet négatif qui l'accompagne est que cela accentue le caractère mal posé du problème : plus les conditions atmosphériques sont modélisées par de nombreux paramètres, plus il y a de possibilités pour retrouver des facteurs de propagation proches pour des jeux de paramètres différents.

C'est pourquoi un deuxième critère a été ajouté afin de forcer à la cohérence des conduits en azimut. Ce critère force le paramètre  $\delta z_b$  du conduit atmosphérique (*cf.* Figure 60) à ne varier que dans des limites imposées. Les valeurs de ce paramètre sont donc comprises dans une bande de largeur  $\Delta \delta z_b$ . Le centre de cette bande est choisi de sorte à minimiser le critère d'erreur quadratique. Pour illustrer l'effet de ce critère sur le caractère mal posé du problème, prenons le quatrième exemple (*cf.* Figure 66). Sans appliquer ce critère (A), on constate qu'entre 100° et 105°, le conduit le plus précis est plus haut, à pente moins forte, légèrement moins épais que ceux aux azimuts voisins. Et surtout, le conduit est considéré comme montant entre 100° et 105°, alors qu'il est considéré comme descendant aux azimuts proches. C'est pourquoi le facteur de propagation inversé est faux : presque tous les conduits sont considérés comme "imprécis". En forçant le paramètre  $\Delta \delta z_b$  à une plus grande cohérence, on s'aperçoit que tous les paramètres retrouvés par inversion sont proches des paramètres retrouvés aux azimuts voisins. On profite ainsi pleinement de la cohérence spatiale du phénomène physique, et le résultat est confirmé par des facteurs de propagation "précis" après lissage des paramètres.

#### ◆ Résultats en terme de CRM

Les résultats sur les profils d'indice de réfraction peuvent finalement être comparés aux mesures atmosphériques effectuées *in situ*. Comme indiqué dans la description de la campagne Wallops '98 (section D.II.1.b), 5 mesures de CRM ont été effectuées en combinant les relevés d'un réfractomètre embarqué sur hélicoptère et des mesures sur bouée pour la première vingtaine de mètres de hauteur. Remarquons que sur certaines passes, des discontinuités apparaissent sur les mesures autour de 20 m, au raccord entre mesures par bouée et par réfractomètre (*cf.* Figure 67).

Les résultats de comparaison sur ces 5 cas sont présentés sur la Figure 67. Le CRM est tracé en fonction de l'altitude et de la distance. Le tracé en bleu correspond à la donnée mesurée, à l'azimut 150°, et le tracé en rouge pointillé correspond au conduit inversé à cet azimut. Les résultats retrouvés par inversion correspondent globalement à la réalité de la mesure : des conduits de surface à faible altitude. Il faut cependant garder à l'esprit que chaque mesure atmosphérique a été effectuée en 30 minutes, temps nécessaire à l'hélicoptère pour effectuer son vol complet. Ainsi, chaque mesure de CRM est "à cheval" sur trois mesures de SNR. Le résultat présenté est celui obtenu sur la mesure de SNR médiane.

La variabilité à 10 minutes des conditions de réfraction sur la campagne Wallops '98 est importante et se constate sur les cartographies de fouillis mesurées. Ainsi, les simulations de  $F_n^2$  effectuées avec en données d'entrée ces profils mesurés ne restituent pas forcément le  $F_n^2$  mesuré (*cf.* la Figure 14 de [Yardim *et al.*, 2006a]). La mesure de ces profils de CRM n'est donc pas suffisamment précise pour permettre une réelle validation, et celle-ci ne peut être que qualitative.

On peut tout de même noter une bonne adéquation entre la mesure et le profil inversé. La force du conduit est en particulier bien représentée. Il apparaît donc que la méthode MIO combinée aux deux contraintes donne de bons résultats en RFC, tant sur le facteur de propagation que sur le CRM.

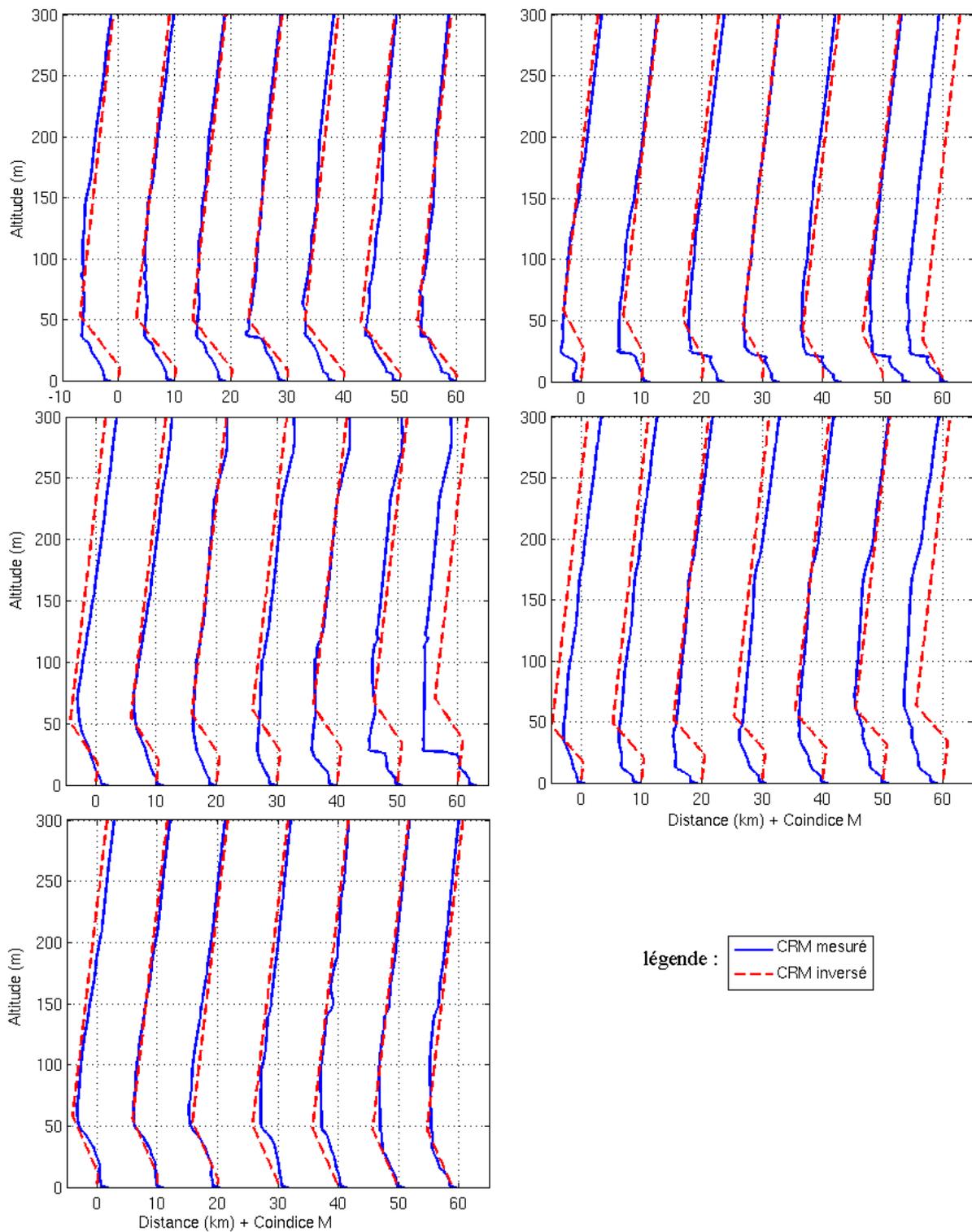


Figure 67 : Résultat des inversions en terme de CRM sur les 5 cas accompagnés de mesures de CRM.

#### D.II.4. Conclusion sur les données Wallops '98

Les deux méthodes d'inversion retenues, MIO et MuLS-SVM, ont été appliquées aux données Wallops '98. Les résultats obtenus ont révélé l'échec des deux approches et donc la nécessité d'une amélioration de ces dernières. La méthode MuLS-SVM, plus complexe à mettre en œuvre, a été mise de côté pour permettre de mettre au point de manière intuitive l'approche la plus simple, la MIO.

Une amélioration de l'approche MuLS-SVM en considérant le critère de la MVAD dans sa fonction de coût est possible mais nécessiterait de modifier légèrement la fonction noyau. Rajouter une cohérence azimutale sur le paramètre de variation de hauteur du conduit demanderait de se pencher plus longuement sur le problème.

La méthode MIO s'est révélée plus précise que prévu. Le caractère mal posé du problème, et la complexité d'une inversion à 3 ou 4 paramètres laissent préjuger d'un échec de la méthode MIO, linéaire. Cependant, en l'améliorant avec un critère adéquat discriminant sur la base de données pré-générée, et en forçant une cohérence azimutale, on obtient une méthode puissante et temps réel. On peut détailler les différentes étapes de la méthode :

- prétraitement de la mesure pour la transformer en donnée inversible demandant un lissage et un filtrage ;
- application du critère sur la MVAD s'effectuant par plus proches voisins sur l'ensemble de la base de données ;
- application de la MIO en elle-même sur la base de donnée réduite, les facteurs de propagation les plus proches au sens des moindres carrés sont classés par ordre croissant de précision ;
- application du critère de cohérence azimutale sur le paramètre  $\alpha_b$  des conduits inversés ;
- lissage des paramètres en azimut en prenant compte des erreurs commises sur le facteur de propagation ;
- calcul de la cartographie de facteur de propagation normalisé (facultatif).

La technique RFC développée et basée sur la MIO est efficace. Les conduits retrouvés par inversion, s'ils ne traduisent pas exactement les conditions de réfraction réelles, restent proches des conduits mesurés. Ils sont de plus cohérents en azimut sur les exemples présentés et retranscrivent avec une précision satisfaisante les facteurs de propagation mesurés. Cette méthode est finalement une méthode prometteuse pour appliquer la RFC en temps réel.

L'ensemble des résultats sur les données de la campagne Wallops '98 est exposé en Annexe F. On constate que sur une partie des données, la continuité azimutale n'est pas satisfaite. Les conduits retrouvés restent proches de ceux mesurés (*cf.* Figure 67), mais la cartographie de facteur de propagation normalisé trahit cette discontinuité azimutale (*cf. e.g.* Figure 76). En effet, il suffit d'un coup d'œil à la cartographie du facteur de propagation  $F_n^2$  inversé pour juger de la pertinence de l'inversion. On obtient ainsi une méthode efficace, rapide, et donnant accès à un critère de confiance visuel. Il faut noter que la cohérence temporelle des mesures n'a pas été exploitée dans cette étude. En la prenant en compte dans une amélioration prochaine, le système RFC peut encore être rendu plus performant.

Pour améliorer la méthode MIO sous contraintes actuelle, le modèle de conduit de surface peut encore être complexifié pour améliorer la précision de l'inversion, à condition de maîtriser le

caractère mal posé du problème inverse apporté par un ou plusieurs paramètres supplémentaires.

Soulignons enfin que la bande de fréquence, ici la bande S, joue un rôle très important sur le comportement des ondes électromagnétiques. Le problème est d'autant plus non linéaire que la fréquence augmente, mais celle-ci doit être suffisamment élevée afin que les effets de réfraction soient significatifs.

## **Chapitre E/ CONCLUSION**

## Annexe A. LE MODÈLE DE SERN GIT

### 1 Le modèle GIT

Le modèle semi-empirique GIT décrit la SERN de la surface de mer en fonction de l'angle d'incidence de l'onde électromagnétique, de la vitesse du vent, de la hauteur moyenne des vagues (ces deux dernières étant corrélées), de la direction du vent, de la longueur d'onde électromagnétique et de la polarisation. Le domaine de validité de ce modèle est de 1 à 10 GHz en fréquence, de 0.1 à 10° en angle de rasance et de  $1 \times 10^{-7}$  à  $1 \times 10^{-6}$  s en longueur de pulsation, domaine dans lequel il se veut précis à 5 dB près [Horst *et al.*, 1978]. Le modèle de  $\sigma^0$  est calculé comme le produit de trois composantes : une composante "multitrajet", une composante "direction du vent" et une composante "vitesse du vent".

La composante "multitrajet" est calculée dans le cas d'une surface de mer à la distribution Gaussienne de hauteurs des vagues et parfaitement conductrice. On pose  $\sigma_H$  l'écart-type de la hauteur des vagues. Le paramètre de rugosité  $\sigma_\Phi$  est décrit par :

$$\sigma_\Phi = \frac{4\pi \sin \theta_g}{\lambda} \sigma_H = \frac{2\sqrt{2}\theta_g h_{\text{moy}}}{\lambda}, \quad (69)$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde du radar et  $h_{\text{moy}}$  est la hauteur moyenne des vagues.  $\theta_g$  étant petit, on a :  $\sin(\theta_g) \approx \theta_g$ . Dans l'hypothèse d'une mer dont les hauteurs de vagues ont une distribution Gaussienne, on a effectivement :

$$\sigma_H = \frac{h_{\text{moy}}}{\sqrt{2}}. \quad (70)$$

Le terme "multitrajet"  $A_m$  traduit la différence entre le trajet direct et l'onde diffusée par la surface en polarisation horizontale, toujours dans l'hypothèse d'une distribution Gaussienne de hauteur des vagues.  $A_m$  peut alors s'exprimer de la forme :

$$A_m = \frac{\sigma_\Phi^4}{1 + \sigma_\Phi^4} \quad (71)$$

On peut alors remarquer que plus l'angle d'incidence  $\theta_g$  est faible (angles rasants), plus la dépendance à cet angle est forte. Le modèle présente donc deux régions séparées par un angle d'incidence critique : une première avec une forte dépendance à l'angle de rasance et une deuxième sous forme d'un plateau où la SERN ne dépend presque plus de cet angle. L'angle critique  $\theta_c$ , défini comme la rencontre entre les deux asymptotes, s'exprime de la forme :

$$\theta_c = \frac{\lambda}{Kh_{\text{moy}}}, \quad (72)$$

où le facteur  $K$  dépend de la fréquence. Les valeurs  $K = 10.5$  à 915 MHz et  $K = 6.3$  à 9.3 GHz ont été retrouvées expérimentalement. De là, on adapte l'Eq. (69) en introduisant une dépendance linéaire en  $\lambda$  à la place de la constante, afin que l'angle critique corresponde à la valeur  $\sigma_H = 1$ . Le paramètre de rugosité devient alors :

$$\sigma_{\Phi} = \frac{(14.4\lambda + 5.5)\theta_g h_{\text{moy}}}{\lambda}. \quad (73)$$

La composante "direction du vent"  $A_u$  est basée sur le rapport entre les amplitudes mesurées contre et dans le sens du vent. On appelle  $\Phi_v$  l'angle entre la direction de visée du radar et la direction du vent. Les mesures ont montré que la composante "direction du vent" varie à l'inverse de l'angle de rasance et tend vers une valeur finie quand  $\theta_g$  tend vers  $0^\circ$ . De plus, ce terme est proportionnel à  $\lambda^{-0.4}$  pour un angle de rasance quasi-nul. Ainsi, on peut exprimer  $A_u$  de la forme :

$$A_u = \exp[0.2 \cos \Phi_v (1 - 2.8 \theta_g)(\lambda + 0.015)^{-0.4}], \quad (74)$$

où la valeur 0.015 est ajoutée à  $\lambda$  afin de limiter l'impact de  $A_u$  à hautes fréquences.

Pour la composante "vitesse du vent", une dépendance avec  $\lambda^{-0.4}$  a là encore été observée. On remarque de plus que  $\sigma^0$  n'augmente plus à partir d'une certaine vitesse de vent. On exprime donc la composante "vitesse du vent"  $A_w$  sous la forme :

$$A_w = \left( \frac{1.94 V_w}{1 + V_w/15.4} \right)^{1.1(\lambda+0.015)^{-0.4}}, \quad (75)$$

où  $V_w$  est la vitesse du vent en m/s à 10 m d'altitude. Afin de réduire le nombre de variables, on peut exprimer la hauteur des vagues en fonction de la vitesse du vent pour une mer pleinement développée.

En combinant tous ces termes, on obtient la formulation de la SERN en polarisation horizontale du modèle GIT :

$$\sigma_{\text{HH}}^0 = 10 \log_{10} (3.9 \times 10^{-6} \lambda \theta_g^{0.4} A_m A_u A_w), \quad (76)$$

où la constante  $3.9 \times 10^{-6}$  a été calculée empiriquement. Une dépendance supplémentaire en  $\lambda$  a été remarquée. Enfin, le terme  $\theta_g^{0.4}$  prend en compte l'effet d'ombre aux angles rasants.

Enfin, pour la polarisation verticale, la différence entre les SERN en polarisations verticale et horizontale au dessus de 3 GHz s'exprime sous la forme :

$$\begin{aligned} \sigma_{\text{VV}}^0 - \sigma_{\text{HH}}^0 = & -1.05 \ln(h_{\text{moy}} + 0.015) \\ & + 1.09 \ln(\lambda) + 1.27 \ln(\theta_g + 0.0001) + 9.70 \end{aligned} \quad (77)$$

Les constantes ont été calculées par régression quadratique sur l'ensemble des mesures de Nathanson [1969].

En dessous de 3 GHz, celle-ci s'exprime sous la forme :

$$\begin{aligned} \sigma_{\text{VV}}^0 - \sigma_{\text{HH}}^0 = & -1.73 \ln(h_{\text{moy}} + 0.015) \\ & + 3.76 \ln(\lambda) + 2.46 \ln(\theta_g + 0.0001) + 22.2 \end{aligned} \quad (78)$$

Le modèle à moins de 3 GHz en polarisation verticale est cependant sujet à caution selon les auteurs car la base de données était trop limitée pour effectuer une régression quadratique fiable [Horst *et al.*, 1978].

Il faut noter que la SERN  $\sigma^0$  correspond en fait à un terme  $\sigma^0 F^4$  puisqu'il prend déjà en compte le multitrajet et l'effet d'ombre. La dépendance de la SERN en  $\theta_g^4$  pour les angles très rasants se retrouve dans le terme de multitrajet  $A_m$ . En effet, pour les angles très rasants,  $\sigma_\phi$  est négligeable devant 1, et  $A_m \approx \sigma_\phi^4$ . Or,  $\sigma_\phi$  est proportionnel à  $\theta_g$  (Eq. 69).

## 2 Amélioration du modèle GIT

Afin de modéliser la dépendance de la SERN de la surface de mer, la composante "direction du vent"  $A_w$  du modèle GIT a été calculée à partir de mesures contre et dans le sens du vent. Les deux valeurs extrêmes ont ensuite été interpolées par une dépendance sinusoïdale selon la direction du vent [Horst *et al.*, 1978]. Après plusieurs observations, il a été noté que le modèle du GIT surestimait la SERN de la mer dans le cas d'un vent transverse. Le modèle a donc été amélioré en modifiant le terme de vent transverse du modèle GIT [Spaulding *et al.*, 2005]. Le terme supplémentaire s'exprime sous la forme :

$$G_m = 1 - B \sin^2 \Phi_v, \quad (79)$$

où  $B$  est un paramètre à fixer entre 0 et 1. La valeur  $B = 0.6$  est la valeur la plus probable pour le modèle privé TSC, très similaire au modèle GIT. La nouvelle composante "direction du vent"  $A_u^{\text{new}}$  peut ainsi s'exprimer sous la forme :

$$A_u^{\text{new}} = \exp\left[(1 - B \sin^2 \Phi_v) \left(0.2 \cos \Phi_v (1 - 2.8 \theta_g) (\lambda + 0.015)^{-0.4}\right)\right]. \quad (80)$$

La SERN est ainsi minimale pour un vent transverse, conformément aux mesures. Le modèle GIT modifié constitue aujourd'hui le modèle disponible le plus fiable. Les auteurs annoncent cependant une marge d'erreur de 5 dB [Horst *et al.*, 1978]. De plus, la validité du modèle n'est pas évidente aux angles très rasants ; tout d'abord parce qu'il n'y a pas une très bonne concordance avec les mesures de validation, phénomène expliqué selon les auteurs par un trop fort moyennage des données. Ensuite, le modèle atteint ses limites pour un angle de rasance de  $0.1^\circ$ , aussi il y a un risque de se situer régulièrement aux limites du modèle dans le cadre de la RFC.

## Annexe B. LE LANCER DE RAYONS

Un des problèmes pour le calcul de la SER du fouillis de mer est de connaître l'angle d'incidence de l'onde. Celui-ci peut être modélisé grâce à la méthode du lancer de rayons. La technique utilisée est un lancer dit "en aveugle" : on lance des rayons qui seront déviés par les variations de l'indice de réfraction, puis on récupère l'angle du rayon atteignant la surface de mer. La Figure 13 est une illustration de la trajectoire d'une série de 40 rayons lancés en présence d'un conduit de surface. La théorie de lancer de rayons permettant d'obtenir ce type de résultat est décrite ci-dessous.

Dans un premier temps, on rappelle les hypothèses qui sont : une atmosphère invariante avec la distance, un sol lisse en  $z = 0$ , et de plus, on rajoute l'hypothèse selon laquelle le coindice  $M$  est composé de couches linéaires selon  $z$ , ce que l'on appelle une atmosphère stratifiée. Cela n'est pas gênant en soi car si l'on discrétise la verticale selon un pas  $dz$ ,  $M$  est toujours linéaire dans cet intervalle de taille  $dz$ .

Alors entre deux hauteurs  $z$  et  $z_2 = z + dz$ , (Figure 68) on a :

$$m(z + dz) = m(z) + C dz, \quad (81)$$

où  $m$  est l'indice de réfraction modifié et  $C$  est une constante. On rappelle la loi de Snell-Descartes :

$$m(z) \cos(\alpha) = C^{te}. \quad (82)$$

On peut écrire, d'après la définition du CRM  $M$  (Eq. 5) :

$$m(z) \cos(\alpha) = (1 + M \times 10^{-6}) \sqrt{1 - \sin^2(\alpha)}. \quad (83)$$

$\alpha$  étant petit, on peut effectuer un développement limité à l'ordre 1. il vient :

$$m(z) \cos(\alpha) = (1 + M \times 10^{-6}) \left( 1 - \frac{1}{2} \sin^2(\alpha) \right), \quad (84)$$

que l'on peut développer de la forme :

$$m(z) \cos(\alpha) = 1 + M \times 10^{-6} - \frac{1}{2} \sin^2(\alpha) - \frac{1}{2} M \times 10^{-6} \sin^2(\alpha). \quad (85)$$

$M$  étant de l'ordre de grandeur de la centaine, et  $\sin^2(\alpha)$  de l'ordre du centième (l'angle  $\alpha$  étant inférieur à  $5^\circ$ ), le dernier terme peut être négligé. D'après la loi de Snell-Descartes, on écrit l'égalité :

$$1 + M \times 10^{-6} - \frac{1}{2} \sin^2(\alpha) = 1 + M_1 \times 10^{-6} - \frac{1}{2} \sin^2(\alpha_1). \quad (86)$$

En repassant en notation d'indice de réfraction modifié, on obtient l'égalité :

$$\sin^2(\alpha) = \sin^2(\alpha_1) + 2(m(z) - m_1). \quad (87)$$

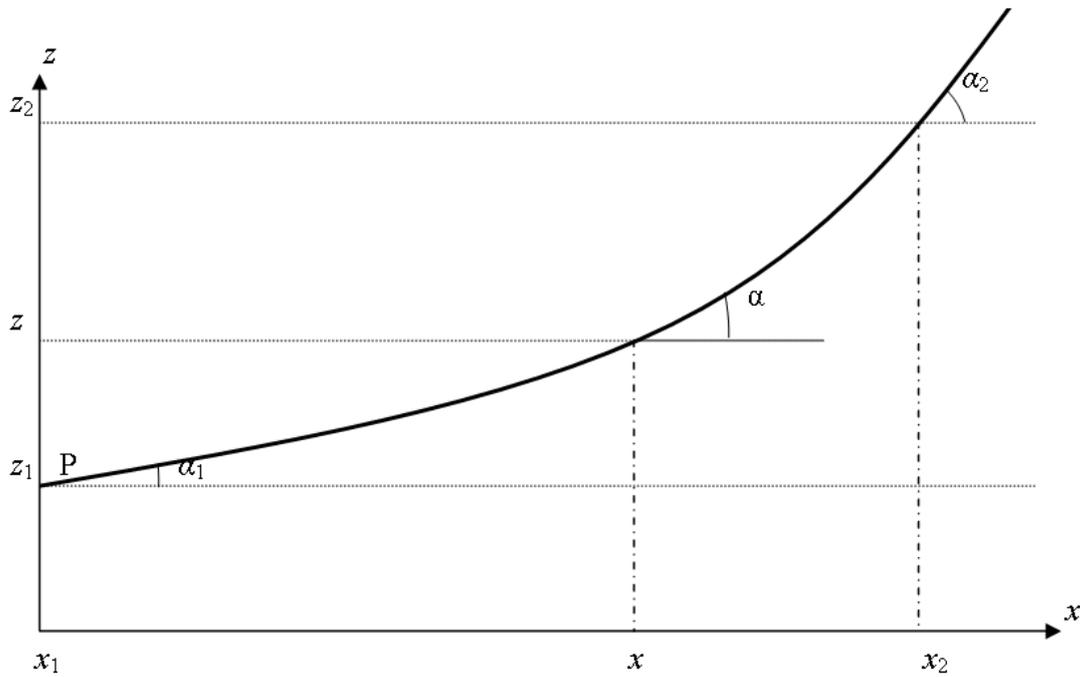


Figure 68 : Géométrie du rayon dans le cas de l'atmosphère stratifiée.

En notant  $\mu = \sin(\alpha)$ , et selon les Eqs. (79) et (85), on peut alors exprimer  $z = f(\mu)$  sous la forme :

$$z = \frac{\mu^2 - \mu_1^2}{2C} + z_1. \quad (88)$$

Si la pente  $C$  est positive, un rayon lancé à  $z_1$  avec une élévation positive  $\mu_1$  atteindra toujours  $z_2$ . Si la pente  $C$  est négative, et que  $\mu_1^2 < |C|(z_2 - z_1)$ , alors le rayon redescend avant d'atteindre  $z_2$ . Si l'on fait l'hypothèse d'angles d'élévation faibles, on peut écrire  $\tan(\alpha) \approx \sin(\alpha) = \mu$  et  $dx \approx dz / \mu$ , ce qui entraîne :

$$\frac{dx}{d\mu} \approx \frac{1}{\mu} \frac{dz}{d\mu} = \frac{1}{C}. \quad (89)$$

De l'Eq. (87), on déduit :

$$\mu = \sqrt{2(m - m_1) + \mu_1^2}. \quad (90)$$

Et enfin, de l'Eq. (89) :

$$x - x_1 = \frac{\mu - \mu_1}{C}. \quad (91)$$

On peut ainsi propager le rayon, en effectuant les contrôles nécessaires pour arrêter le rayon si celui-ci arrive en haut ou au bout du domaine, ou pour le faire se réfléchir s'il atteint le sol.

## Annexe C. MODÈLE DU GIT : CALCUL DU FACTEUR D'INTERFÉRENCES

Certains modèles heuristiques de SERN comme le modèle du GIT [Horst, 1978] proposent un terme dit "d'interférence" modélisant le multitrajet induit par les réflexions des ondes électromagnétiques sur la surface de mer. Ce terme est particulièrement important car il domine toute la dynamique de variation à incidence rasante. En polarisation horizontale, le modèle du GIT s'écrit ainsi (*cf.* Annexe A) :

$$\sigma_{\text{HH}}^0 = 10 \log_{10} (3.9 \times 10^{-6} \lambda \theta_g^{0.4} A_m A_u A_w), \quad (92)$$

avec  $\lambda$  la longueur d'onde,  $\theta_g$  l'angle rasant d'incidence de l'onde,  $A_m$  le facteur traduisant l'effet d'interférences,  $A_u$  le facteur traduisant la dépendance à la force du vent et  $A_w$  la dépendance à la direction du vent.

En introduisant le terme  $A_{\text{GIT}} = 3.9 \times 10^{-6} \lambda \theta_g^{0.4} A_u A_w$ , on peut écrire cette SERN :

$$\sigma_{\text{HH}}^0 = 10 \log_{10} (A_{\text{GIT}} A_m). \quad (93)$$

La facteur  $A_m$  est calculé sur une surface rugueuse canonique gaussienne [Horst, 1978]. Ce terme s'exprime comme la moyenne statistique du facteur de propagation  $F^2$  sur les trajet aller et retour de l'onde. En effet, la propagation est identique sur les trajets aller et retour par réciprocité. On obtient donc :

$$\langle F^4(\theta_g) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} |F(z, \theta_g)|^4 p(z) dz, \quad (94)$$

avec  $p(z)$  la densité de probabilité de fluctuation des hauteurs  $z$ , et  $\theta_g$  l'angle d'incidence rasante de l'onde. Pour se conformer au choix de Horst, on choisit une densité de probabilité des hauteurs de vague gaussienne, soit :

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_H} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_H^2}\right), \quad (95)$$

où  $\sigma_H$  est l'écart type des hauteurs de la surface de mer.

À grande distance, l'influence du sol lisse peut être exprimée comme la superposition d'une onde plane directe et d'une onde plane réfléchi sur un sol caractérisé par un coefficient de réflexion égal à -1. On peut donc approximer le facteur de propagation  $F$  selon :

$$F^4(z, \theta_g) = (1 - \exp(-2jk_0 z \sin \theta_g))^4 F_0^4, \quad (96)$$

avec  $k_0$  le nombre de d'onde en espace libre et  $F_0$  un facteur de normalisation traduisant tous les autres effets de propagation (soit la réfraction et le diagramme d'antenne dans le plan vertical).

Ainsi la moyenne statistique sur les hauteurs devient :

$$\langle F^4(\theta_g) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_H} \int_{-\infty}^{+\infty} \left| 1 - \exp(-2jk_0 z \sin \theta_g) \right|^4 F_0^4 \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_H^2}\right) dz. \quad (97)$$

Si on se place à incidence rasante, le critère de Rayleigh est satisfait, soit :

$$2k_0 z \sin \theta_g \ll 1, \quad (98)$$

et un développement limité de l'exponentielle peut être effectué :

$$\exp(-2jk_0 z \sin \theta_g) \approx 1 - 2jk_0 z \sin \theta_g. \quad (99)$$

L'intégrale, qui se ramène au moment d'ordre 4 d'une densité de probabilité normale centrée, peut alors être calculée asymptotiquement :

$$\begin{aligned} \langle F^4(\theta_g) \rangle &\cong \frac{(2k_0 \sin \theta_g)^4}{\sqrt{2\pi}\sigma_H} F_0^4 \int_{-\infty}^{+\infty} z^4 \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_H^2}\right) dz \\ &\cong 3(2k_0 \sigma_H \sin \theta_g)^4 F_0^4 \end{aligned} \quad (100)$$

Ce terme démontre que le multitrajét en incidence rasante impose au fouillis une variation en  $\sin^4(\theta_g)$  – soit en  $\theta_g^4$ ,  $\theta_g$  étant très petit – ce qu'une grande partie des auteurs affirment [Tatarskii, 1998 ; Barrick, 1998].

En parallèle, on peut observer que la variation du facteur de propagation relevé à la hauteur  $z$  et en incidence rasante est de la même forme :

$$F^4(z, \theta_g) = \left| 1 - \exp(-2jk_0 z \sin \theta_g) \right|^4 F_0^4 \approx (2k_0 z \sin \theta_g)^4 F_0^4. \quad (101)$$

S'il est relevé à la hauteur  $\sigma_H$ , on a :

$$\langle F^4(\theta_g) \rangle = 3F^4(z, \theta_g). \quad (102)$$

On peut alors calculer la SERN à partir du modèle GIT en considérant le facteur de propagation calculé par équation parabolique à la hauteur  $\sigma_H$  à la place du facteur de multitrajét  $A_m$  :

$$\sigma_{HH}^0 = 10 \log_{10} (A_{GIT} F^4(\sigma_H, \theta_g)). \quad (103)$$

## Annexe D. L'ALGORITHME LS-SVM

Pour les déroulements mathématiques, les termes en italiques ( $x$  ou  $X$ ) dénotent des scalaires ou des fonctions, les termes en gras minuscule ( $\mathbf{x}$ ) des vecteurs et les termes en gras majuscules ( $\mathbf{X}$ ) des matrices. Les notations  $\mathbf{x}$  et  $y$  dénotent respectivement l'entrée et la sortie de l'algorithme LS-SVM. Le but de cet algorithme est d'approximer la fonction non linéaire  $f$  telle que  $f(\mathbf{x}) = y$ . On suppose à disposition une base d'entraînement  $(\mathbf{X}^{\text{tr}}, \mathbf{y}^{\text{tr}})$  connue (cf. section C.II.1.b).

### 1 Fonction linéaire

#### 1.a. Mise en forme du problème inverse

On suppose dans un premier temps que  $f$  est linéaire. On peut alors écrire  $f$  sous forme matricielle :

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b, \quad (104)$$

où  $\mathbf{w}$  est le vecteur des poids de la fonction et  $b$  est son biais. La première idée est d'effectuer une simple régression quadratique sur l'ensemble de la base d'entraînement agrémentée d'un terme de planéité  $\mathbf{w}^T \mathbf{w}$ . On parle alors de régression pseudo-orthogonale. En effet, garder faibles les poids  $\mathbf{w}$  de la fonction  $f$  favorise sa capacité de généralisation. On écrit cette régression pseudo-orthogonale :

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}, b} J_{\text{LS}} \\ & \text{avec } J_{\text{LS}} = \frac{1}{2} \gamma \underbrace{\mathbf{w}^T \mathbf{w}}_{\text{terme de planéité}} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \underbrace{\left( y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b) \right)^2}_{\text{terme de précision}}. \end{aligned} \quad (105)$$

$(\mathbf{X}^{\text{tr}}, \mathbf{y}^{\text{tr}}) = (\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, y_i^{\text{tr}})_{i=1 \dots N}$  est la base d'apprentissage composée de  $N$  vecteurs de facteur de propagation (ou de pertes en propagation) et des valeurs associées d'un paramètre du conduit.  $\gamma \in ]0, +\infty[$  est le paramètre de régulation. Ce dernier représente le compromis entre précision et planéité. Si le terme de planéité est négligé, le système d'inversion sera très efficace sur les éléments de la base de données, mais inefficace sur d'autres données.

De nouvelles variables sont introduites. Il s'agit des variables lâches  $\xi_i$  qui sont une reformulation de l'erreur sur le  $i^{\text{ème}}$  élément :  $\xi_i = y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b)$ . Ces variables furent initialement introduites dans la théorie des SVM classiques afin de gérer le cas de variables non séparables dans un problème de classification [Smola et Scholkopf, 1998b]. En pratique, l'Eq. (105) est reformulée :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathbf{w}, b} J_{\text{LS}} \Leftrightarrow \min_{\mathbf{w}, b} \left( \frac{1}{2} \gamma \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \right) \\ \text{tel que} \\ \forall i, \xi_i = y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b) \end{array} \right. \quad (106)$$

L'Eq. (106) décrit un problème d'optimisation à contraintes d'égalité avec une fonction de coût quadratique. Il admet donc une unique solution et peut être résolu par la méthode classique de Lagrange. Le Lagrangien  $L_{LS}$  s'exprime sous la forme :

$$L_{LS}(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\xi}; \boldsymbol{\alpha}) = J_{LS} - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b - y_i^{\text{tr}} + \xi_i), \quad (107)$$

où  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$  sont les multiplicateurs de Lagrange. Chaque multiplicateur peut être positif ou négatif. On retrouve ensuite les valeurs à l'optimum par méthode du point selle en recherchant le maximum suivant les multiplicateurs de Lagrange et le minimum suivant les autres variables. Le terme  $\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b - y_i^{\text{tr}} + \xi_i$  représente l'erreur sur la  $i^{\text{ème}}$  contrainte. En se plaçant à l'optimum, pour  $\mathbf{w} = \mathbf{w}^{\text{opt}}$ ,  $\boldsymbol{\xi} = \boldsymbol{\xi}^{\text{opt}}$ ,  $b = b^{\text{opt}}$ , et  $\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$ , et on peut écrire :

$$\begin{cases} \frac{\partial L_{LS}}{\partial \mathbf{w}^T} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^{\text{opt}} = \sum_{i=1}^N \alpha_i^{\text{opt}} \mathbf{x}_i^{\text{tr}} \\ \frac{\partial L_{LS}}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i^{\text{opt}} = 0 \\ \frac{\partial L_{LS}}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i^{\text{opt}} = \frac{1}{\gamma} \xi_i^{\text{opt}} \\ \frac{\partial L_{LS}}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^{\text{opt}T} \mathbf{x}_i^{\text{tr}} + b^{\text{opt}} + \xi_i^{\text{opt}} - y_i^{\text{tr}} = 0 \end{cases} \quad (108)$$

On peut remarquer qu'à l'optimum, les coefficients des vecteurs supports  $\alpha_i^{\text{opt}}$  sont proportionnels aux erreurs  $\xi_i^{\text{opt}}$ . Ces quatre égalités peuvent être réduites par substitution de  $\mathbf{w}^{\text{opt}}$  et  $\boldsymbol{\xi}^{\text{opt}}$  en fonction de  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$ . Particulièrement, la première équation donnant  $\mathbf{w}^{\text{opt}}$  en fonction de  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  est connue sous le terme de théorème de représentation. En exprimant des équations sous forme matricielle, on obtient alors un système linéaire de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) [Suykens *et al.*, 2002] :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \boldsymbol{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^{\text{opt}} \\ \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}^{\text{tr}} \end{bmatrix}, \quad (109)$$

où  $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]^T$ ,  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} = [\alpha_1^{\text{opt}}, \dots, \alpha_N^{\text{opt}}]^T$ ,  $\mathbf{y}^{\text{tr}} = [y_1^{\text{tr}}, \dots, y_N^{\text{tr}}]^T$  et  $\boldsymbol{\Omega}_{ij} = \langle \mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_j^{\text{tr}} \rangle$ .  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$  sont les inconnues du système durant la phase d'entraînement.

### 1.b. Résolution du problème d'entraînement

Le calcul de  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$  correspond à la phase d'apprentissage du système. Ils sont calculés grâce à la connaissance de la base d'entraînement  $(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, y_i^{\text{tr}})_{i=1 \dots N}$ . Ce calcul requiert donc l'inversion de la matrice  $N \times N$  :  $\boldsymbol{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N$ , ce qui peut s'avérer lourd pour de grandes bases de données.

De l'Eq. (109), on déduit :

$$\begin{aligned} \mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} &= 0 \\ \mathbf{1} b^{\text{opt}} + \mathbf{H} \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} &= \mathbf{y}^{\text{tr}} \end{aligned} \quad (110)$$

où  $\mathbf{H} = \mathbf{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N$ . On obtient ainsi :

$$\mathbf{H}^{-1} \mathbf{1} b^{\text{opt}} + \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y}^{\text{tr}}, \quad (111)$$

puis :

$$\mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{1} b^{\text{opt}} + \mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} = \mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y}^{\text{tr}}. \quad (112)$$

Ayant, selon l'Eq. (110),  $\mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} = 0$ , on en déduit la valeur de  $b^{\text{opt}}$  :

$$b^{\text{opt}} = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y}^{\text{tr}}}{\mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{1}}. \quad (113)$$

On peut noter que  $\mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{1}$  et  $\mathbf{1}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y}^{\text{tr}}$  sont effectivement des valeurs scalaires. Ayant  $b^{\text{opt}}$ , on peut calculer la valeur de  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  à partir de l'Eq. (110) :

$$\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y}^{\text{tr}} - \mathbf{H}^{-1} \mathbf{1} b^{\text{opt}}. \quad (114)$$

Connaissant  $b^{\text{opt}}$  et  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$ , on obtient donc une approximation linéaire de la fonction  $f$  :

$$\mathbf{y}_{\text{sortie}} = \sum_{i=1}^N \alpha_i^{\text{opt}} \mathbf{x}_i^{\text{tr}T} \mathbf{x}_{\text{entrée}} + b^{\text{opt}}. \quad (115)$$

## 2 Fonction non linéaire

Afin de rendre l'algorithme applicable à des fonctions non linéaires, on transpose les données dans un espace de redescription  $\Lambda$  de dimension supérieure à celle de l'espace initial  $\ell$ . On utilise pour cela une fonction de transposition :

$$\begin{aligned} \varphi : \ell &\rightarrow \Lambda \\ \mathbf{x} &\mapsto \varphi(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (116)$$

Pour notre problématique,  $\ell = \mathfrak{R}^P$ , où  $P$  est la taille du vecteur facteur de propagation. Cette transposition introduit la non linéarité dans l'algorithme. La fonction approximée prend alors la forme :

$$f(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle + b = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + b, \quad (117)$$

où  $\mathbf{w}$  représente les poids de la fonction  $f$  dans l'espace de redescription, espace dans lequel s'effectue le produit scalaire. Le formalisme qui suit est analogue à celui du problème linéaire, mais les développements mathématiques se déroulent dans l'espace de redescription  $\Lambda$  dont la dimension, supérieure à celle de l'espace initial  $\ell$ , peut être infinie. Le problème de régression pseudo-orthogonale peut alors s'exprimer sous la forme :

$$\min_{\mathbf{w}, b} J_{\text{LS}}$$

$$\text{avec } J_{\text{LS}} = \underbrace{\frac{1}{2} \gamma \mathbf{w}^T \mathbf{w}}_{\text{terme de planit }} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \underbrace{\left( y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) + b) \right)^2}_{\text{terme de pr cision}}, \quad (118)$$

o  les termes de planit  et de pr cision sont analogues   ceux du cas lin aire. Cependant, on peut souligner que la planit  est ici recherch e dans l'espace de redescription.

En introduisant les variables lâches  $\xi_i = y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) + b)$ , on r crit le probl me sous forme de probl me de minimisation   contraintes d' galit  :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathbf{w}, b} J_{\text{LS}} \Leftrightarrow \min_{\mathbf{w}, b} \left( \frac{1}{2} \gamma \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \right) \\ \text{tel que} \\ \forall i, \xi_i = y_i^{\text{tr}} - (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) + b) \end{array} \right. , \quad (119)$$

qui est r solu par la m thode du Lagrangien. Ce probl me est un probl me convexe, ce qui garantit l'existence et l'unicit  de la solution. Le Lagrangien s'exprime alors sous la forme :

$$L_{\text{LS}}(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\xi}; \boldsymbol{\alpha}) = J_{\text{LS}} - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) + b - y_i^{\text{tr}} + \xi_i). \quad (120)$$

Comme pour le cas lin aire, les multiplicateurs de Lagrange  $\boldsymbol{\alpha}$  sont les coefficients des vecteurs supports. La r solution de ce probl me par m thode du point selle, en se pla ant   l'optimum, m ne aux quatre  galit s :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L_{\text{LS}}}{\partial \mathbf{w}^T} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^{\text{opt}} = \sum_{i=1}^N \alpha_i^{\text{opt}} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) \\ \frac{\partial L_{\text{LS}}}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i^{\text{opt}} = 0 \\ \frac{\partial L_{\text{LS}}}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i^{\text{opt}} = \frac{1}{\gamma} \xi_i^{\text{opt}} \\ \frac{\partial L_{\text{LS}}}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^{\text{opt} T} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}) + b^{\text{opt}} + \xi_i^{\text{opt}} - y_i^{\text{tr}} = 0 \end{array} \right. . \quad (121)$$

La premi re  galit  est le th or me de repr sentation dans l'espace non lin aire. Comme dans le cas lin aire,  $\mathbf{w}^{\text{opt}}$  et  $\boldsymbol{\xi}^{\text{opt}}$  sont  limin s par substitution, puis le probl me est exprim  sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \boldsymbol{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^{\text{opt}} \\ \boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}^{\text{tr}} \end{bmatrix}, \quad (122)$$

o   $\Omega_{ij} = \langle \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle$  pour  $i, j \in \{1, \dots, N\}$ . La dimension des  $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}})$  est sup rieure   celle des  $\mathbf{x}_i^{\text{tr}}$  et peut m me  tre infinie. Ainsi, par cette approche, les  $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}})$  ne peuvent  tre explicitement formul s. Cependant, les donn es peuvent  tre implicitement transpos es par le

biais d'une fonction noyau. En effet, les données d'entrée  $\mathbf{x}_i^{\text{tr}}$  n'apparaissent dans le problème final que sous la forme de produits scalaires. C'est Mercer, en 1909 [Mercer, 1909] qui introduit les fonctions noyau. Ces fonctions de deux vecteurs en entrée et à sortie scalaire, et satisfaisant les conditions de Mercer, correspondent à des produits scalaires dans des espaces dont on peut connaître la dimension. Cette méthode, connue sous le terme de "coup du noyau", est détaillée section C.II.1.d.

On peut donc substituer au produit scalaire  $\langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle$ , effectué dans l'espace de redescription  $\Lambda$ , une fonction noyau :  $\Omega_{ij} = \langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle = K(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_j^{\text{tr}})$ . C'est donc le choix de la fonction noyau  $K$  qui induit implicitement le choix de la fonction de transposition  $\varphi$ .

Finalement, le problème non linéaire s'exprime de la même façon que le problème linéaire avec une matrice  $\mathbf{\Omega}$  valant :  $\Omega_{ij} = \langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_j^{\text{tr}}) \rangle$ .

Les noyaux les plus communément utilisés sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{- le noyau gaussien : } K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|^2}{\sigma_K^2}\right) \\ \text{- le noyau polynomial : } K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = (1 + \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \rangle)^{d_K}, d_K \geq 2, \\ \text{- le noyau sigmoïde : } K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \tanh(\kappa_K \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \rangle - \delta_K) \end{array} \right. \quad (123)$$

où  $\sigma_K^2$ ,  $d_K$ ,  $\kappa_K$  et  $\delta_K$  sont les paramètres des fonctions noyaux.

Le problème (Eq. 122) nécessite l'inversion de la matrice  $N \times N$  :  $\mathbf{\Omega} + \gamma \mathbf{I}_N$ . Une fois celui-ci résolu, et les valeurs  $\boldsymbol{\alpha}^{\text{opt}}$  et  $b^{\text{opt}}$  calculés, la fonction approximée  $f$  s'exprime sous la forme :

$$f(\mathbf{x}_{\text{entrée}}) = \langle \mathbf{w}^{\text{opt}}, \varphi(\mathbf{x}_{\text{entrée}}) \rangle + b^{\text{opt}}. \quad (124)$$

En utilisant le théorème de représentation (Eq. 121), on peut finalement exprimer la fonction de la forme :

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_{\text{entrée}}) &= \sum_{i=1}^N \langle \varphi(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), \varphi(\mathbf{x}_{\text{entrée}}) \rangle + b^{\text{opt}} \\ &= \sum_{i=1}^N K(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, \mathbf{x}_{\text{entrée}}) + b^{\text{opt}} \end{aligned} \quad (125)$$

On obtient donc une formulation de  $f$  qui ne fait pas intervenir explicitement la fonction de transposition  $\varphi$ .

Dans notre étude, c'est le noyau gaussien qui est retenu (*cf.* section C.II.3.a). Ce noyau implique une transposition dans un espace de redescription  $\Lambda$  de dimension infinie. Le choix des valeurs des deux hyperparamètres de l'algorithme  $\gamma$  – le paramètre de régulation – et  $\sigma_K^2$  – la largeur de la Gaussienne – est déterminant pour l'efficacité de l'algorithme. Les méthodes d'optimisation de ces hyperparamètres est détaillée section C.II.3.b.

## Annexe E. L'ALGORITHME MuLS-SVM

Pour les déroulements mathématiques, les termes en italiques ( $x$  ou  $X$ ) dénotent des scalaires ou des fonctions, les termes en gras minuscule ( $\mathbf{x}$ ) des vecteurs et les termes en gras majuscules ( $\mathbf{X}$ ) des matrices.  $\mathbf{x}$  et  $y$  dénotent respectivement l'entrée et la sortie de l'algorithme MuLS-SVM. Le but de cet algorithme est d'approximer la fonction multidimensionnelle non linéaire  $f$  telle que  $f_l(\mathbf{x}) = y_l$  sur chaque dimension  $l$ . ( $l \in \{1, \dots, D\}$ ). On suppose à disposition une base d'entraînement ( $\mathbf{X}^{\text{tr}}, \mathbf{y}^{\text{tr}}$ ) connue (cf. section C.II.1.b).

L'algorithme MuLS-SVM est une évolution de l'algorithme LS-SVM afin de rendre ce dernier à sortie vectorielle. Son principe est basé sur une heuristique : une matrice  $\mathbf{Q}$  est introduite dans le terme de planéité (cf. théorie LS-SVM en Annexe A) identique sur chaque dimension, ce qui implique une corrélation entre les dimensions.

### 1 Fonction linéaire

On suppose dans un premier temps que la fonction  $f$  à approximer est linéaire. On peut alors écrire  $f$  sur chaque dimension  $l$  sous la forme :

$$f_l(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}_l, \mathbf{x} \rangle + b_l, \quad (126)$$

où  $\mathbf{w}_l$  est le vecteur poids de la fonction  $f_l$  et  $b_l$  est son biais.

On définit  $S_+^P$  l'ensemble des matrices semi-définies positives symétriques de taille  $P \times P$ . On peut alors définir la fonction  $R$  de  $(\mathfrak{R}^P \times \mathfrak{R}^D) \times S_+^P$  dans  $\mathfrak{R}$  :

$$R(\mathbf{W}, \mathbf{Q}) = \sum_{l=1}^D \left( \sum_{i=1}^N (y_{li} - f_l(\mathbf{x}_{li}))^2 + \gamma \langle \mathbf{w}_l, \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{w}_l \rangle \right), \quad (127)$$

où  $\mathbf{Q}^{-1}$  est le pseudo inverse de la matrice  $\mathbf{Q}$ .

Argyriou *et al.* [2007] ont démontré le théorème suivant :

$$\min \left[ R(\mathbf{W}, \mathbf{Q}) \text{ avec } \begin{cases} \mathbf{Q} \in S_+^P \\ \mathbf{W} \in \mathfrak{R}^{P \times D} \\ \text{trace}(\mathbf{Q}) \leq 1 \\ \text{range}(\mathbf{W}) \subseteq \text{range}(\mathbf{Q}) \end{cases} \right], \quad (128)$$

est équivalent au problème classique de régression pseudo-orthogonale sur toutes les dimensions, et la solution optimale  $(\mathbf{W}^{\text{opt}}, \mathbf{Q}^{\text{opt}})$  peut être exprimée sous la forme :

$$(\mathbf{W}^{\text{opt}}, \mathbf{Q}^{\text{opt}}) = \left( \mathbf{U}^{\text{opt}} \mathbf{A}^{\text{opt}}, \mathbf{U}^{\text{opt}} \text{diag} \left( \frac{\|\mathbf{a}_j^{\text{opt}}\|}{\|\mathbf{A}^{\text{opt}}\|} \right)_{j=1}^P \mathbf{U}^{\text{opt}} \right), \quad (129)$$

où  $(\mathbf{A}^{\text{opt}}) = (\mathbf{a}_j^{\text{opt}})_{j=1,\dots,P}$  est une décomposition de  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  dans une base orthogonale de vecteurs propres de  $\mathbf{Q}^{\text{opt}}$  :  $(\mathbf{U}^{\text{opt}}) = (\mathbf{u}_j^{\text{opt}})_{j=1,\dots,P}$ .

La contrainte sur la trace dans le problème (Eq. 128) est ajoutée afin d'éviter la solution particulière  $\mathbf{Q} = \infty$  et la contrainte sur la portée ("range") permet d'éviter la solution telle que  $\mathbf{Q}\mathbf{W} = 0$ . Ce cas peut subvenir si  $\mathbf{W}$  n'est pas de rang complet à cause du pseudo-inverse de  $\mathbf{Q}$  dans la définition de  $R$ . Si  $\mathbf{X} \in \mathfrak{R}^{G \times H}$ , on définit la fonction "range" par :

$$\text{range}(\mathbf{X}) = \left\{ \mathbf{x} \in \mathfrak{R}^G \text{ tels que } \begin{array}{l} \mathbf{x} = \mathbf{X}\mathbf{z} \\ \mathbf{z} \in \mathfrak{R}^H \end{array} \right\}. \quad (130)$$

On peut ensuite montrer que le problème (Eq. 127) est convexe. Il est en effet possible d'exprimer le terme  $\langle \mathbf{w}_l, \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{w}_l \rangle$  comme la borne supérieure de fonctions convexes. Ainsi, une solution unique pour  $\mathbf{w}_l$  est trouvée sur chaque dimension.

Le problème (Eq. 128) est résolu par itération.  $R$  est minimisée en fonction de  $\mathbf{W}$  et  $\mathbf{Q}$  alternativement. Argyriou *et al.* [2007] ont montré que si  $\mathbf{W}$  est fixé et si  $\mathbf{C} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T$ , alors la solution en  $\mathbf{Q}$  s'exprime de la façon suivante :

$$\mathbf{Q}^{\text{opt}} = \frac{\mathbf{C}^{1/2}}{\text{trace}(\mathbf{C}^{1/2})}. \quad (131)$$

Le principe de la résolution du problème est donc d'initialiser  $\mathbf{Q}$  à  $\mathbf{I}_P/P$  (matrice identité de taille  $P \times P$  divisée par  $P$ ) et de calculer la matrice  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  optimale par algorithme LS-SVM.  $\mathbf{Q}^{\text{opt}}$  est ensuite calculée en utilisant  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  et l'Eq. (131). On peut recalculer le nouveau  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  optimal avec la valeur de  $\mathbf{Q}^{\text{opt}}$  calculée à l'itération précédente et réitérer l'opération jusqu'à convergence de l'algorithme.

Le calcul de  $\mathbf{W}^{\text{opt}}$  par méthode LS-SVM linéaire est quasiment identique à la méthode LS-SVM classique. La matrice à résoudre sur chaque dimension a la même forme :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega}_l + \gamma \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_l \\ \mathbf{a}_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}_l \end{bmatrix}, \quad (132)$$

mais la matrice de Gram  $\mathbf{\Omega}_l$  est modifiée et est définie sur chaque dimension  $l$  par :

$$\Omega_{lij} = \langle \mathbf{x}_{li}^T \mathbf{Q}^T, \mathbf{x}_{lj} \rangle \quad (133)$$

Le problème linéaire peut être résolu simplement par cette méthode itérative. Le principe de l'algorithme MuLS-SVM linéaire est illustré sur la Figure 34.

Afin d'introduire la méthode pour l'algorithme MuLS-SVM non linéaire, on peut remarquer, en intégrant l'Eq. (131) dans l'Eq. (127) que l'on obtient directement le couple solution en minimisant la fonction objectif :

$$R_{\text{tr}}(\mathbf{W}) = \sum_{l=1}^D \sum_{i=1}^N [y_{li} - (\langle \mathbf{w}_l, \mathbf{x}_{li} \rangle + b_l)]^2 + \gamma \|\mathbf{W}\|_{\text{tr}}^2, \quad (134)$$

où  $\|\cdot\|_{\text{tr}}$  est la norme trace définie par :

$$\|\mathbf{W}\|_{\text{tr}} = \text{trace}(\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{\frac{1}{2}} = \sum_i \sqrt{\lambda_i^{\mathbf{W}}}, \quad (135)$$

où les  $\lambda_i^{\mathbf{W}}$  sont les valeurs propres de  $\mathbf{W}$ .

## 2 Fonction non linéaire

### 2.a. Définition de la fonction objectif initiale

Comme pour l'algorithme non linéaire LS-SVM, on utilise, pour le passage au non linéaire, une fonction de transposition  $\varphi$  depuis l'espace initial  $\ell$  vers un espace de redescription  $\Lambda$  de dimension supérieure à celle de l'espace initial :

$$\begin{aligned} \varphi : \ell &\rightarrow \Lambda \\ \mathbf{x} &\mapsto \varphi(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (136)$$

On note  $T$  la dimension de l'espace de redescription  $\Lambda$ . Utilisant le noyau Gaussien dans notre étude, on a  $T = \infty$ . Ainsi, on peut exprimer la fonction  $f$  à approximer sur chaque dimension  $l$  de la forme :

$$f_l(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}_l, \varphi(\mathbf{x}) \rangle + b_l. \quad (137)$$

Par analogie avec le cas linéaire (Eq. 127), on doit donc minimiser la fonction objectif suivante :

$$R(\mathbf{W}, \mathbf{Q}) = \sum_{l=1}^D \left( \sum_{i=1}^N [y_{li} - (\langle \mathbf{w}_l, \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle + b_l)]^2 + \gamma \langle \mathbf{w}_l, \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{w}_l \rangle \right). \quad (138)$$

Sur chaque dimension, on retrouve le problème (Eq. 132) où la matrice de Gram vaut désormais :

$$\Omega_{lij} = \langle \varphi(\mathbf{x}_{li})^T \mathbf{Q}^T, \varphi(\mathbf{x}_{lj}) \rangle. \quad (139)$$

La matrice de Gram ne peut alors pas être exprimée par une fonction noyau, comme c'est le cas dans la théorie LS-SVM. D'abord parce que la matrice  $\mathbf{Q}$  vient modifier ce noyau, et ensuite parce que  $\mathbf{Q}$  varie à chaque itération dans l'algorithme de résolution, ce qui entraîne un noyau différent à chaque itération. Des études sur les fonctions noyaux vectorielles ont été menées [Micchelli et Pontil, 2005] mais la réalisation s'avère très délicate.

On repart donc de la résolution du problème reformulée à l'aide de la fonction trace (Eq. 134). La nouvelle fonction objectif est :

$$R_{\text{tr}}(\mathbf{W}) = \sum_{l=1}^D \sum_{i=1}^N [y_{li} - (\langle \mathbf{w}_l, \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle + b_l)]^2 + \gamma \|\mathbf{W}\|_{\text{tr}}^2. \quad (140)$$

## 2.b. Transposition de la fonction objectif dans l'espace de redescription

L'idée est de décomposer les données dans une base orthogonale des données d'entraînement afin de travailler non pas avec les données  $\varphi(\mathbf{x}_{li})$  directement (de dimension infinie) mais avec des données modifiées faisant appel à la fonction noyau.

On note  $\Phi$  l'ensemble des données d'apprentissage transposées dans l'espace de redescription :  $\Phi = \varphi(\mathbf{x}_{li})_{l=1,\dots,D} i=1,\dots,N$  et  $\mathfrak{S}$  l'espace défini par l'ensemble des données d'entraînement :

$$\mathfrak{S} = \text{vect}\{\varphi(\mathbf{x}_{li})_{i \in \{1,\dots,N\}, l \in \{1,\dots,D\}}\}. \quad (141)$$

On note ensuite  $\zeta (\leq D \times N)$  la dimension de  $\mathfrak{S}$ , et  $\mathbf{V}$  une base orthogonale de  $\mathfrak{S}$ , de taille  $T \times \zeta$ . On pose  $\Theta = (\theta_l)_{l=1,\dots,D}$  la décomposition de  $\mathbf{W}$  dans cette base. On a alors  $\mathbf{W} = \mathbf{V}\Theta$ . Dans notre cas, on a  $\zeta = N$  car les données d'apprentissage sont identiques sur toutes les dimensions du vecteur de sortie et sont non colinéaires entre elles après transposition.

On définit alors une nouvelle fonction objectif  $\Xi_{\text{tr}}$  :

$$\Xi_{\text{tr}}(\Theta) = \sum_{l=1}^D \sum_{i=1}^N [\mathbf{y}_{li} - (\langle \mathbf{V}\theta_l, \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle + b_l)]^2 + \gamma \|\mathbf{V}\Theta\|_{\text{tr}}^2, \quad (142)$$

qui est la réécriture de la fonction objectif  $R_{\text{tr}}$  dans la base  $\mathbf{V}$ . La norme trace étant invariante par multiplication par un vecteur orthonormé, on peut ensuite écrire :

$$\Xi_{\text{tr}}(\Theta) = \sum_{l=1}^D \sum_{i=1}^N [\mathbf{y}_{li} - (\langle \theta_l, \mathbf{V}^T \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle + b_l)]^2 + \gamma \|\Theta\|_{\text{tr}}^2. \quad (143)$$

Le théorème suivant relie les deux fonctions objectifs  $R$  et  $\Xi_{\text{tr}}$  :

$$\min \{R(\mathbf{W}, \mathbf{Q}), \mathbf{W}, \mathbf{Q}\} \Leftrightarrow \min \{\Xi_{\text{tr}}(\Theta), \Theta \in \mathfrak{R}^{\zeta \times D}\}. \quad (144)$$

Mais la matrice optimale  $\Theta$  qui minimise la fonction objectif  $\Xi_{\text{tr}}$  ne peut pas être retrouvée par méthode LS-SVM car le problème est multidimensionnel et inclut la norme trace. On va donc transformer le problème afin de le rendre analogue au problème MuLS-SVM linéaire. On introduit une matrice semi-définie positive symétrique  $\Delta$  et on définit une nouvelle fonction objectif  $\Xi$  :

$$\Xi(\Theta, \Delta) = \sum_{l=1}^D \sum_{i=1}^N [\mathbf{y}_{li} - (\langle \theta_l, \mathbf{V}^T \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle + b_l)]^2 + \gamma \langle \theta_l, \Delta^{-1} \theta_l \rangle. \quad (145)$$

Alors  $\Xi(\Theta, \Delta) = \Xi_{\text{tr}}(\Theta)$  pour  $\Delta^{\text{opt}}$  tel que :

$$\Delta^{\text{opt}} = \frac{(\Theta\Theta^T)^{\frac{1}{2}}}{\text{trace}(\Theta\Theta^T)^{\frac{1}{2}}}. \quad (146)$$

### 2.c. Résolution du problème non linéaire reformulé

On introduit des variables d'entrée modifiées :

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{li} &= \mathbf{V}^T \varphi(\mathbf{x}_{li}) \\ &= \mathbf{R}^T \tilde{\Phi}^T \varphi(\mathbf{x}_{li}), \\ &= \mathbf{R}^T \tilde{\Omega} \end{aligned} \quad (147)$$

où  $\tilde{\Phi}$  est la matrice composée des éléments de  $\Phi$  formant sa base.  $\mathbf{R}$  est la matrice liant la base orthonormée  $\mathbf{V}$  aux données transposées  $\tilde{\Phi}$  telle que  $\mathbf{V} = \tilde{\Phi}\mathbf{R}$ .  $\tilde{\Omega}$  est le vecteur de dimension  $\zeta$  composé des valeurs de la fonction noyau appliquée à  $\mathbf{x}_{li}$  et aux  $\zeta$  éléments formant  $\tilde{\Phi}^T$  :

$$\forall k \in \{1, \dots, \zeta\} \quad \tilde{\Omega}_k = \langle \varphi(\mathbf{x}_k), \varphi(\mathbf{x}_{li}) \rangle = K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{li}). \quad (148)$$

La fonction noyau  $K$  utilisée dans cette étude est le noyau gaussien défini dans l'Eq. (123).

Finalement, la fonction objectif  $\Xi$  (Eq. 145) est minimisée de la même façon que la fonction objectif  $R$  (Eq. 138), en utilisant les entrées modifiées comme entrée dans l'algorithme MuLS-SVM linéaire. La matrice  $\Delta$  est initialisée à  $\mathbf{I}_{\zeta/\zeta}$  (matrice identité  $\zeta \times \zeta$  divisée par  $\zeta$ ).

On obtient en sortie de l'algorithme MuLS-SVM linéaire des valeurs  $\Theta^{\text{opt}}$  et  $\mathbf{b}^{\text{opt}}$ , les poids de la fonction dans la base  $\mathbf{V}$  et le biais de la fonction. En posant finalement  $\mathbf{E} = \mathbf{R}\Theta^{\text{opt}}$ , on peut appliquer la fonction  $f$  à une entrée quelconque  $\mathbf{x}$  par la formule :

$$\forall l \in \{1 \dots D\} \quad f_l(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}_l^{\text{opt}}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle = \langle \mathbf{E}_l, \tilde{K}(\mathbf{x}) \rangle, \quad (149)$$

où  $\tilde{K}(\mathbf{x}) = \tilde{\Phi}^T \varphi(\mathbf{x})$  est le vecteur des  $K(\mathbf{x}_{il}, \mathbf{x})$  tel que  $\forall i, l, \varphi(\mathbf{x}_{il}) \in \tilde{\Phi}$ . Ce vecteur se calcule donc par le biais de la fonction noyau. La relation (Eq. 149) découle du fait que  $\mathbf{W} = \mathbf{V}\Theta$  et  $\mathbf{V} = \tilde{\Phi}\mathbf{R}$ . En effet, la fonction  $f_l$ , sur la dimension  $l$ , est exprimée sous la forme :

$$\begin{aligned} f_l(\mathbf{x}) &= \langle \mathbf{w}_l^{\text{opt}}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle \\ &= \langle \mathbf{V}\theta_l^{\text{opt}}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle \\ &= \langle \tilde{\Phi}\mathbf{R}\theta_l^{\text{opt}}, \varphi(\mathbf{x}) \rangle . \\ &= \langle \mathbf{R}\theta_l^{\text{opt}}, \tilde{\Phi}^T \varphi(\mathbf{x}) \rangle \\ &= \langle \mathbf{E}_l, \tilde{K}(\mathbf{x}) \rangle \end{aligned} \quad (150)$$

La description des algorithmes est donnée dans [Argyriou *et al.*, 2008], et l'algorithme MuLS-SVM non linéaire est schématisé sur la Figure 35.

## Annexe F. Wallops '98 : Résultat des Inversions sur les 23 cartographies de SNR

Comme indiqué dans la section D.II.1.a, il y a eu 23 mesures de cartographies de SNR effectuées le 2 avril 1998. Les résultats de l'algorithme finalement développé sur l'ensemble de ces mesures sont exposés ci-après. Le modèle de d'atmosphère est donc à le modèle à 4 paramètres (*cf.* Figure 60), et on utilise pour l'inversion l'algorithme MIO avec les 2 contraintes : sur la MVAD d'une part et sur les variations du paramètre  $\delta z_b$  d'autre part.

Les légendes des figures suivantes sont les mêmes, à savoir :

Inversion par MIO : modèle de conduit de surface à 4 paramètres. Les contraintes sur la MVAD et sur les variations du paramètre  $\Delta \delta z_b$  sont appliquées, et les paramètres sont lissés. (1)  $F_n^2$  mesuré (2)  $F_n^2$  inversé (3) paramètres inversés en fonction de l'azimut (4) CRM en fonction de l'azimut.

Seul est indiqué en dessous de chaque figure le numéro de la mesure, de 2 à 24. Les mesures 2 à 5 ont été effectuées à 1h00 d'intervalle, les mesures 6 à 20 à 10 mn d'intervalle et les mesures 21 à 24 à 30 mn d'intervalle.

Remarque : les mesures 15, 13, 18 et 23 correspondent respectivement aux premier, deuxième, troisième et quatrième exemples exposés dans la section D.II.

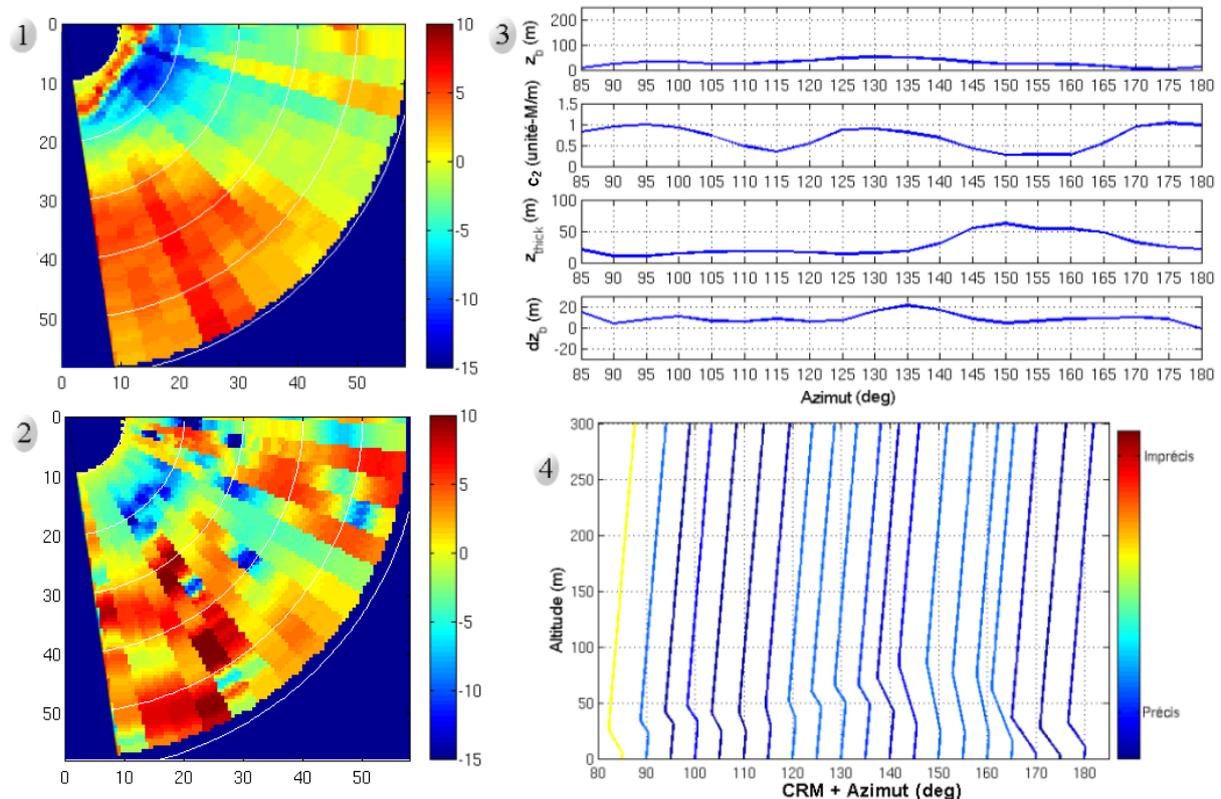


Figure 69 : Mesure 2.

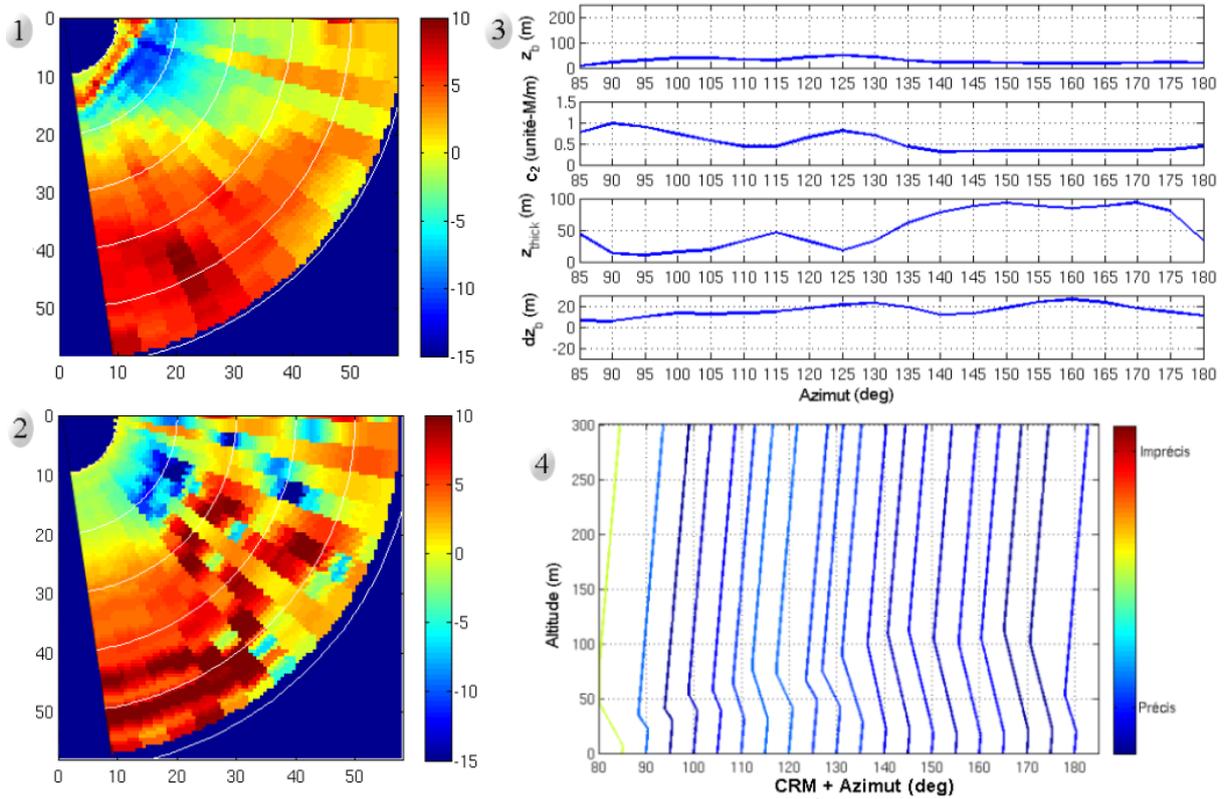


Figure 70 : Mesure 3.

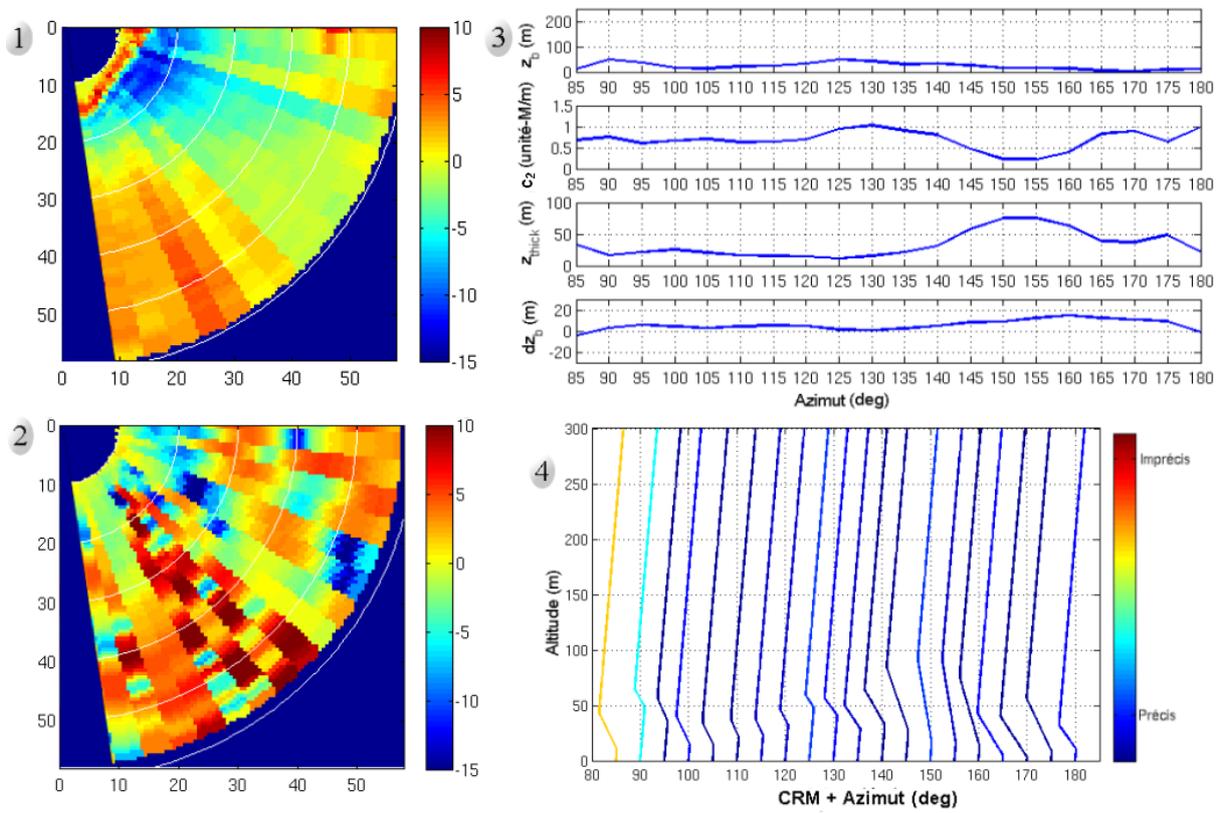


Figure 71 : Mesure 4.

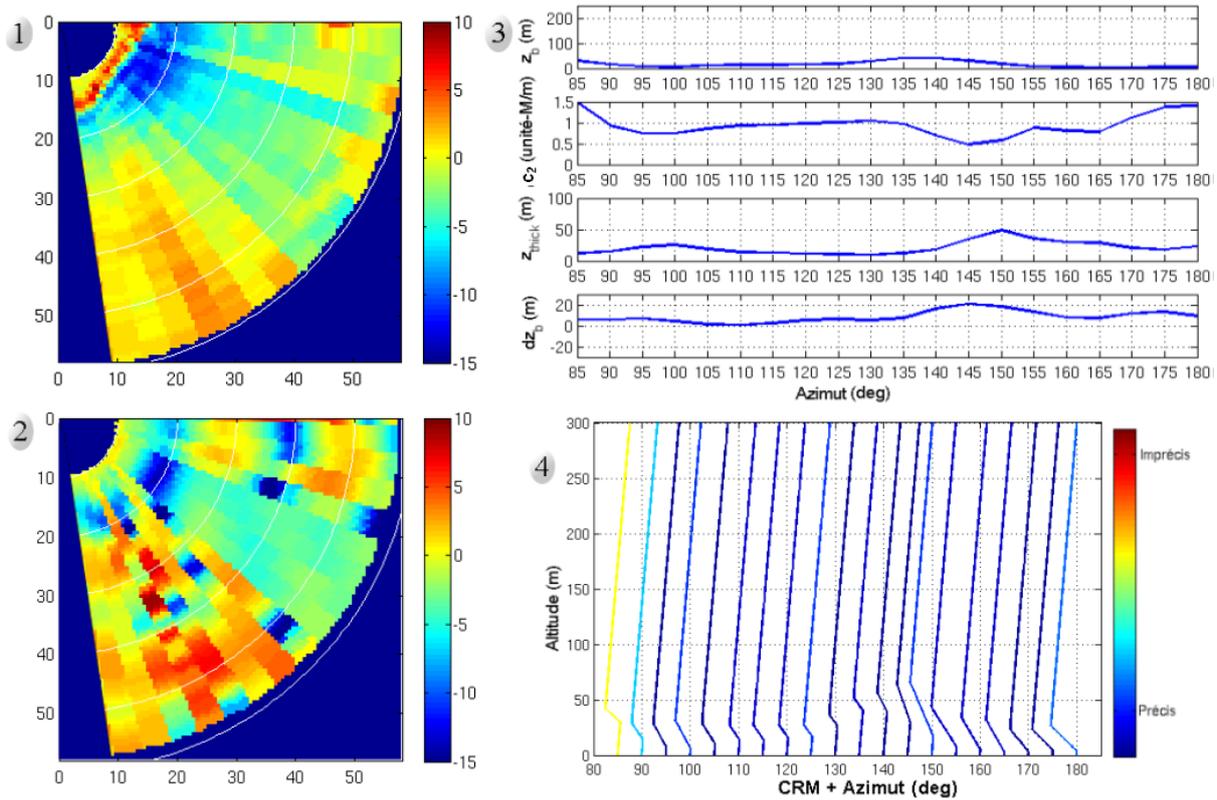


Figure 72 : Mesure 5.

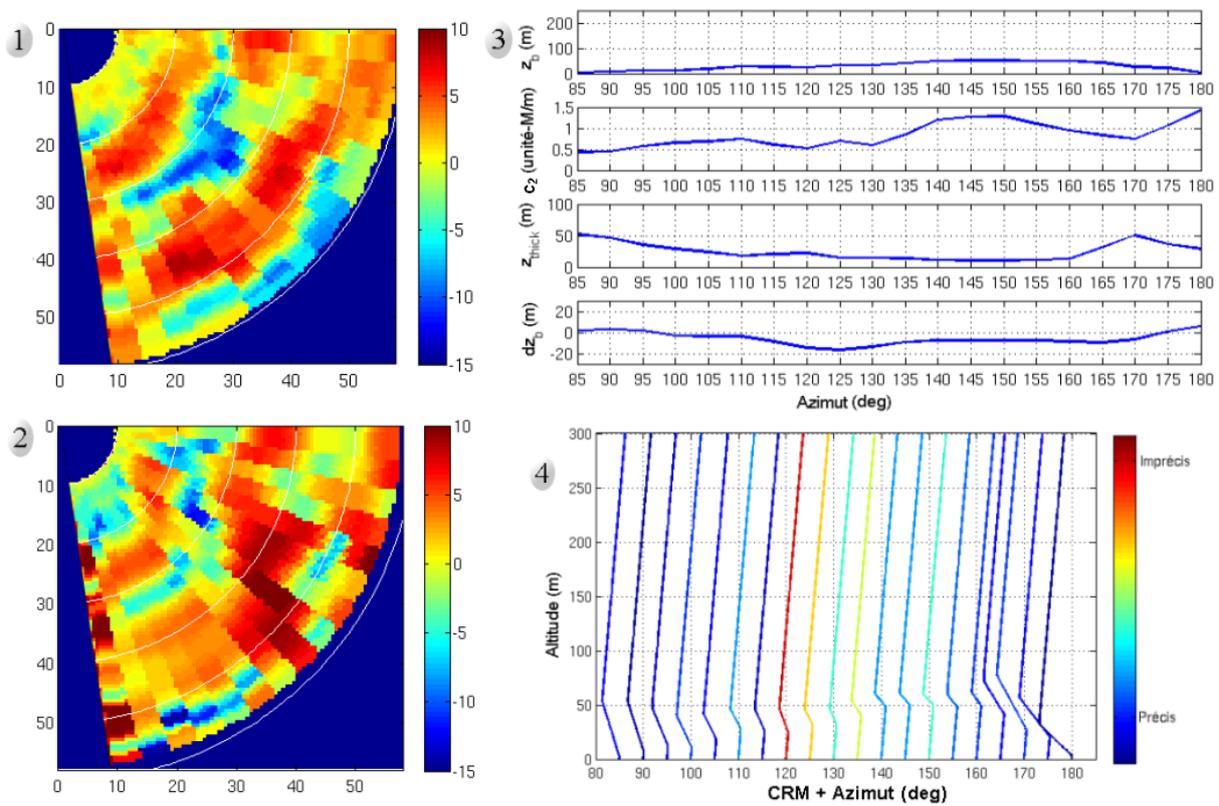


Figure 73 : Mesure 6.

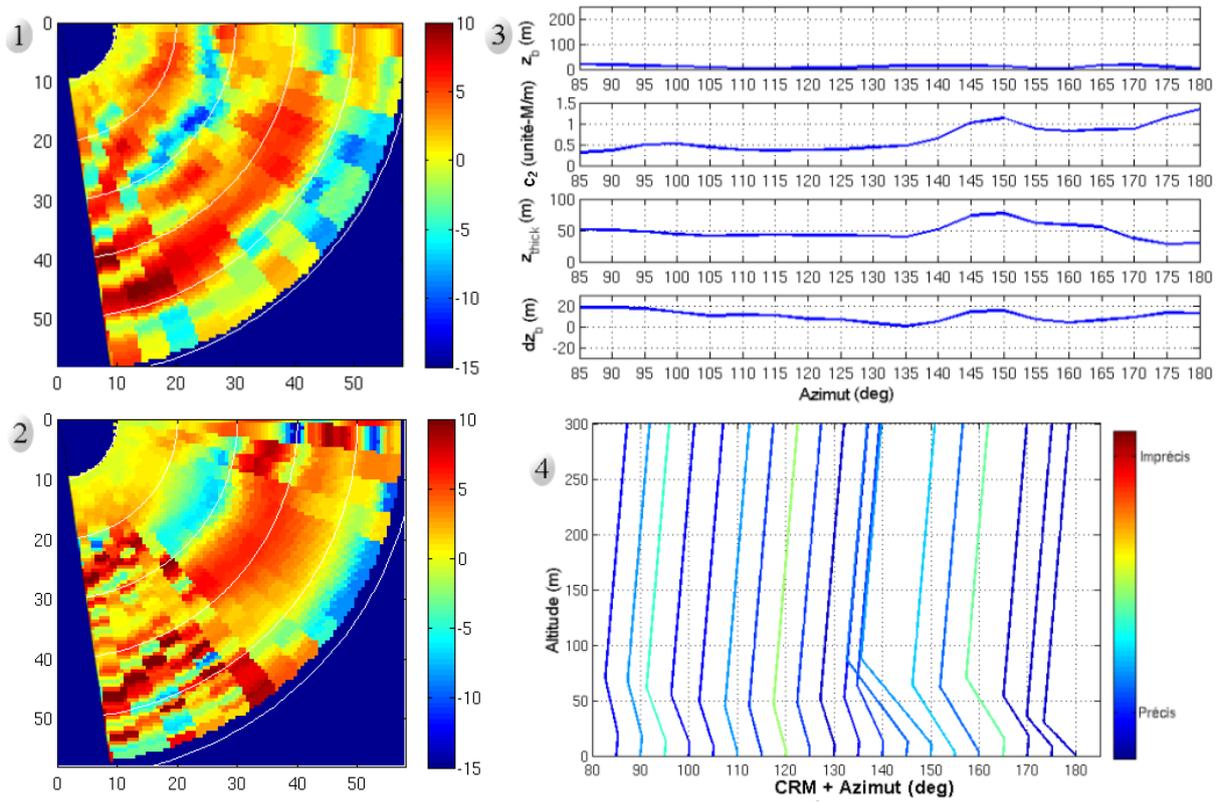


Figure 74 : Mesure 7.

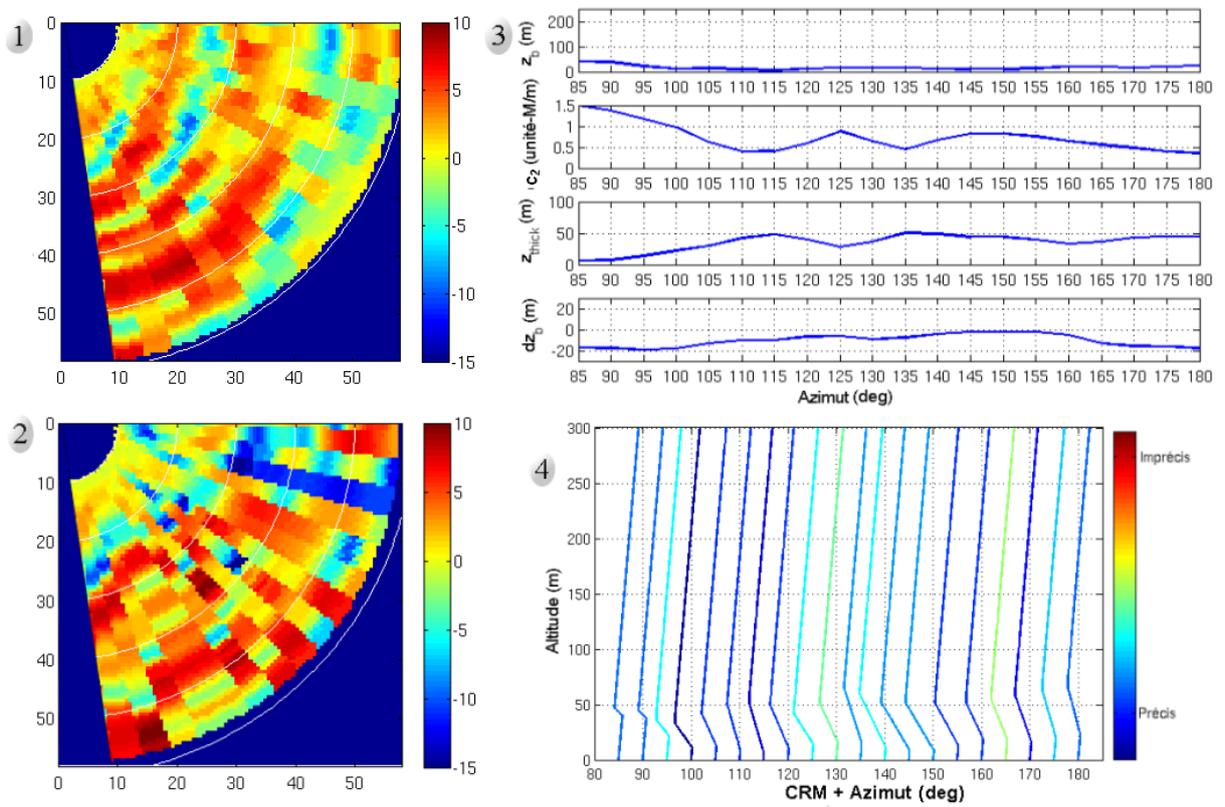


Figure 75 : Mesure 8.

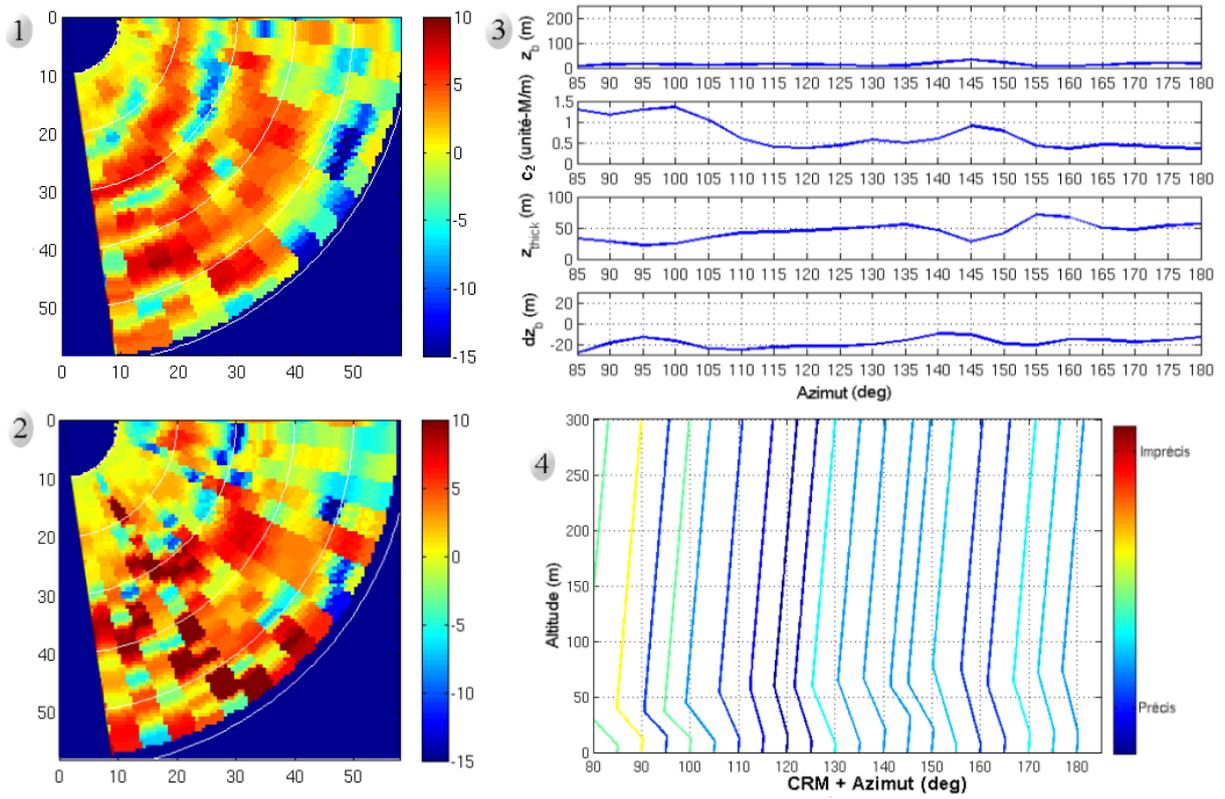


Figure 76 : Mesure 9.

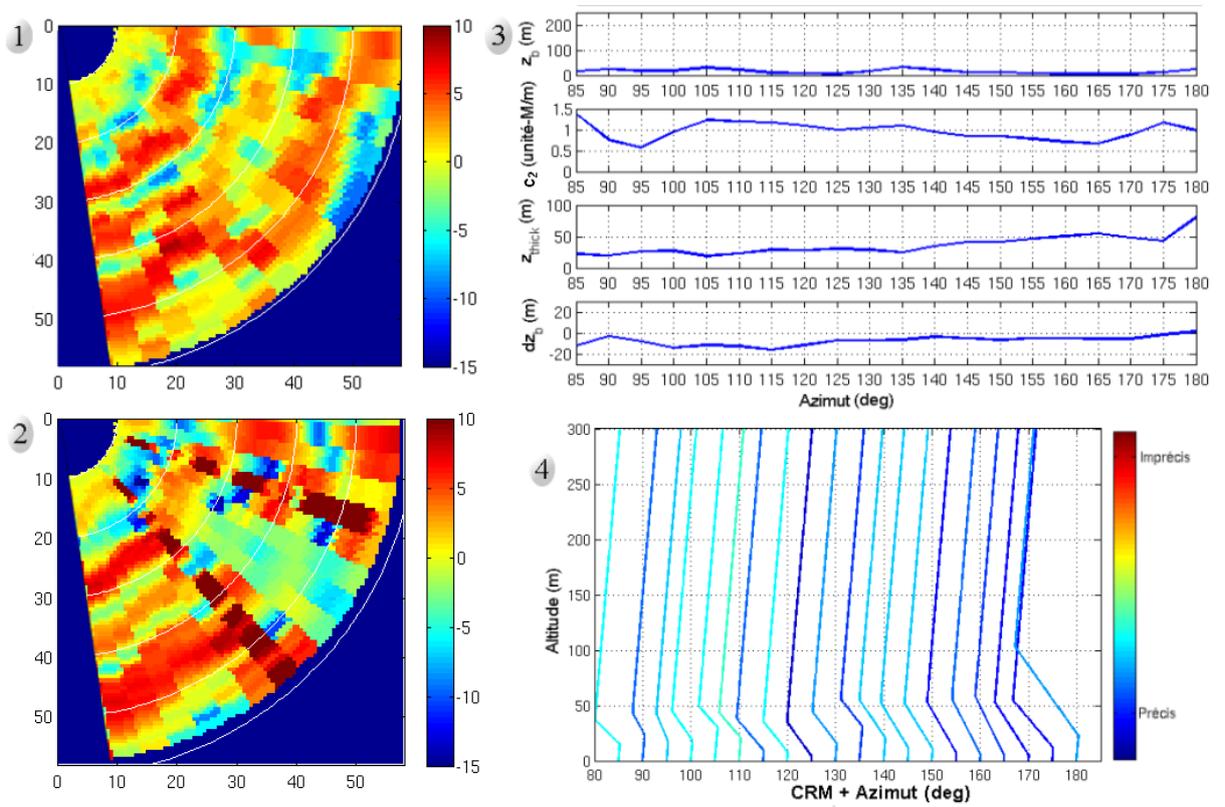


Figure 77 : Mesure 10.

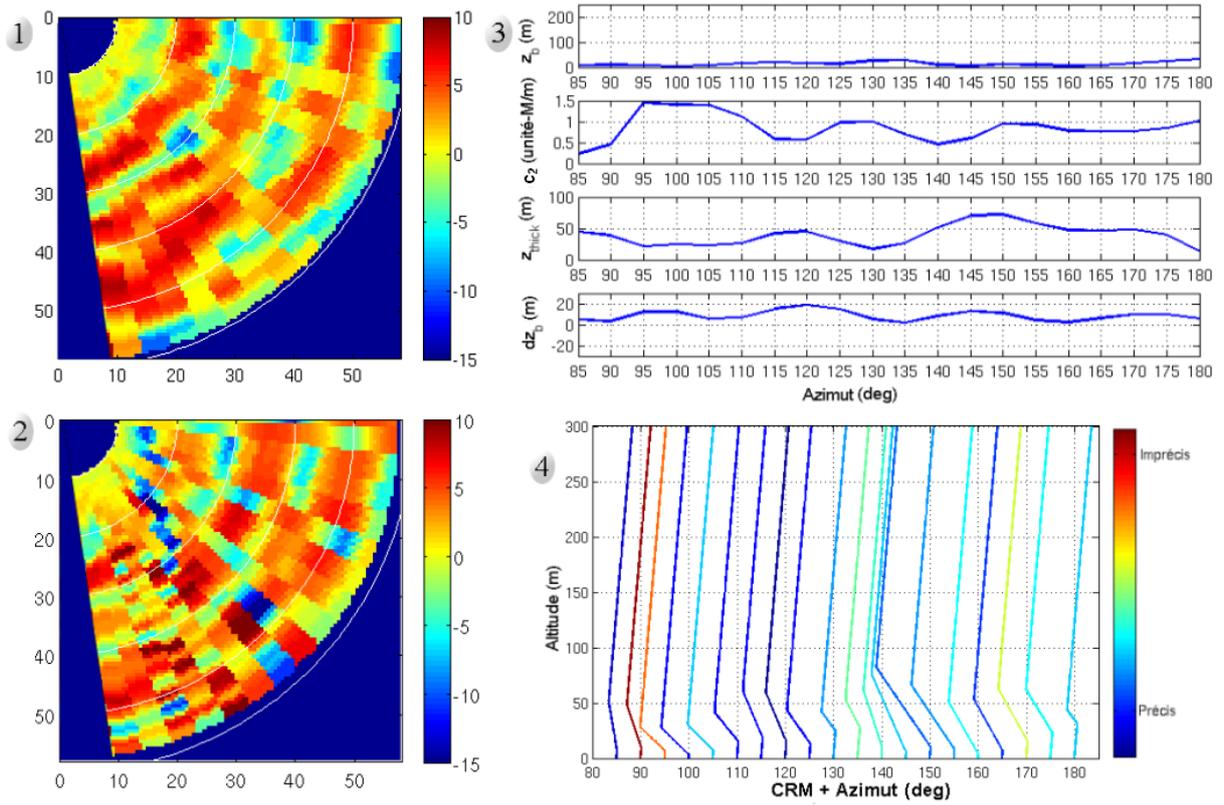


Figure 78 : Mesure 11.

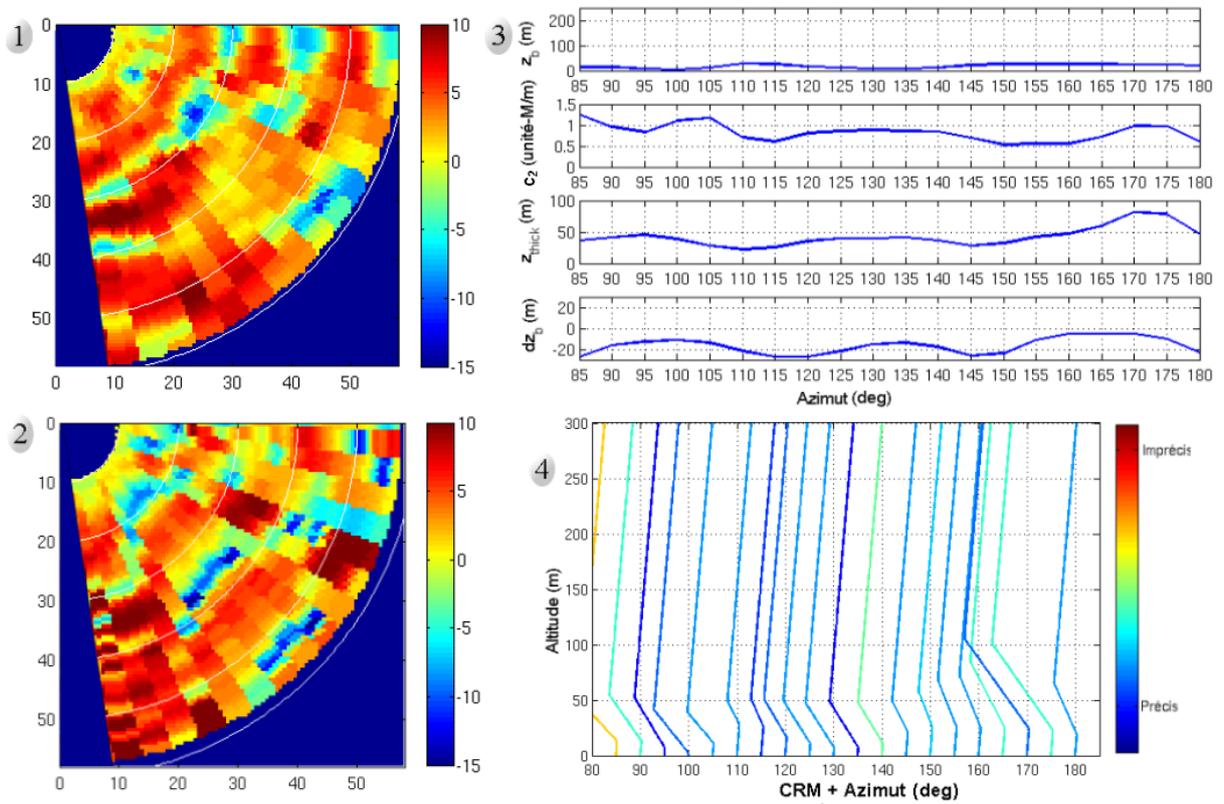


Figure 79 : Mesure 12.

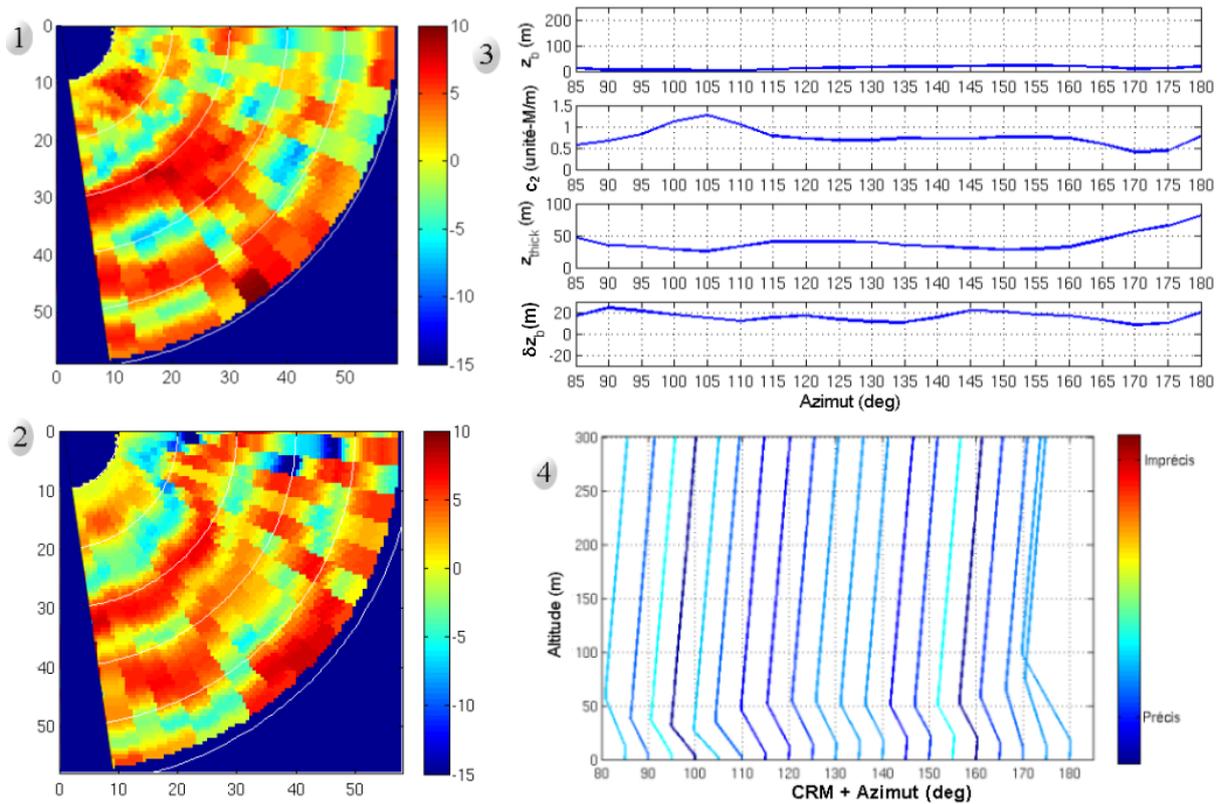


Figure 80 : Mesure 13.

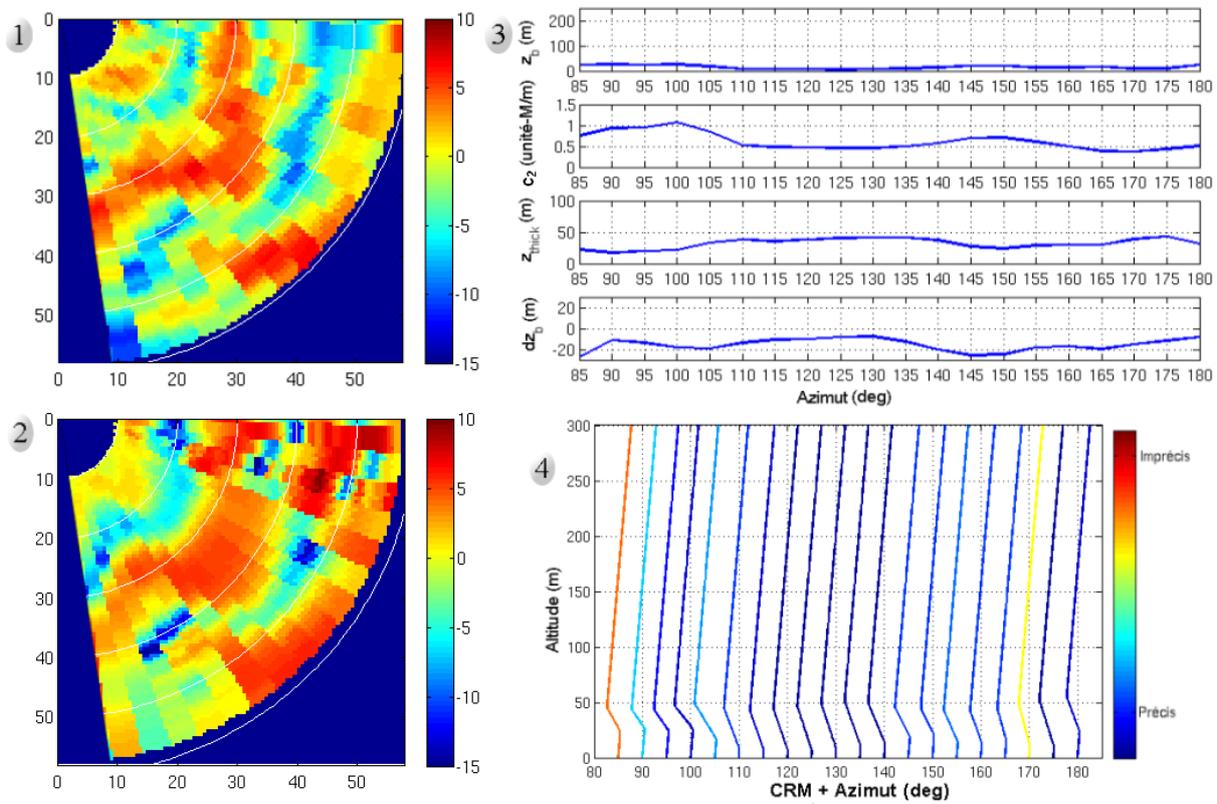


Figure 81 : Mesure 14.

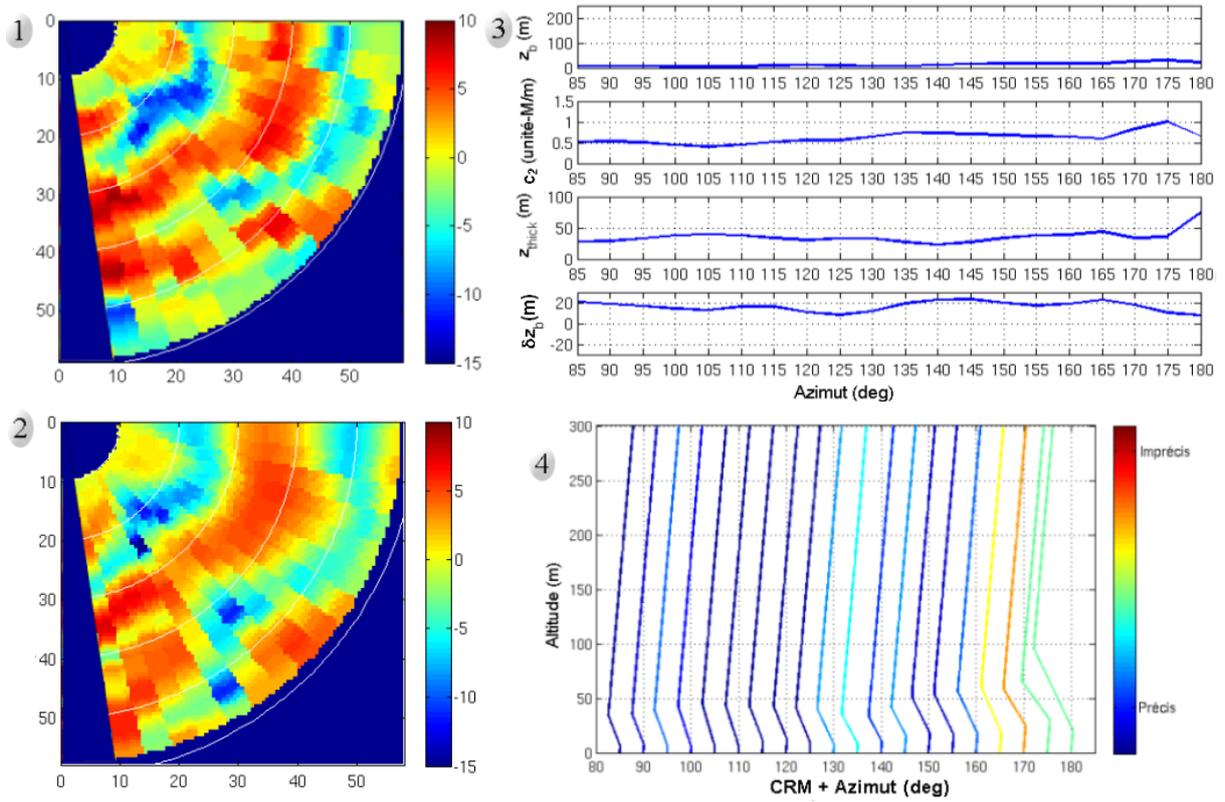


Figure 82 : Mesure 15.

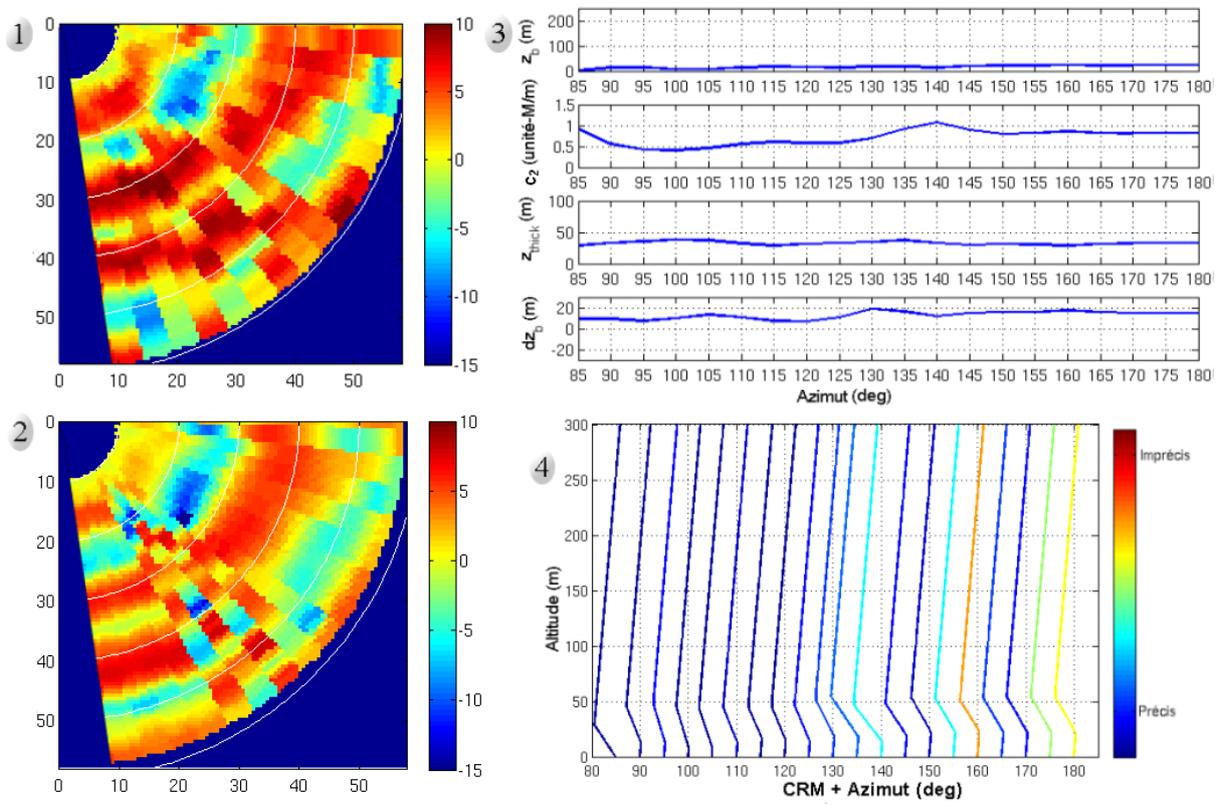


Figure 83 : Mesure 16.

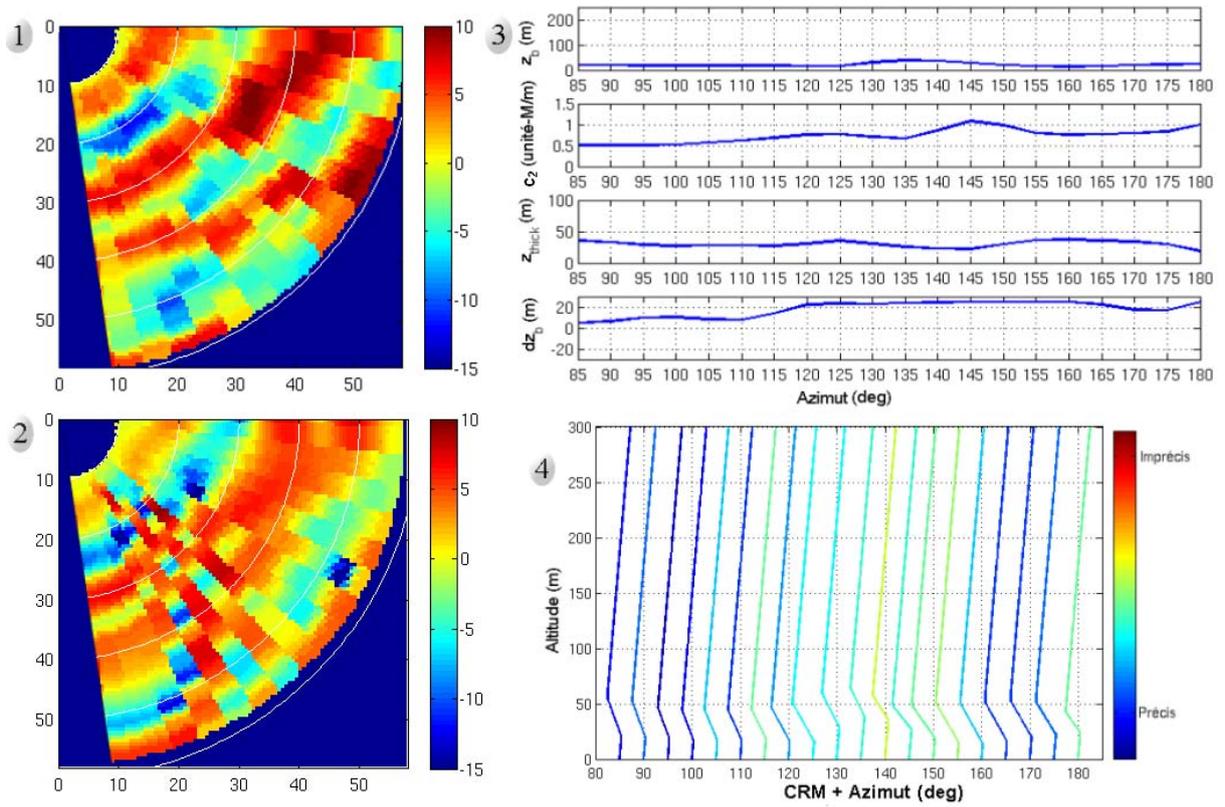


Figure 84 : Mesure 17.

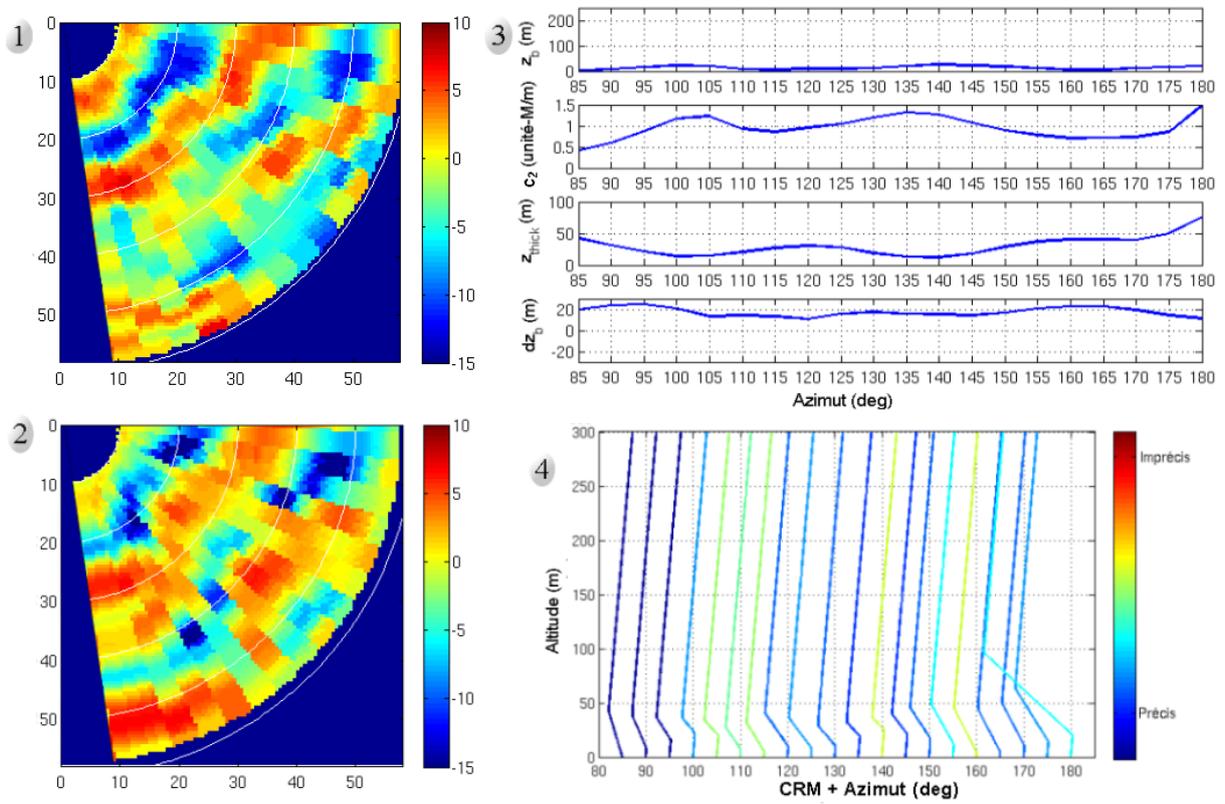


Figure 85 : Mesure 18.

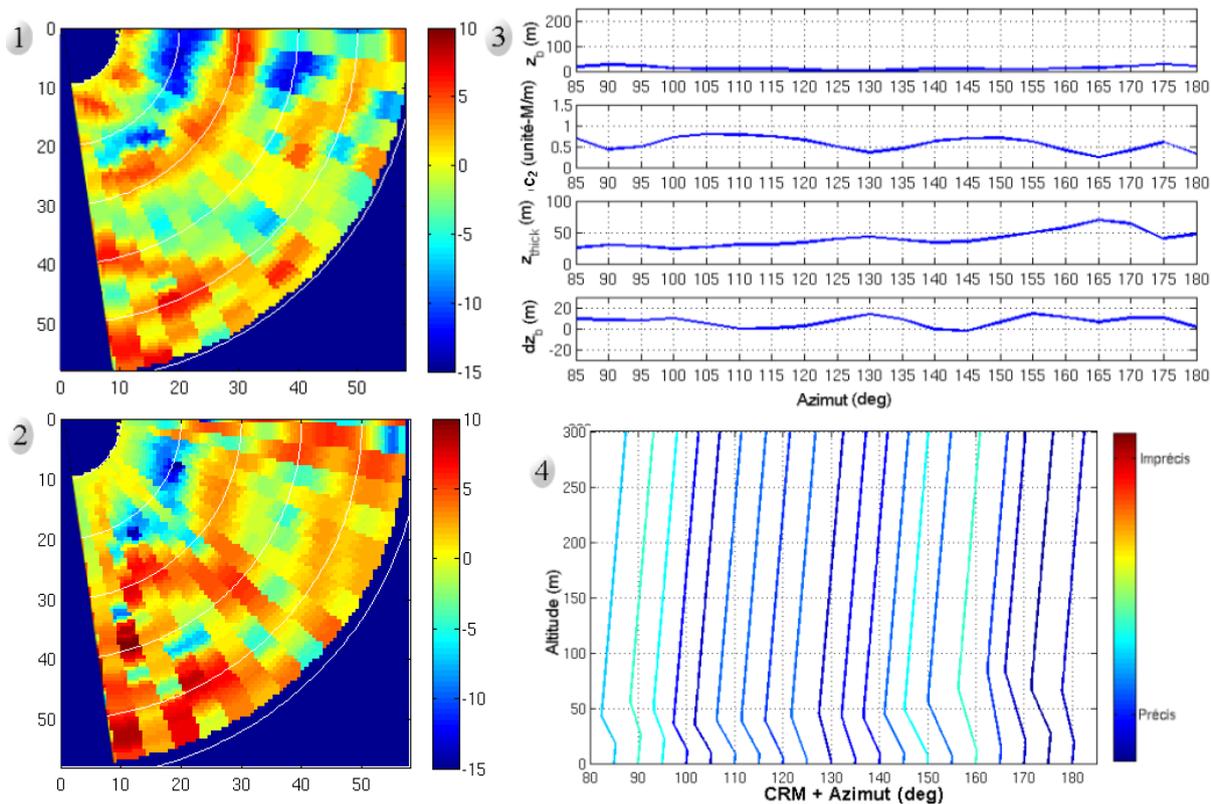


Figure 86 : Mesure 19.

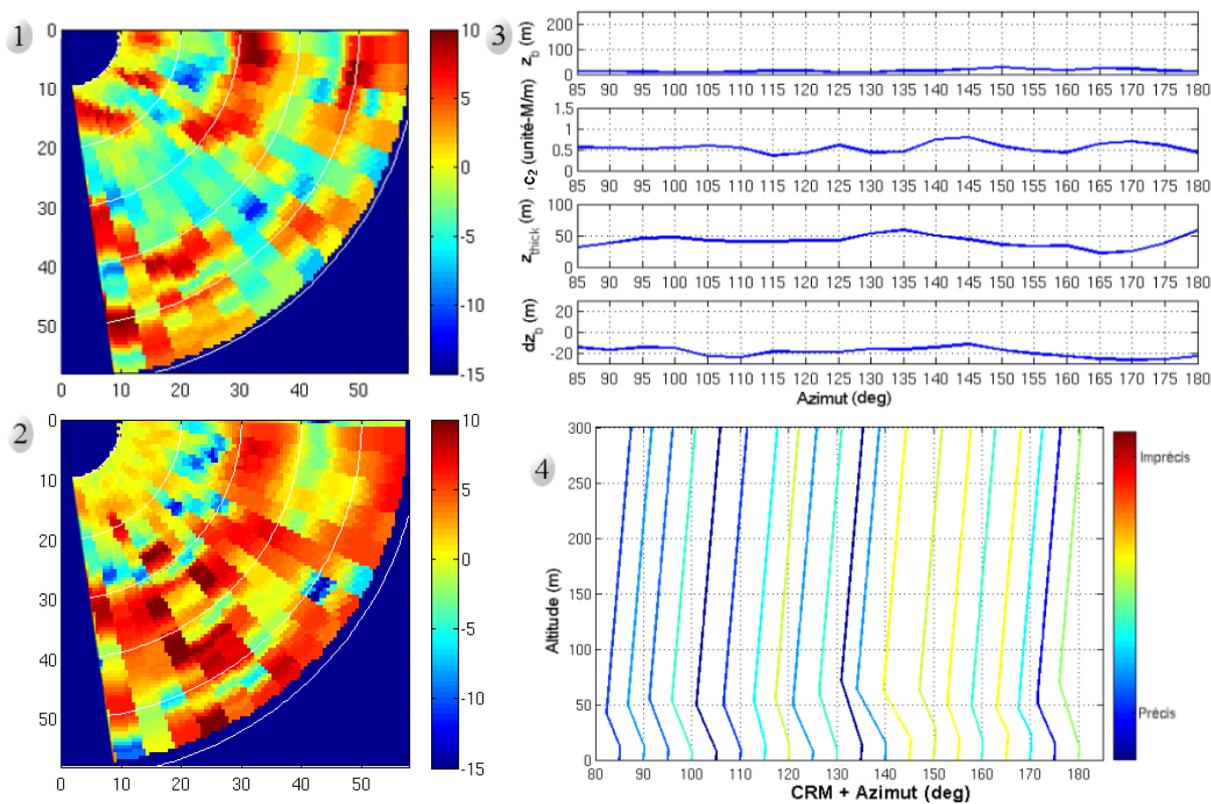


Figure 87 : Mesure 20.

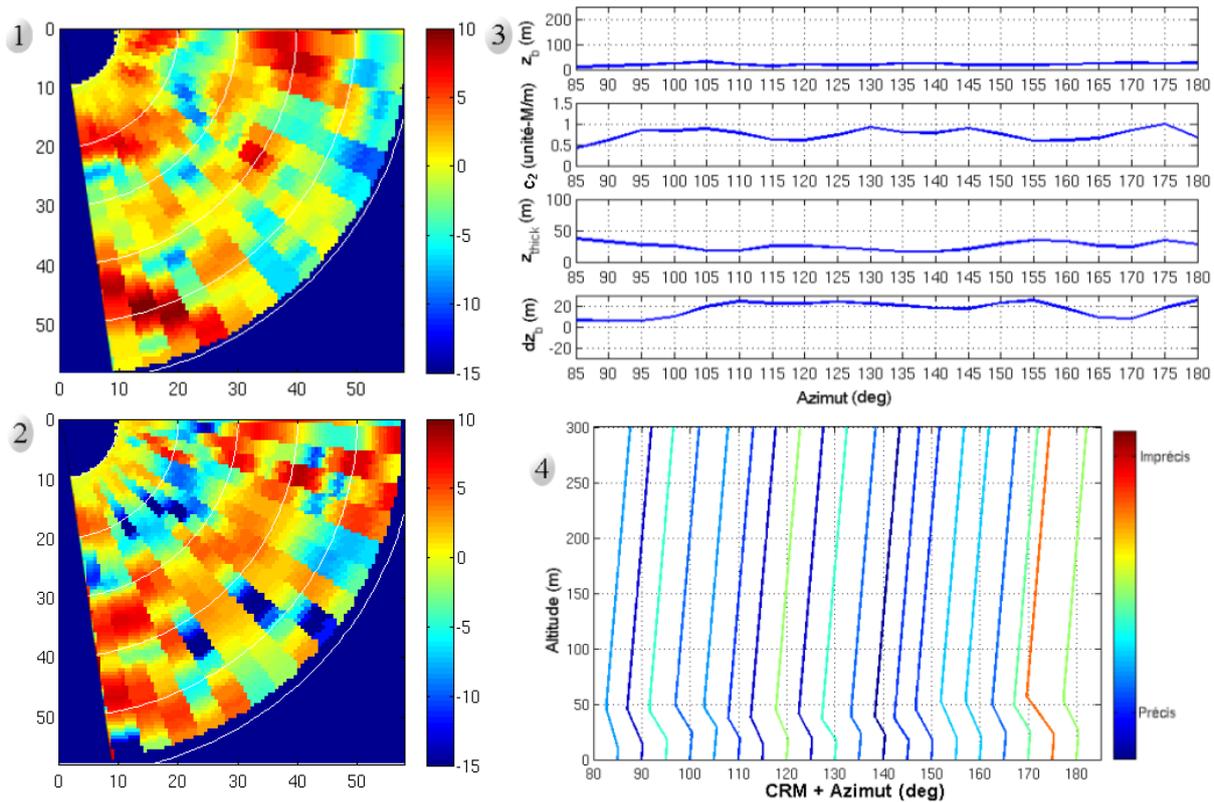


Figure 88 : Mesure 21.

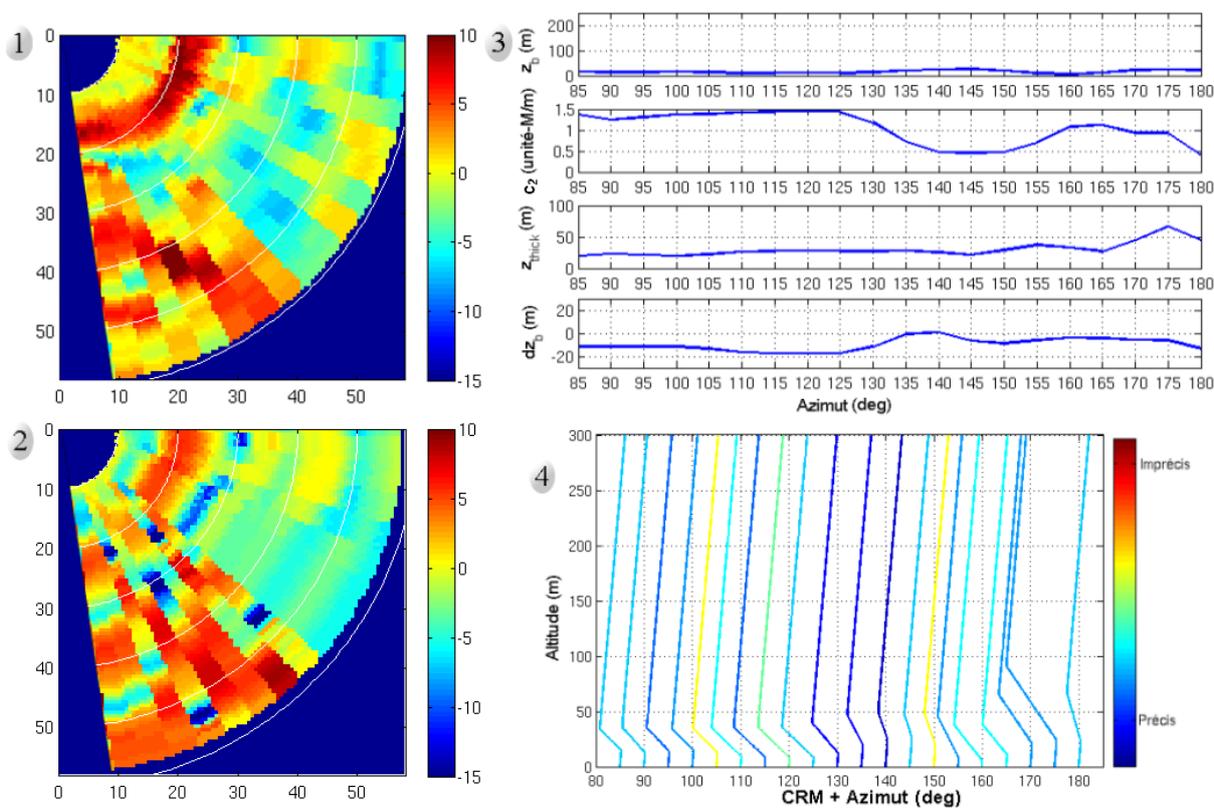


Figure 89 : Mesure 22.

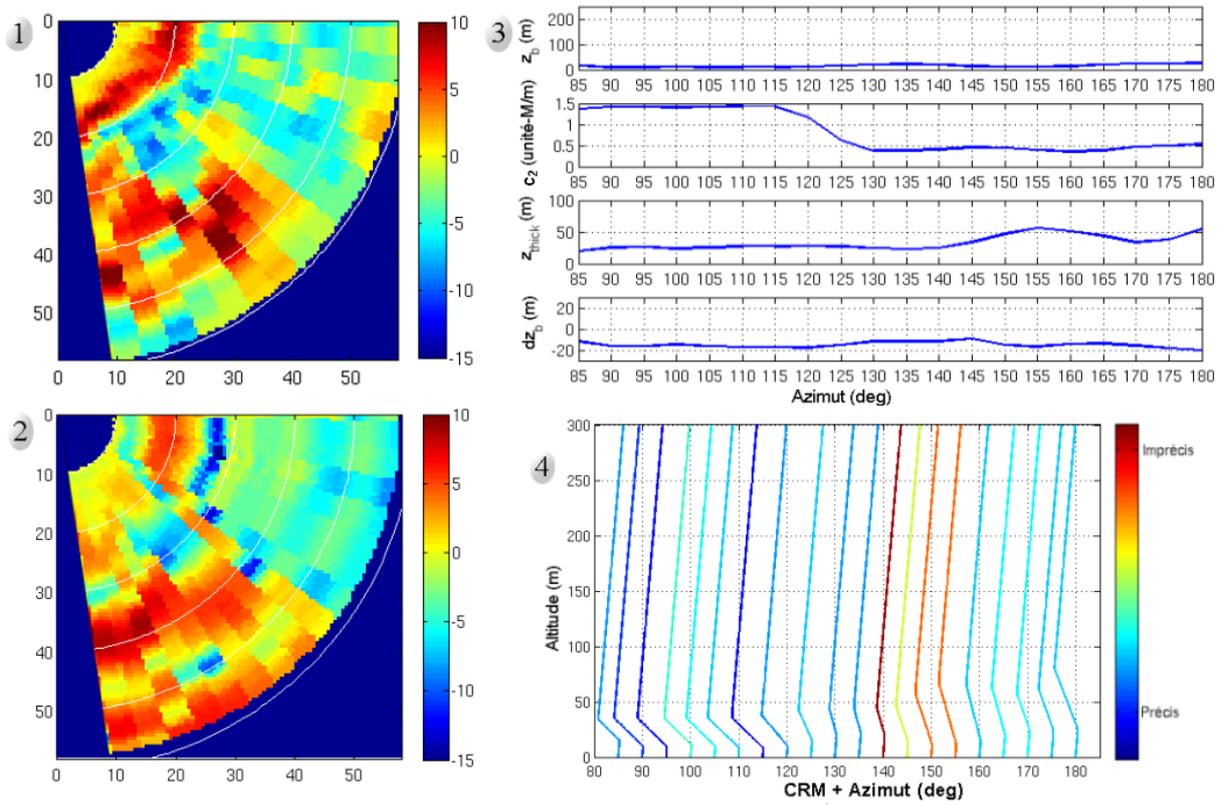


Figure 90 : Mesure 23.

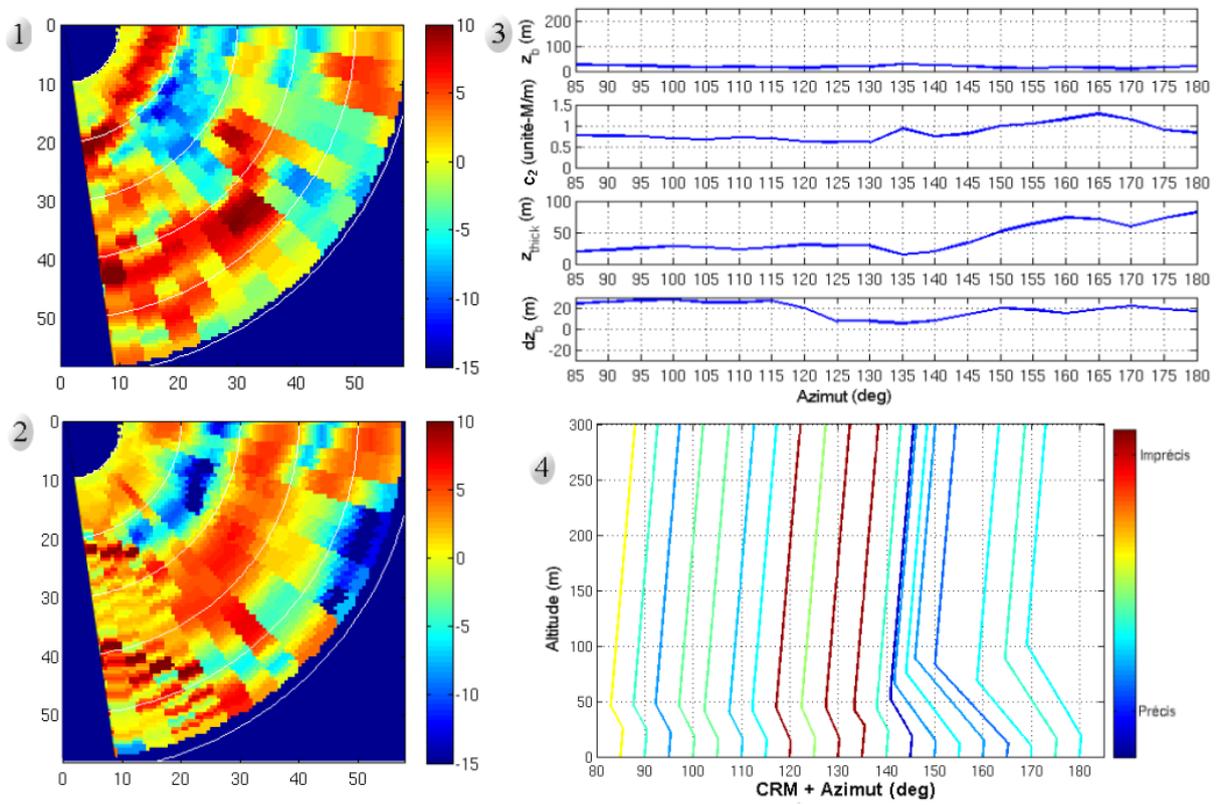


Figure 91 : Mesure 24.

## Bibliographie

- Anderson K D 1989 Radar measurements at 16.5 GHz in the oceanic evaporation duct *IEEE Trans Antenn Propag* **37** 100-6
- Argyriou A, Evgeniou T, and Pontil M 2007 Multi-task feature learning *Advances in Neural Information Processing Systems: Proc. of the 2006 NIPS Conf.* **19** ed B Schölkopf, J Platt and T Hofmann (Vancouver) 41-8
- Argyriou A, Evgeniou T, and Pontil M 2008 Convex multi-task feature learning *Machine Learning* in press
- Babin S M and Rowland J R 1997 Observation of strong surface radar duct using helicopter acquired fine-scale radio refractivity measurements *Geophys Res Lett* **19** 917-20
- Babin S M, Young G S, and Carton J A 1997 A new model of oceanic atmospheric duct *J Appl Meteorol* **36** 193-204
- Baggeroer A B, Kuperman W A, and Mikhalevsky P N 1993 An overview of matched field methods in ocean acoustics *IEEE J Ocean Eng* **18** 401-24
- Barrick D.E. 1998 Grazing Behavior of Scatter and Propagation Above Any Rough Surface , *IEEE Trans Antenn Propag* **46** 73-83
- Barrios A E 1994 A terrain parabolic equation model for propagation in the troposphere *IEEE Trans Antenn Propag* **42** 791-7
- Bellman R E 1961 *Adaptive Control Processes: A Guided Tour* Princeton University Press (Princeton, NJ)
- Bourlier C, Déchamps N, and Berginc G 2005 Comparison of asymptotic backscattering models (SSA, WCA and LCA) from one-dimensional Gaussian ocean-like surfaces *IEEE Trans Antenn Propag* **53** 1640-52
- Brooks I M, Goroch A K, and Rogers D P 1999 Observation of strong surface radar ducts over the Persian gulf *J Appl Meteorol* **38** 1293-310
- Claverie J, Mandine E, and Hurtaud Y 2005 PREDEM : un nouvel outil de simulation pour la prédiction des performances des systèmes radars *ECPS 2005 Conférence Brest* (France)
- Douchin N 1992 *Étude de l'Influence du Conduit d'Évaporation Atmosphérique sur des Liaisons Satellite - Navire entre 1 et 10 GHz. Contribution à l'Élaboration d'une Méthode de Caractérisation de ce Conduit* Thesis ENSAE (Toulouse)
- Douvenot R, Fabbro V, Bourlier C, and Saillard J 2006 Radar coverage prediction over ocean: duct mapping using least squares support vector machines *EuCAP 2006*, Nice
- Essen H and Fuchs H H 2005 Two-way propagation within the marine boundary layer at X, Ka and W-band *ECPS 2005 Conference Brest* (France)
- Fabbro V, Bourlier C, and Combes P F 2006 Forward propagation modelling above Gaussian rough surfaces by the parabolic wave equation: introduction of the shadowing effect *PIER* **58** 243-69
- Fabry F, Frush C, Zawadzki I, and Kilambi A 1997 Extracting near-surface Index of refraction using radar phase measurements from ground targets *J Atmos Oceanic Tech* **14** 978-87

- Feng S, Chen J, and Tu X Y 2005 Low-angle reflectivity modelling of sea clutter using LS method *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium* **2B** 187-90
- Gerstoft P, Gingras D F, Rogers L T, and Hodgkiss W S 2000 Estimation of radio refractivity structure using matched-field array processing *IEEE Trans Antenn Propag* **48** 345-56
- Gerstoft P, Rogers L T, Krolik J L, and Hodgkiss W S 2003a Inversion for refractivity parameters from radar sea clutter *Radio Sci* **38** 8053
- Gerstoft P, Rogers L T, Hodgkiss W S, and Wagner L J 2003b Refractivity estimation using multiple elevation angles *IEEE Journal of Oceanic Engineering* **28** 513-25
- Gerstoft P 2006 SAGA user manual 5.3: an inversion software package, an updated version of "SAGA users guide 2.0, an inversion software package" manual *SACLANT Undersea Research Centre* La Spezia, Italy
- Girosi F, Jones M, and Poggio T 1995 Regularization theory and neural networks architectures *Neural Comput* **7** 219-69
- Goldhirsh J and G D Dockery 2001 K factor statistics for subrefraction in the mid-Atlantic coast of the United States *Radio Sci* **36** 1425-37
- Gossard E E and Strauch R G 1983 *Radar Observation of Clear Air and Clouds* Elsevier Scientific Publishing Co. (Amsterdam)
- Halton J H 1960 On the efficiency of certain quasi-random sequences of points in evaluating multi-dimensional integrals *Numer Math* **2** 84-90
- Heemskerk H J M 2005 VAMPIRA RF propagation measurement and model validation *ECPS 2005 Conference* Brest (France)
- Hitney H V 1992 Remote sensing of refractivity structure by direct measurements at UHF *AGARD Conf. Proc. CP-502* 1.1-1.5
- Horst M M, Dyer F B, and Tuley M T 1978 Radar sea clutter model *Proc. IEEE Int. Conf. Antennas Propagation* (London)
- Hurtaud Y, Claverie J, Aidonis M, and Mandine M 2008 Une préfiguration des futures aides tactiques : le code PREDEM *Dossier : Observation des côtes et des océans : Senseurs et Systèmes (OCOSS)* SEE
- Ichimaru A, Rockway J D, Kuga Y, and Lee S-W 2002 Transverse electric and transverse magnetic Green's function for coherent and incoherent propagation over a finitely conducting rough surface *Radio Sci* **3** 1029
- Igwarsen P A and Lemnios W Z 2000 Radars for ballistic missile defense research *Lincoln Laboratory Journal* **12** 245-266
- ITU-R P.453-6 The radio refractive index: its formula and refractive data 2003
- Jeske H 1971 The state of range-radar prediction over sea *Tropospheric Radio Wave Propagation Part II, AGARD Conf Proc* **70** pap. 50
- Jeske H 1973 State and limits of prediction methods of radar wave propagation predictions over the sea *Modern Topics in Microwave Propagation and Air-Sea Interaction* ed. A Zancla D Reidel, Norwell, Mass. 131-148
- Kerr D E 1987 *Propagation of Short Radio Waves (IEE Electromagnetic Wave Series 24)* Peter Peregrinus Ltd (London)

- Keerthi S S and Lin C-J 2003 Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel *Neural Comput* **15** 1667-89
- Krolik J and Tabrikian J 1997 Tropospheric refractivity estimation using radar clutter from the sea surface *Proc. Battlespace Atmospheric Conference* 635-42
- Kuttler J R 1999 Differences between the narrow-angle and the wide-angle propagators in the split-step Fourier solution of the parabolic wave equation **47** 1131-40
- Le Gland F 2003 Filtrage particulaire *Actes du 19ème Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images* **2** 1-8
- Leontovich M A 1948 On the approximate boundary conditions for an electromagnetic field on the surface of well-conducting bodies in *Investigations of Propagation of Radio Waves* Vedensky B A ed Moscow: Academy of Science (U.S.S.R.)
- Levy M 2000 *Parabolic Equation Methods for Electromagnetic Wave Propagation (IEE Electromagnetic Wave Series vol 45)* ed IEE (London)
- Loh W-L 1996 On latin hypercube sampling *The Annals of Statistics* **24** 2058-80
- McKay M D, Beckman R J, and Conover W J 1979 A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code *Technometrics* **21**(2) 239-45
- Micchelli C A and Pontil M 2005 On learning vector-valued functions *Neural Computation* **17** 177-204
- Morokoff W J and Caflisch R E 1995 Quasi-Monte Carlo integration *J Comp Phys* **122** 218-30
- Nathanson F E 1969 *Radar Design Principles* ed McGraw-Hill (New-York)
- Paulus R 1990 Evaporation duct effects on sea clutter *IEEE Trans Antenn Propag* **38** 1765-71
- Pelckmans K, Suykens J A K, Van Gestel T, De Brabanter J, Lukas L, Hamers B, De Moor B, and Vandewalle J 2003 LS-SVMLab toolbox user's guide *Internal Report ESAT-SISTA* (K U Leuven Belgium)
- Saliby E 1997 Descriptive sampling: an improvement over Latin hypercube sampling *Proceedings – 1997 Winter simulation conference* 230-3 Atlanta
- Saliby E and Pacheco F 2002 An empirical evaluation of sampling methods in risk analysis simulation: quasi-Monte Carlo, descriptive sampling, and Latin hypercube sampling *Proceedings – 2002 Winter simulation conference* **2** 1606-12 San Diego
- Sirkova I 2008 Proposal for a reference scenario relevant to coastal and maritime regions *Report EURO-COST 2100 TD(08) 440* (Wroclaw Poland)
- Smola A J and Schölkopf B 1998a From regularization operators to support vector kernels 1998 *Advances in Neural Information Processing Systems* **10** 343-9
- Smola A J and Schölkopf B 1998b A tutorial on support vector regression *NeuroCOLT2 Technical Report NC-TR-98-030* Royal Holloway College (University of London) UK
- Spaulding B, Horton D, and Pham H 2005 Wind aspect factor in sea clutter modelling *Proc. IEEE Radar Conference* 89-92
- Stapleton J K, Wiss V R, and Marshall R E 2003 Measured anomalous radar propagation and ocean backscatter in the Virginia coastal region *31st International Conference on Radar Meteorology* Seattle, WA

- Suykens J A K and Vandewalle J 1999 Multiclass least squares support vector machine classifier *Neural Processing Letters* **9** 293-300
- Suykens J A K, Van Gestel T, De Brabanter J, De Moor B, and Vandewalle J 2002 *Least Squares Support Vector Machines* ed World Scientific (Singapore)
- Tabrikian J and Krolik J 1999 Theoretical performance limits on tropospheric refractivity estimation using point-to-point microwave measurements *IEEE Trans Antenn Propag* **47** 1727-34
- Tatarskii V.I., Charnotskii, M.I.. 1998 On the Universal Behavior of scattering from a Rough Surface for Small Grazing Angles *IEEE Trans Antenn Propag* **46** 67-72
- Touzet C 1992 *Les Réseaux de Neurones Artificiels, Introduction au Connexionnisme* EC2 éditeur (Paris)
- Vapnik V and Lerner A 1963 Pattern recognition using generalized portrait method *Automation and Remote Control* **24** 774-80
- Vapnik V and Chervonenkis A 1964 A note on one class of perceptrons *Automation and Remote Control* **25** 821-37
- Vapnik V 1995 *The Nature of Statistical Learning Theory* ed Springer-Verlag (New York)
- Vivier S 2002 *Stratégies d'Optimisation par la Méthode des Plans d'Expériences et Application aux Dispositifs Électrotechniques Modélisés par Éléments Finis* Thesis École Centrale de Lille – Universités des Sciences et Technologies de Lille (Lille)
- Voronovich A G and Zavorotny V U 1998 Curvature effects in the composite model for the low-grazing-angle rough surface scatter *Waves in Random Media* **8** 41-52
- Ward K D, Tough R J A, and Watts S 2006 *Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance* The Institution of Engineering Technology (London, UK)
- Webster A 1982 Raypath parameters in tropospheric multipath propagation *IEEE Trans Antenn Propag* **30** 796-800
- Webster A R 1983 Angles-of-arrival and delay times on terrestrial line-of-sight microwave links *IEEE Trans Antenn Propag* **31** 12-7
- Yardim C, Gerstoft P, and Hodgkiss W S 2006 Estimation of radio refractivity from radar clutter using Bayesian Monte Carlo analysis *IEEE Trans Antenn Propag* **54** 1318-27
- Yardim C 2007a *Statistical Estimation and Tracking of Refractivity from Radar Clutter* Thesis University of San Diego (California)
- Yardim C, Gerstoft P, and Hodgkiss W S 2007b Statistical maritime radar duct estimation using hybrid genetic algorithm – Markov chain Monte Carlo method *Radio Sci* **42** 3014
- Yardim C, Gerstoft P and Hodgkiss W S 2008 Tracking refractivity from clutter using Kalman and particle filters *IEEE Trans Antenn Propag* **56** 1058-70