



HAL
open science

Contribution à la méthodologie d'estimation de l'humidité du sol à partir de données micro-ondes passives en bande L

Mickaël Pardé

► **To cite this version:**

Mickaël Pardé. Contribution à la méthodologie d'estimation de l'humidité du sol à partir de données micro-ondes passives en bande L. Autre. Université Paris-Diderot - Paris VII, 2003. Français. NNT : . tel-00152566

HAL Id: tel-00152566

<https://theses.hal.science/tel-00152566>

Submitted on 7 Jun 2007

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

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

N° d'ordre :

UNIVERSITÉ PARIS 7 - DENIS DIDEROT

UFR de Physique

DOCTORAT

Discipline *Méthodes physiques en télédétection*

PARDÉ Mickaël

<p>CONTRIBUTION À LA MÉTHODOLOGIE D'ESTIMATION DE L'HUMIDITÉ DU SOL À PARTIR DE DONNÉES MICRO-ONDES PASSIVES EN BANDE L</p>

Thèse co-dirigée par WALDTEUFEL Philippe / WIGNERON Jean-Pierre

Soutenue le : 25 Novembre 2003

Devant la commission d'examen formée de :

MM.	C. KLAPISZ	Professeur (Paris 7-CETP)	Président
(Nom et titre)	C. PRIGENT	Chargé de recherche (CNRS)	Rapporteurs
	J.-C. CALVET	Ingénieur Météo-France (CNRM)	
	C. OTTLÉ	Directeur de Recherche (CNRS)	Examineurs
	P. WALDTEUFEL	Directeur de Recherche (CNRS)	
	J.-P. WIGNERON	Chargé de Recherche (INRA)	

Remerciements

Avant de commencer la présentation de cette thèse, je tiens à remercier les personnes qui m'ont permis de la réaliser dans de très bonnes conditions, tant professionnelles qu'amicales.

C'est en grande partie grâce à Jean-Pierre Wigneron, co-directeur et encadrant efficace, que de tels conditions ont pu être réunies. Merci pour tout, Jean-Pierre, pour la confiance que tu m'as accordée, pour l'enseignement scientifique que tu m'as apporté, mais aussi pour ta sympathie. Je remercie chaleureusement André Chanzy, pour sa contribution à l'avancée de ce travail et l'intérêt qu'il y a porté.

Merci à Philippe Waldteufel pour avoir accepté d'être le directeur de cette thèse, et pour avoir participé durant ces trois années aux travaux de recherche.

Je remercie également Catherine Ottlé et Claude Klapisz pour avoir accepté de faire partie du jury de thèse ainsi que Yann Kerr et Jean-Christophe Calvet pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail.

Catherine Prigent et Jean-Christophe Calvet ont bien voulu être rapporteurs de ce document, je les remercie d'avoir accepté cette charge.

Je remercie les co-financeurs de la thèse : le Centre National de la Recherche Scientifique et le Centre National d'Études Spatiales.

Durant la première année de cette thèse, nous avons mené une campagne de mesures sur le site expérimental de l'INRA d'Avignon ; y ont participé Olivier Marloie, Nadine Bruguier, Alain Faure, Jean-François Hanocq, Marc Bernardini, Bernard Bess ainsi que Sten Schmidl Søbjaerg. Je les remercie pour leur travail efficace et pour leur sympathie.

Un travail statistique a également été mené durant la seconde année, cette approche a été possible grâce à Sylvie Huet que je remercie pour son aide précieuse.

Merci à Marie Launay et Kauzar Saleh, co-bureaux et thésarde qui m'ont souvent permis de garder le moral durant les moments de doute que rencontre tout doctorant, mais aussi à Sophie Moulin pour son éternelle bonne humeur.

J'ai eu l'occasion de côtoyer de nombreux thésards, dans les deux unités de Bioclimatologie : Nadia Rochdi, Stéphanie Juin, Mehrez Samaali, Liu Weidong, Carlos Dibella, Marjorie Domergue (presque thésarde non ?), Sébastien Garrigues, Claire Lauvernet et Hadjira Foudhil. Merci à tous d'avoir choisi de travailler au même endroit que moi...

Les Post-Docs m'ont souvent fait profiter de leur expérience en recherche, j'espère

que je pourrais plus tard en faire profiter de nouveaux thésards aussi bien qu'eux. Bruno Combal, Marie Weiss, Fred Jacob, Cédric Bacour, Tom Wassenar et Jérôme Demarty, merci pour votre aide précieuse.

Enfin, nombreux sont les stagiaires passés dans les bureaux au service de la recherche. Je ne les citerais pas tous, bien qu'ils le mériteraient sans doute car il ont une large responsabilité dans l'ambiance exceptionnelle régnant en Bioclimatologie d'Avignon. J'ai une petite pensée pour certains d'entre eux : Pascal Smith, Eva Pohl, Benjamin Koetz, Iñaki Garcia de Cortazar, Noel Sanchez, Olivier Bajolle et Frank Touyaa, en souvernir des descentes humides et fraîches des gorges de l'Ardèche, des ballades dans les calanques Marseillaises et des happy hours du Red Lion.

Ont participé à la relecture de ce rapport Jean-Pierre, Marie et Sophie, merci pour vos remarques et corrections, et merci également à tout ceux qui ont participé à l'écriture des articles, les auteurs et les relecteurs (Roderick Dewar, Kauzar, Lizbeth Guijaro) et les reviewers anonymes.

Je ne saurais oublier les équipes de volley ball des deux INRA, Avignon et Bordeaux, menées par Ivan et Kiki respectivement. Bien que différentes, j'ai trouvé deux équipes très sympathiques dans lesquelles j'ai pris beaucoup de plaisir à jouer.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Électromagnétisme, Bases physiques de la Télédétection	9
1.1 Les ondes électromagnétiques	10
1.2 Polarisation	13
1.3 Interactions onde-matière	14
1.3.1 Interaction avec une interface plane	14
1.3.2 Profondeur de pénétration	16
1.4 Conclusion	17
2 Télédétection micro-onde passive	19
2.1 La radiométrie hyperfréquence	20
2.1.1 L'intensité spécifique	20
2.1.2 Les lois de PLANCK et de RAYLEIGH-JEANS	21
2.1.3 Température de brillance et émissivité	22
2.1.4 Le transfert radiatif dans des éléments simples	23
2.2 Émission micro-onde d'un couvert végétal	25
2.2.1 Modélisation de l'émission du sol	26
2.2.2 Modélisation de l'émission de la végétation, le modèle $\tau - \omega$	30
2.2.3 Évaluation de l'épaisseur optique	32
2.2.4 Étude de sensibilité	34
2.3 Régression non linéaire, Estimation de paramètres	36
2.3.1 Modèle de régression	37
2.3.2 L'estimation	39
2.3.3 Le choix de modèle	41
2.4 Conclusion	42

3	Campagne de mesures <i>Emirad 2001</i> sur couvert de maïs	45
3.1	Présentation générale de la campagne	46
3.1.1	Le site de mesure	46
3.1.2	Protocole des mesures	48
3.2	Le radiomètre <i>EMIRAD</i>	50
3.2.1	Fonctionnement d'un radiomètre	51
3.2.2	Caractéristiques du radiomètre EMIRAD	52
3.2.3	Étalonnage du radiomètre	54
3.3	Mesures des propriétés de la surface	60
3.3.1	Propriétés physiques du sol	61
3.3.2	Humidité du sol	61
3.3.3	Température du sol	63
3.3.4	Les mesures du contenu en eau de la végétation	64
3.3.5	Mesures complémentaires	66
3.4	Conclusion	69
4	Estimation de l'humidité du sol sous un couvert de blé...	71
4.1	Introduction	73
4.2	Experimental dataset	75
4.3	Method	76
4.3.1	Model Description	76
4.3.2	Estimating the vegetation model parameters	78
4.3.3	Soil Moisture Retrieval Methods	79
4.4	Estimating the vegetation model parameters	81
4.4.1	Dependence of τ and ω on view angle and polarization	81
4.4.2	Evaluating the <i>Cpol</i> formulation	82
4.4.3	Time variations in the <i>b</i> parameter	86
4.5	Comparing different soil moisture retrieval approaches	88
4.6	Discussion and Conclusion	93
5	Caractérisation de la dépendance angulaire...	95
5.1	Introduction	96
5.2	Experimental data	98
5.3	Calculation of the vegetation parameters	99
5.3.1	Modeling	99

5.3.2	Computing b and ω	101
5.4	The EMIRAD data set	103
5.4.1	Comparison of several modeling approaches	103
5.4.2	Retrieved values of b	104
5.5	Considering all data sets	108
5.5.1	Wheat (PORTOS-93 Experiment)	109
5.5.2	Corn (BARC experiment)	111
5.5.3	Soybean (PORTOS-91 & BARC Experiments)	112
5.5.4	Grass and Alfalfa (BARC Experiments)	114
5.6	Summary and conclusion	114
6	Estimation de N paramètres à partir d'observations...	119
6.1	Introduction	120
6.2	Material and method	122
6.2.1	The Experimental Data sets	122
6.2.2	The $\tau - \omega$ Model	124
6.2.3	Model Inversion	126
6.3	Results	129
6.3.1	Best N-P retrieval configurations using the global data set	129
6.3.2	Best N-P retrieval configurations over each experimental data set	134
6.3.3	Soil moisture retrievals using best-fit soil and/or vegetation parameters	134
6.3.4	Soil moisture retrievals during EMIRAD 2001	137
6.4	Discussion and conclusion	139
	Conclusion générale et Perspectives	143
	Bibliographie	151

Table des figures

1	Le satellite SMOS, vue d'artiste	7
1.1	Vecteurs électrique, magnétique et vecteur d'onde	12
1.2	Composantes horizontale et verticale d'une onde plane incidente sur une surface (S), le plan π définit le plan d'incidence	13
1.3	Réflexion et réfraction à l'interface de deux milieux	14
1.4	Profondeur de pénétration d'une onde dans le sol, pour différentes humidités et pour trois fréquences (1.3, 4 et 10 GHz) [77]	17
2.1	Émission d'un corps noir à différentes températures (courbe bleu 6000 K, courbe rouge 300 K), tracée sur une échelle Log-Log	22
2.2	Transfert radiatif dans un cylindre infinitésimal	23
2.3	Émission de plusieurs couches superposées, schéma simple	25
2.4	Principales contributions à l'émission globale du couvert	30
2.5	Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et à la température	35
2.6	Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et au contenu en eau de la végétation	36
2.7	Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et à l'albédo de simple diffusion simultanément	37
2.8	Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à la rugosité pour différentes valeurs d'humidité du sol	38
3.1	Représentation du site de mesures. Projection des lobes du radiomètre pour deux visées (\perp et \parallel) en considérant l'ouverture à -20 dB : $\beta = 45^\circ$ (pour un angle d'incidence $\theta = 40^\circ$)	48
3.2	Photographie de la grue supportant le radiomètre EMIRAD	49
3.3	Photographie du radiomètre EMIRAD supporté par la structure développée à l'INRA	50
3.4	Schéma simplifié du fonctionnement d'un radiomètre	51

3.5	Schéma électronique simplifié d'un radiomètre utilisant le principe de corrélation	54
3.6	Valeurs mesurées de la température de charge durant la campagne de mesure, (i) polarisation H, (ii) polarisation V	55
3.7	Charges mesurées sur la piscine en fonction de la température physique estimée, (i) polarisation H, (ii) polarisation V	56
3.8	Séquences de calibration du radiomètre EMIRAD	57
3.9	Comparaison entre les températures de brillance estimées par le radiomètre et les températures de brillance du plan d'eau estimée par le modèle de transfert radiatif	58
3.10	Exemple d'évolution de la températures de brillance mesurées en fonction de l'angle de visée θ (visée parallèle), + : polarisation H, * : polarisation V	59
3.11	Variations temporelles de la température de brillance pour $\theta = 50^\circ$, (i)=visée parallèle, (ii)=visée orthogonale	60
3.12	Évolution temporelle de l'humidité du sol mesurée par la méthode gravimétrique	63
3.13	Humidité gravimétrique en fonction des mesures TDR et droite de régression pour estimer l'humidité gravimétrique à partir des mesures TDR	64
3.14	Mesures journalières de la température du sol à différentes profondeurs (Kelvin)	65
3.15	Comparaison entre les mesures de la température infra-rouge thermique de la surface (Kelvin) au nadir et les estimations de la temperature effective	66
3.16	Variation temporelle du contenu en eau, de la masse humide et sèche mesurée de la végétation	67
3.17	Variation temporelle du contenu en eau de la végétation mesurée (+), associée à l'écart sur les mesures, et courbe d'interpolation (-)	68
4.1	Temporal variations in wheat water content W_c (\bullet) and soil moisture (2-cm top soil layer) m_v (-)	76
4.2	Computed values of τ as a function of incidence angle and for both polarizations using Model 1 (V(o),H(Δ)) or using the C_{pol} formulation (Model 2; V(- \times -), H(-+-)). The vertical bars denote the standard deviation in the estimations using Model 1.	83

4.3	Computed values of the temporal variations in the C_{pol} parameter (i) and $\tau(\theta = 0, H)$ (ii) using model 3	85
4.4	Computed values of the temporal variations in the b parameter at $\theta = 20^\circ$ (i) and $\theta = 40^\circ$ (ii) using Model 1 (V polarization \circ and H polarization Δ)	87
4.5	Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (\circ) soil moisture using (A1a)	89
4.6	Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (\circ) soil moisture for two-parameter retrieval (A2b) ($C_{pol} = 4$)	91
4.7	Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (\circ) soil moisture for three-parameter retrieval (A3)	91
4.8	Temporal variations in the retrieved values of C_{pol} (i) and $\tau(\theta = 0, H)$ (ii) using A3	92
5.1	Geometry of the \parallel and \perp azimuthal observation modes	99
5.2	Temporal variations in vegetation water content ($VWC, kg/m^2$) for each crop considered in this paper. The symbols (x,o,...) denote measurements of T_b	100
5.3	Time dependence of ω over EMIRAD (\parallel) using M_4 approach.	105
5.4	Dependence of b on view angle θ and polarization p for the \parallel (i) and \perp (ii) azimuthal viewing directions using the M_6 approach (Corn, EMIRAD, DoY 184-DoY 206)	107
5.5	Time dependence of b at $\theta = 40^\circ$ for the \parallel (i) and \perp (ii) viewing directions using the M_6 approach (Corn, EMIRAD)	107
5.6	Wheat (PORTOS-93 experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)	109
5.7	Wheat (PORTOS-93 experiment) : C_{pol} parameter vs the height of stems during the wheat growth (DoY 120- DoY 150)	110
5.8	Corn (BARC Experiment, \parallel) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)	111
5.9	Soybean (PORTOS-91 Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)	113
5.10	Soybean (BARC Experiment, \parallel) : dependence of b on view angle θ and polarization p	113

5.11	Grass (BARC Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)	114
5.12	Alfalfa (BARC Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)	115
6.1	Temporal variations in the vegetation water content (VWC , kg/m^2 for each crop considered in this paper. The symbols (o,+,*...) denote dates of T_b measurements	123
6.2	Sensitivity of the s_m retrievals to optical depth (τ) : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[\tau^{ini}, \sigma(\tau)]$ are : a=[0.05, 0.01], b=[0.05,2], c= $[\tau^*(t-1), 0.01]$, d= $[\tau^*(t-1), 2]$	130
6.3	Sensitivity of the s_m retrievals to the surface temperature $T_S(K)$: $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[T_S^{ini}, \sigma(T_S)]$ are : a=[$Tmean, 1$], b=[$Tmean, 3$], c=[$Tmean, 10$], d=[$Tir, 1$], e=[$Tir, 3$], f=[$Tir, 10$].	131
6.4	Sensitivity of the s_m retrievals to h_r : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[h_r^{ini}, \sigma(h_r)]$ are : a=[0,1e-5], b=[0,0.1], c=[0.2,1e-5], d=[0.2,0.1], e=[0.5,1e-5], f=[0.5,0.1].	131
6.5	Sensitivity of the s_m retrievals to $\omega(H)$: $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[\omega(H)^{ini}, \sigma(\omega(V)/\omega(H))]$ are : a=[1e-3,1e-5], b=[1e-3,0.3], c=[0.05,1e-5], d=[0.05,0.3], e=[0.1,1e-5], f=[0.1,0.3].	132
6.6	Sensitivity of the s_m retrievals to C_{pol} : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[C_{pol}^{ini}, \sigma(C_{pol})]$ are : a=[1,1e-5], b=[1,2], c=[4,1e-5], d=[4,2].	133
6.7	$RMSE$ (x) and efficiency ($E/10$) (o) obtained using the five best configurations in the s_m retrievals over each data set using both polarisation (i) or the H polarization only (ii)	135
6.8	Time variations in the measured (–) and retrieved (o) surface soil moisture during the EMIRAD 2001 campaign	138

6.9	Time variations in the retrieved τ parameter during the EMIRAD 2001 campaign (o). Values of τ computed using $\tau = b W_c$, with $b = 0.1$ are shown (- -)	138
6.10	Time variations in the retrieved C_{pol} and $\omega(H)$ parameters during the EMIRAD 2001 campaign	139

Liste des tableaux

3.1	Principales caractéristiques du radiomètre EMIRAD	54
3.2	Température des diodes à bruit	57
3.3	Profil moyen de densité du sol lors de la campagne EMIRAD 2001	61
3.4	Valeurs mesurées de la rugosité par le rugosimètre à aiguille, sur la parcelle de maïs (parcelle Ouest)	67
3.5	Valeurs mesurées de la rugosité par le rugosimètre à aiguille sur la parcelle de sol nu	68
4.1	Configuration of the different SM retrieval approaches. Except for (A1a), six incidence angles ($\theta = 0, 20, 30, 40$ and 50°) were generally used in the retrievals.	81
4.2	Comparison of the <i>RMSE</i> and <i>AIC</i> obtained with Models 1, 2 and 3 for different configurations (k_M =number of unknown parameters)	83
4.3	Values of <i>RMSE</i> and bias obtained with the different configurations, Except for A1a six incidence angles ($\theta = 0, 10, 20, 30, 40$ and 50°) where used in the retrieval process	90
5.1	Soil Characteristics of the different test sites	100
5.2	Modeling approaches M_n , $n=1,6$	103
5.3	Comparison of modeling approaches M_N , $N=1,6$ over EMIRAD (// configuration)	104
5.4	<i>RMSE</i> between measured and simulated T_b computed over the whole data set for several values of ω	106
6.1	Soil Characteristics of the three sites	124
6.2	Abbreviation and number of T_b data for each data set	125
6.3	Initial configurations of the retrieval process	128

6.4	Best configurations and $RMSE$ in the s_m retrievals considering the global data set	133
6.5	$RMSE$ in the s_m retrievals using calibrated soil and vegetation parameters	136
6.6	Best-fit initial values of the paramters (h_r , C_{pol} and $\omega(H)$) over each data set	137

Introduction générale

Pour la communauté scientifique, il semble de plus en plus évident que la production de gaz à effet de serre en grande quantité modifie le climat. Quantifier l'intensité possible de ce changement climatique, ainsi que diagnostiquer les causes exactes deviennent alors des enjeux majeurs pour éventuellement anticiper l'évolution de notre environnement. Ainsi, un effort important est initié depuis une vingtaine d'années dans la recherche spatiale avec comme but d'observer notre planète et suivre son évolution. L'utilisation des satellites permet d'accéder à des informations diverses sur l'état de la surface avec une grande répétitivité temporelle et à des échelles spatiales inaccessibles depuis la surface. Ces satellites scrutent la surface de la Terre à l'aide de nombreux capteurs qui ont tous en commun de mesurer l'intensité (et/ou d'autres caractéristiques) d'une onde électromagnétique (EM) provenant de la terre (ondes visibles, infra-rouge, micro-ondes...). Les ondes EM émises (ou réfléchies) par la surface sont en effet liées à certaines caractéristiques (physiques ou biologiques) de celle-ci ; ce principe est celui sur lequel repose la télédétection.

Sur la surface continentale, l'émission micro-onde est liée à la température du sol, au relief ainsi qu'à la présence d'eau (pour les longueurs d'ondes les plus grandes). Neige et végétation modifient également cette émission. Selon la fréquence de mesure, il est possible d'obtenir des informations sur les nuages, les pluies ou sur l'humidité du sol. De nombreux travaux ont montré que l'utilisation des basses fréquences permettait de cartographier la quantité d'eau sur la surface du sol [70, 35, 34, 96, 81, 12]. Or, il a été montré que la cartographie de l'humidité du sol serait une avancée importante dans l'étude de l'évolution de climat [43, 28], mais aussi dans l'effort effectué afin d'améliorer les prévisions météorologiques [20, 16]. Cette information pourrait également être utilisée dans la prévision des inondations, des risques d'incendies et aider (à plus long terme) la gestion des ressources en eau à l'échelle régionale. L'utilisation des micro-ondes présente un avantage supplémentaire, elle permet d'observer la surface malgré la présence de nuages ; ainsi, et

contrairement aux capteurs fonctionnant dans les domaines visibles et proche infra-rouge, les mesures peuvent être effectuées continuellement sur l'ensemble de la planète. C'est pour ces raisons qu'un effort de recherche en télédétection à ces fréquences est effectué depuis quelques années.

Une partie de cet effort a été dirigé vers l'utilisation des techniques RADAR [45, 73, 104]. Ces techniques consistent à envoyer une onde EM vers la surface pour ensuite analyser l'onde réfléchie. La réflectivité du sol étant liée à l'humidité, il est possible d'estimer la quantité d'eau en mesurant l'intensité de cette onde réfléchie. Cependant, cette méthode présente plusieurs inconvénients :

- D'abord, lorsqu'il y a présence de végétation sur ce sol, l'onde EM est doublement atténuée par le couvert végétal. Seuls les sols nus ou peu couverts permettent alors l'utilisation de ces techniques.
- Ensuite, il est délicat d'estimer l'humidité du sol car la rugosité du sol a, aux fréquences utilisées un effet important. Si cette rugosité est due au travail du sol (sur des champs labourés) l'orientation du labour affecte le signal significativement.

L'utilisation des micro-ondes passives permet de réduire l'effet de la végétation ainsi que l'effet de la rugosité. Il existe déjà plusieurs capteurs qui mesurent l'émission micro-onde de la surface : SSMR¹, SSM/I² (fréquences de mesure : 19 et 37 GHz), AMSR (sur le satellite ADEOS), AMSR-E³ (fréquences : 6 GHz-30 GHz). Ces derniers utilisent des fréquences élevées, avec un angle unique de visée. À ces fréquences, le signal est encore sensible à la présence de végétation, aux effets atmosphériques et à la rugosité du sol, il n'est alors pas possible d'estimer avec précision la quantité d'eau dans le sol. En revanche, il a été montré que l'utilisation d'une fréquence de 1.41 GHz (bande L) permettrait d'effectuer des mesures plus représentatives des conditions d'humidité [70, 36, 12].

Dans les années à venir, un satellite d'un type nouveau devrait être envoyé dans l'espace. La mission SMOS (pour Soil Moisture and Ocean Salinity) [41], a été initiée par le CNES (Centre National d'étude Spatiale) et est actuellement conduite par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) dans le cadre des projets "Earth Explorer Opportunity". Le satellite (la plate forme sera de type PROTEUS, base de nombreux mini-satellites actuels) portera un instrument nouveau nommé MIRAS qui effectuera des mesures multi-angulaires de la température de brillance de la surface terrestre à la fréquence 1.41 GHz

¹Scanning Multichannel Microwave Radiometer

²Special Sensor Microwave/Imager

³Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS

(bande L). Jusqu'à récemment, la technologie ne permettait pas d'effectuer des mesures de l'émission micro-onde à cette fréquence (il est en effet nécessaire d'utiliser une antenne de grande taille pour avoir une résolution spatiale intéressante). Le nouveau concept est basé sur la technique d'interférométrie issue de la radio astronomie [81, 80]. Le radiomètre MIRAS [3, 19, 47] sera composé de 72 récepteurs disposés sur trois bras placés en Y. La température de brillance T_b (liée à la quantité d'énergie émise) sera reconstituée à l'aide des corrélations entre chaque récepteur. Cette technique permettra d'acquérir une mesure en différents points de la surface simultanément et ainsi, avec le mouvement du satellite, il sera possible de voir une même cible sous différents angles de visée à quelques secondes d'intervalle [83]. La température de brillance sera mesurée pour les deux polarisations Horizontale (H) et Verticale (V). Ces conditions d'observation de la surface offriront un avantage conséquent à la mission : disposant de plusieurs mesures simultanées, il sera alors possible d'extraire différentes informations concernant la cible : humidité du sol, température du sol et épaisseur optique de la végétation [103] sur la surface continentale ; salinité de l'eau, température de l'eau, vitesse et direction du vent sur les surfaces océaniques [27]. Parallèlement au projet technologique dont l'objectif est le lancement du satellite SMOS, un travail important de recherche est entamé depuis quelques années dans le but de mettre au point la future chaîne de traitement qui fournira des cartes d'humidité du sol.

La présence de végétation reste pourtant un des problèmes majeurs à résoudre lorsque l'on souhaite mesurer l'humidité du sol : à l'exclusion des zones arides, une grande majorité des surfaces continentales est recouverte de végétation. Ce couvert atténue l'émission du sol et ajoute sa propre émission. La conséquence est que la mesure de l'émission micro-onde de la surface est moins sensible aux variations de l'humidité du sol. De plus, la résolution du radiomètre MIRAS sera d'environ 40 Km. Sur chaque tache élémentaire de mesure de T_b , différents types de surfaces et de couverts végétaux seront présents. Or, les effets de chaque type de végétation sur l'émission globale, sont différents. C'est pour ces raisons qu'un travail important est nécessaire pour comprendre les processus d'interaction entre le rayonnement EM et le couvert végétal, et mettre au point des modèles de transfert radiatif (ou des techniques d'estimations) performants et simples. De nombreuses stratégies d'estimation de l'humidité du sol sous couvert végétal ont été étudiées en fonction de la configuration d'observation utilisée (angle, polarisation, fréquences de mesures...) [95]. Les techniques d'estimation de l'humidité du sol par classification puis études statistiques [74, 1] (régression basée sur l'utilisation d'indices tels que le MPDI) sont des méthodes

simples mais qui posent le problème d'être très dépendantes du site d'observation : en effet, les paramètres de la régression sont calibrés sur un site particulier et ne peuvent être utilisés que sur des sites voisins... Cette technique ne peut donc pas être utilisée en routine sur l'ensemble de la surface continentale. Les méthodes les plus adaptées pour effectuer cette estimation utilisent les modèles de transfert radiatif semi-empiriques ou physiques afin de simuler les températures de brillance de chaque cible.

L'émission micro-onde du sol est liée à sa permittivité diélectrique ; or la permittivité de l'eau est beaucoup plus importante que celle des particules de terre, ainsi l'émission du sol est due à la quantité d'eau présente dans le sol. Différents modèles permettent de lier le contenu en eau du sol à sa permittivité [89, 18]. Les équations de FRESNEL permettent alors d'estimer la réflectivité du sol et donc son émissivité, avec éventuellement une correction due à la rugosité du sol. L'effet de la végétation sur l'émission du sol est généralement simulé en utilisant le modèle semi-empirique $\tau - \omega$. Ce modèle, valide pour des longueurs d'onde relativement grandes, est une solution d'ordre zéro des équations du transfert radiatif : la matrice de phase qui caractérise les diffusions multiples est en effet négligée. Le paramètre τ , l'épaisseur optique du couvert végétal, caractérise l'atténuation d'une onde traversant l'ensemble de la couche. L'albédo de simple diffusion, ω quantifie la diffusion par rapport à l'absorption dans le milieu. Peu d'informations concernant la surface sont nécessaires pour calculer la température de brillance de la surface : structure et densité du sol, qui ont un effet assez faible, sont disponibles dans des bases de données... La rugosité du sol est caractérisée par un ou deux paramètres (en bande L, seule l'utilisation d'un paramètre est pertinente) qui sont généralement préalablement étalonnés (en utilisant des mesures sur sol nu par exemple) ou fixés à des valeurs arbitraires. Enfin la température de la surface doit être estimée. Différentes possibilités sont envisageables pour estimer les deux paramètres de végétation : l'épaisseur optique peut être reliée linéairement au contenu en eau de la végétation, la pente de cette relation est fixée pour chaque type de couvert [33], et des estimations complémentaires du contenu en eau sont nécessaires (par estimation du LAI ou NDVI par exemple [1]). Une valeur fixe et faible est la plupart du temps attribuée à l'albédo de simple diffusion, simplifiant ainsi le problème [96]. Wigneron et al. [103] ont montré que l'utilisation de données multi-angulaires permettait d'estimer simultanément l'humidité du sol et l'épaisseur optique de la végétation (il existe bien d'autres méthodes présentées dans [95]).

L'objectif de cette thèse est, dans le cadre de la mission SMOS, d'améliorer nos connaissances sur le transfert radiatif dans la végétation afin d'utiliser le modèle $\tau - \omega$ pour estimer

au mieux l'humidité du sol à partir de données radiométriques multi-angulaires acquises sur différents types de couverts. Ce travail est effectué en trois étapes :

- (1) étude du modèle sur un couvert de blé afin de connaître les valeurs prises par les paramètres de végétation et tester l'inversion de plusieurs paramètres par régression non linéaire,
- (2) estimation des paramètres τ et ω sur différents types de couverts végétaux (aux caractéristiques différentes) en fonction de l'angle et de la polarisation,
- (3) inversion de plusieurs paramètres simultanément à l'estimation de l'humidité du sol sur l'ensemble des couverts pour lesquels nous disposons de mesures radiométriques.

L'objectif de cette dernière étape est d'évaluer différentes stratégies d'inversion ainsi que la précision de l'estimation de l'humidité du sol.

Ce rapport de thèse est composé de six parties, trois parties rédigées en français (Chapitres 1, 2 et 3) et trois parties correspondant aux trois articles rédigés en anglais (Chapitres 4, 5 et 6). Le premier article est accepté pour publication dans la revue *Remote Sensing of Environment*, le second est accepté dans la revue *IEEE transaction on Geoscience and Remote Sensing* et le dernier a été soumis à ce même journal.

- Dans la première partie (chapitre I), nous présentons les principes physiques utilisés en télédétection. Nous rappelons les lois définissant le comportement des ondes électromagnétiques, les principes liés à la polarisation d'une onde, puis nous décrivons l'évolution de ces dernières en présence d'une interface entre deux milieux différents. Ces lois nous permettront par la suite de décrire les modèles de transfert radiatif dans le sol et la végétation.
- Cette étude s'appuie sur l'inversion d'un modèle de transfert radiatif dans la végétation afin de séparer l'effet du sol sur l'émission globale et estimer l'humidité du sol. La seconde partie est consacrée à la modélisation de l'émission micro-onde d'une surface couverte de végétation. Nous rappelons d'abord les grandeurs liées à la radiométrie hyperfréquence (température de brillance, émissivité). Les équations du transfert radiatif sont alors établies pour des milieux quelconques. Nous présentons ensuite les modèles de permittivité du sol, puis les modèles de réflectivité pour une surface rugueuse. Enfin, le modèle $\tau - \omega$ est établi à partir des équations du transfert radiatif moyennant quelques hypothèses simplificatrices. Pour conclure cette partie, nous rappelons quelques définitions de statistique pour présenter ensuite la régression non linéaire qui permet d'estimer les paramètres inconnus d'un

modèle.

- Nous présentons dans la troisième partie la campagne de mesure effectuée durant cette thèse sur le site expérimental de l'INRA (Institut National de la Recherche Agronomique) d'Avignon. Le site de mesures, le radiomètre utilisé et son principe de fonctionnement, les mesures effectuées sur le sol et le couvert sont détaillées ici ainsi que les résultats obtenus. Cette campagne expérimentale complète les jeux de données multi-angulaires existants : BARC 1981 (durant cette campagne, la période de mesure était relativement courte), PORTOS 1991 et 1993. Les campagnes de mesures permettent d'évaluer les paramètres des modèles ainsi que de tester les méthodes d'estimation des variables de surface telles que l'humidité du sol.
- La quatrième partie présente l'article "Retrieving soil moisture over a wheat field : comparison of different methods" [58]. Cette étude consacrée au transfert radiatif dans un couvert de blé (campagne PORTOS 1993) utilise les critères de choix de modèle (AIC) pour tester différentes variantes du modèle $\tau - \omega$ dans un sens direct : les grandeurs liées au sol sont supposées connues, seuls les paramètres de végétation sont inconnus. Les modèles sélectionnés sont ensuite comparés dans le sens inverse (estimation de l'humidité du sol) afin d'évaluer quel modèle permet une meilleure estimation du contenu en eau de la surface.
- La cinquième partie est constituée de l'article "Characterizing the Dependence of Vegetation Model Parameters on Crop Structure, View Angle and Polarization at L-Band" [102]. Cet article, consacré à l'estimation des paramètres micro-ondes de la végétation complète la première partie de l'étude précédente en l'appliquant à d'autres types de couvert. La connaissance des paramètres micro-ondes en fonction de la configuration de visée et pour différents couverts est nécessaire pour établir les algorithmes les plus performants d'estimation de l'humidité du sol pour la mission SMOS.
- Enfin, dans la dernière partie nous présentons l'article intitulé "N-parameter retrievals from L-band microwave observations acquired over a variety of crop fields" [60]. Ce travail, qui est une généralisation du travail d'inversion du modèle $\tau - \omega$ effectué sur le couvert de blé, porte sur l'inversion de plusieurs variables (humidité, épaisseur optique, rugosité du sol...) simultanément sur plusieurs types de couverts végétaux. L'objectif est de trouver les meilleures configurations d'inversion selon les informations *a priori* dont nous disposons sur des surfaces aux caractéristiques variées. Cette étude nous a permis d'évaluer ainsi la précision sur l'estimation de

l'humidité du sol par inversion du modèle $\tau - \omega$.



FIG. 1 – Le satellite SMOS, vue d'artiste

Chapitre 1

Électromagnétisme, Bases physiques de la Télédétection

Nous l'avons vu dans l'introduction de cette thèse, la télédétection est basée sur l'interprétation des informations transmises par les ondes électromagnétiques (EM) (ou dans certains domaines par les ondes acoustiques). Ces ondes, lorsqu'elles sont émises par un objet, ou lorsqu'elles interagissent (par réflexion ou par transmission) avec un objet, portent de l'information sur certaines caractéristiques physiques (directement ou indirectement) de l'objet. Connaître les mécanismes physiques à l'origine de l'émission, ou connaître la nature de l'interaction en question, par l'intermédiaire d'un modèle, est la première étape du travail visant à exploiter le lien entre les caractéristiques physiques intrinsèques de l'objet et l'onde EM mesurée à distance.

Cette première partie est dédiée à la présentation de ces principes théoriques qui ont été mis en oeuvre durant cette thèse. Nous décrivons ici les équations permettant de comprendre la propagation des ondes EM, nous définissons la polarisation de ces ondes, et enfin nous décrivons le comportement de ces ondes dans un milieu matériel et en présence d'une interface entre deux milieux. Ces connaissances nous permettront ensuite de modéliser le comportement de cette onde dans un milieu plus complexe qu'est le couvert végétal et de comprendre le lien entre émission micro-onde et humidité du sol.

L'électromagnétisme et l'optique (géométrique et physique), processus qui nous intéressent ici, sont traités dans les livres très complets de Born et Wolf [6] et de Feynman [23], ainsi que dans les ouvrages consacrés à la télédétection hyper-fréquence (passive et active) de Ulaby [76], nous ne présenterons donc que les principes élémentaires qui nous seront utiles dans la suite de ce rapport.

1.1 Les ondes électromagnétiques

Pour initier notre présentation des principes de l'électromagnétisme, commençons par rappeler les équations de MAXWELL (1831-1879) dans un milieu quelconque :

$$\left\{ \begin{array}{l} \vec{\nabla} \cdot \vec{E}(\vec{r}, t) = \frac{\rho}{\epsilon_0} \\ \vec{\nabla} \cdot \vec{B}(\vec{r}, t) = 0 \\ \vec{\nabla} \times \vec{E}(\vec{r}, t) + \frac{\partial \vec{B}(\vec{r}, t)}{\partial t} = 0 \\ \vec{\nabla} \times \vec{B}(\vec{r}, t) - \epsilon \mu \frac{\partial \vec{E}(\vec{r}, t)}{\partial t} = \mu_0 \vec{j} \end{array} \right. \quad (1.1)$$

Où \vec{E} et \vec{B} sont les champs électriques¹ et magnétiques, ϵ_0 et μ_0 désignent la permittivité et la perméabilité du vide, \vec{r} et t sont les variables d'espace et de temps, ρ et \vec{j} désignent la densité de charge électrique et la densité de courant électrique respectivement.

Ces équations décrivent les dérivées spatiales et temporelles des vecteurs \vec{E} et \vec{B} dans un milieu dont l'environnement a des propriétés physiques continues.

- La première équation de MAXWELL est une forme locale du théorème de GAUSS² sur les champs électriques. Cette équation décrit la production de champ électrique par les charges.
- La seconde équation indique qu'il n'existe pas de charges magnétiques.
- La troisième équation indique qu'il n'existe pas de lignes de champs fermées et signifie qu'en dehors des charges, un champ électrique peut aussi être produit par un champ magnétique variable.

¹Rappelons que le champ électrique peut être défini par la relation

$$\vec{F} = q \vec{E}$$

où \vec{F} est la force liant deux charges électriques appliquées sur la charge q . Notons de plus que la force \vec{F} s'exprime

$$\vec{F} = \frac{1}{4\pi\epsilon_0} \frac{qq' \vec{r}}{r^3}$$

où \vec{r} est le vecteur allant de la charge q à la charge q' et où ϵ_0 est la permittivité du vide (la loi de COULOMB)

²Le théorème de GAUSS nous donne

$$\oiint_S \vec{E} \cdot d\vec{S} = \frac{\sum_i q_i}{\epsilon_0}$$

où S est une surface fermée et orientée

- La dernière équation est une forme locale du théorème d'AMPERE³. Le terme $-\epsilon\mu\frac{\partial\vec{E}(\vec{r},t)}{\partial t}$ indique qu'en dehors des courants, un champ magnétique peut être produit par un champ électrique variable.

A partir de ces équations de MAXWELL, un développement assez simple nous permet d'établir les équations de propagation d'une onde dans le milieu (ici hors présence de charges, ni courants) :

$$\begin{cases} \nabla^2\vec{E}(\vec{r},t) - \mu\epsilon\frac{\partial^2\vec{E}(\vec{r},t)}{\partial t^2} = 0 \\ \nabla^2\vec{B}(\vec{r},t) - \mu\epsilon\frac{\partial^2\vec{B}(\vec{r},t)}{\partial t^2} = 0 \end{cases} \quad (1.2)$$

Et à partir de ces équations différentielles, il est possible de trouver un ensemble de solutions définissant la forme d'une onde plane. Pour le champ électrique, l'expression générale de cette onde (dite alors onde monochromatique) est alors la suivante :

$$\vec{E}(\vec{r},t) = \vec{E}_0 \cos(\omega t - \vec{k}\cdot\vec{r}) \quad (1.3)$$

Ici, ω est la vitesse angulaire, \vec{k} est le vecteur d'onde (qui indique la direction de propagation) et \vec{E}_0 est l'amplitude de l'onde. Ainsi, une des solutions possibles des équations de propagation (et donc des équations de Maxwell) est un ensemble de fonctions sinusoïdales. Il existe de même une équation similaire pour le champ magnétique \vec{B} . La relation entre vecteur d'onde, vitesse angulaire et μ et ϵ est appelée relation de dispersion :

$$k^2 = \omega^2\mu\epsilon \quad (1.4)$$

La structure de l'onde plane ainsi formulée est telle que les deux vecteurs \vec{E} et \vec{B} sont perpendiculaires entre eux et perpendiculaires à la direction de propagation de l'onde (donc au vecteur \vec{k} , tel que sur la figure 1.1).

Nous pouvons lier k à la longueur d'onde λ et ω à la période T

$$k = \frac{2\pi}{\lambda}$$

³Le théorème d'AMPERE nous donne

$$\oint_C \vec{B}\cdot d\vec{l} = \mu_0 \sum_i I_i$$

où μ est la perméabilité du vide, C est un chemin fermé et orienté et I est un courant électrique

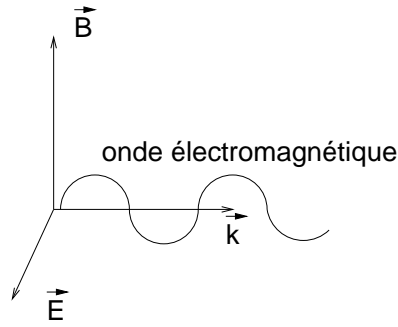


FIG. 1.1 – Vecteurs électrique, magnétique et vecteur d'onde

et

$$\omega = \frac{2\pi}{T}$$

La vitesse de propagation de l'onde dans le milieu μ (vitesse de phase) est alors :

$$\mu = \frac{dz}{dt} = \frac{\omega}{k} = \frac{1}{\sqrt{\mu\epsilon}} \quad (1.5)$$

Dans le cas particulier où le milieu de propagation est le vide, $\epsilon = \epsilon_0$ et $\mu = \mu_0$, la vitesse de propagation de l'onde est égale à la vitesse de la lumière $c = 299\,792\,458 \text{ km/s}$.

La permittivité et la perméabilité d'un milieu peuvent être exprimées en fonction de celle du vide. Le milieu sera ainsi caractérisé par sa permittivité relative $\epsilon_r = \epsilon/\epsilon_0$ et sa perméabilité relative $\mu_r = \mu/\mu_0$. On définit par ailleurs la longueur d'onde et le nombre d'onde dans le milieu de propagation en référence à la longueur d'onde dans le vide λ_0 et au nombre d'onde k_0 , par les relations

$$\lambda = \frac{\lambda_0}{\sqrt{\epsilon_r}}$$

et

$$k = \frac{k_0}{\sqrt{\epsilon_r}}$$

Ceci permet de définir un indice de réfraction du milieu (n) qui est le rapport de la vitesse de propagation de l'onde dans le vide sur la vitesse de propagation de l'onde dans le milieu

$$n = \frac{c}{\nu} = \sqrt{\epsilon_r}$$

L'indice de réfraction est ainsi la racine carrée de la permittivité relative du milieu.

1.2 Polarisation

Nous venons de le voir dans le paragraphe précédant, le champ électrique et le champ magnétique sont perpendiculaires l'un à l'autre, et appartiennent au plan orthogonal à la direction de propagation de l'onde (ce plan est appelé plan d'onde). La polarisation d'une onde caractérise l'évolution du champ électrique \vec{E} dans ce plan d'onde. Plus précisément, la nature de la polarisation de cette onde est définie par l'évolution de \vec{E} . Ainsi, si le vecteur \vec{E} décrit une ellipse, la polarisation est dite elliptique, si elle décrit un cercle, elle est dite circulaire. Si \vec{E} varie de manière aléatoire, l'onde n'est pas polarisée.

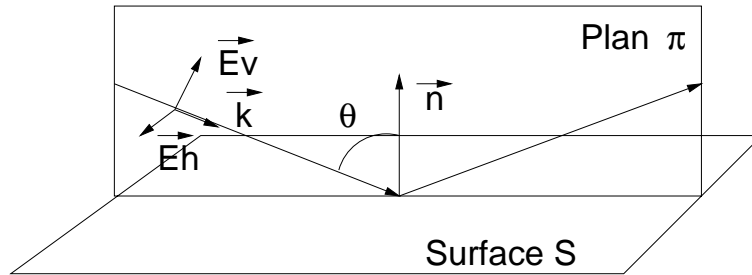


FIG. 1.2 – Composantes horizontale et verticale d'une onde plane incidente sur une surface (S), le plan π définit le plan d'incidence

Par ailleurs, il est habituel dans les problèmes d'interaction onde-matière de décomposer le vecteur \vec{E} en deux vecteurs orthogonaux dont les directions sont relatives à la géométrie du problème. Considérons une onde plane de direction \vec{k} , incidente sur une surface S de normale \vec{n} (figure 1.2). Le plan d'incidence est défini comme le plan constitué par la normale à la surface \vec{n} et la direction de propagation \vec{k} . Le vecteur \vec{E} est décomposé suivant deux directions orthogonales de polarisation :

- La direction horizontale pour laquelle \vec{E} est perpendiculaire au plan d'incidence. La composante du champ électrique dans cette direction de polarisation est notée \vec{E}_H (ou dans certains cas \vec{E}_{\parallel}).
- La direction verticale pour laquelle \vec{E} est parallèle au plan d'incidence. La composante du champ électrique dans cette direction de polarisation est notée \vec{E}_V (ou dans certains cas \vec{E}_{\perp})

1.3 Interactions onde-matière

Nous allons maintenant aborder l'interaction entre une onde EM et la matière. Plus précisément, nous présentons ici le comportement d'une onde se propageant dans un premier milieu puis rencontrant une interface avec un second milieu aux propriétés diélectriques différentes. Ce cas est assez proche du cas concret de l'interface entre sol et atmosphère qui nous intéressera plus tard. Nous ne traiterons ici que le cas d'une interface plane, la réflexion sur une interface rugueuse sera traitée dans la partie suivante. Nous compléterons cette description par un calcul permettant d'évaluer la profondeur de pénétration d'une onde dans un milieu matériel, cette grandeur est liée à la profondeur effective d'émission.

1.3.1 Interaction avec une interface plane

Notons d'abord que la notion d'interface plane ou rugueuse n'est pas intrinsèque à la surface, elle est relative à la longueur d'onde du rayonnement. Ainsi, une interface sera considérée comme plane si les irrégularités sont d'une dimension très petite comparée à la longueur d'onde.

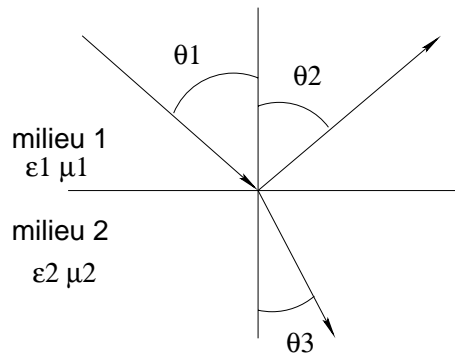


FIG. 1.3 – Réflexion et réfraction à l'interface de deux milieux

Dans ce cas (figure 1.3), ce sont les lois de SNELL-DESCARTES (SNELL, 1580-1626, DESCARTES, 1596-1650) qui relient la direction des ondes planes réfléchies et réfractées à celle de l'onde plane incidente pour une interface plane séparant les milieux 1 et 2 :

$$\begin{cases} \theta_2 = \theta_1 \\ n_2 \sin \theta_3 = n_1 \sin \theta_1 \end{cases} \quad (1.6)$$

Si nous considérons maintenant l'amplitude A de l'onde incidente sur la surface plane, il est possible d'exprimer l'amplitude des ondes réfléchies et réfractées en fonction de A en considérant les lois de SNELL-DESCARTES et les conditions de continuité à l'interface. Les formules que l'on obtient ainsi sont les formules de FRESNEL (obtenues en 1823).

Les amplitudes de l'onde réfractée sont alors :

$$\begin{cases} T_H = \frac{2n_1 \cos \theta_1}{n_2 \cos \theta_1 + n_1 \cos \theta_2} A_H \\ T_V = \frac{2n_1 \cos \theta_1}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} A_V \end{cases} \quad (1.7)$$

et de l'onde réfléchie :

$$\begin{cases} R_H = \frac{n_1 \cos \theta_1 - n_2 \cos \theta_2}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} A_H \\ R_V = \frac{n_1 \cos \theta_2 - n_2 \cos \theta_1}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} A_V \end{cases} \quad (1.8)$$

La réflectivité r_p et la transmittivité t_p (p pour H ou V), caractérisant le phénomène en terme d'intensité, sont couramment utilisées en transfert radiatif où seule l'intensité de l'onde est prise en compte. r_p et t_p s'expriment en fonction des coefficients de FRESNEL selon la relation :

$$\begin{cases} r_p = |R_p|^2 \\ t_p = |T_p|^2 \end{cases} \quad (1.9)$$

Enfin rappelons la relation entre réflectivité et transmittivité, fondée sur la conservation de l'énergie :

$$r_p + t_p = 1 \quad (1.10)$$

Dans le cas général, si l'on considère l'émission propre du milieu, nous obtenons l'équation :

$$\boxed{e_p + r_p + t_p = 1} \quad (1.11)$$

où e_p représente l'émissivité du corps.

1.3.2 Profondeur de pénétration

Parallèlement aux processus de réflexion et de transmission qui apparaissent au niveau d'une interface, l'absorption intervient lors de la propagation de l'onde dans un milieu. Une caractérisation de cette absorption permettra d'évaluer la profondeur effective d'émission d'un milieu.

Les milieux matériels sont caractérisés par une permittivité complexe :

$$\epsilon_r = \epsilon - i \frac{\sigma}{\omega} \quad (1.12)$$

où σ représente la conductivité électrique du milieu.

L'expression de la permittivité complexe découle des équations de MAXWELL pour un milieu en présence de charges libres. Le champ électrique \vec{E} , solution des équations de MAXWELL pour une onde se propageant suivant l'axe z , a pour expression :

$$E_x = E_{x0} \exp(-\alpha z) \cos(\beta z - \omega t) \quad (1.13)$$

α et β sont appelés respectivement constante d'atténuation et constante de phase.

$$\alpha = k_0 |\text{Im}(\sqrt{\epsilon_r})| \text{ et } \beta = k_0 |\text{Re}(\sqrt{\epsilon_r})|.$$

$\text{Re}(z)$ et $\text{Im}(z)$ sont respectivement les parties réelle et imaginaire du nombre complexe z .

Le facteur exponentiel traduit l'atténuation de l'onde au cours de sa propagation dans le milieu. On définit une longueur d'absorption qui est la distance au bout de laquelle l'amplitude du champ est divisée d'un facteur e . En terme d'intensité, on définit le coefficient d'absorption K_a [Npm^{-1}] qui caractérise le rapport entre la puissance absorbée sur la puissance incidente [76] :

$$K_a = 2\alpha = \frac{2\pi}{\lambda} \sqrt{\frac{\epsilon'}{2} \left(\sqrt{1 + \left(\frac{\epsilon''}{\epsilon'}\right)^2} - 1 \right)} \quad (1.14)$$

La profondeur de pénétration δ_p dans le milieu est telle que $\int_0^{\delta_p} K_a(z) dz = 1$.

Ainsi $\delta_p = \frac{1}{2\alpha}$ dans le cas où K_a varie peu avec z .

Pour un milieu où les pertes par absorption sont faibles, i.e. $\text{Im}(\epsilon_r) \ll \text{Re}(\epsilon_r)$

$$\delta_p \approx \frac{\lambda \sqrt{\text{Re}(\epsilon)}}{2\pi \text{Im}(\epsilon)}$$

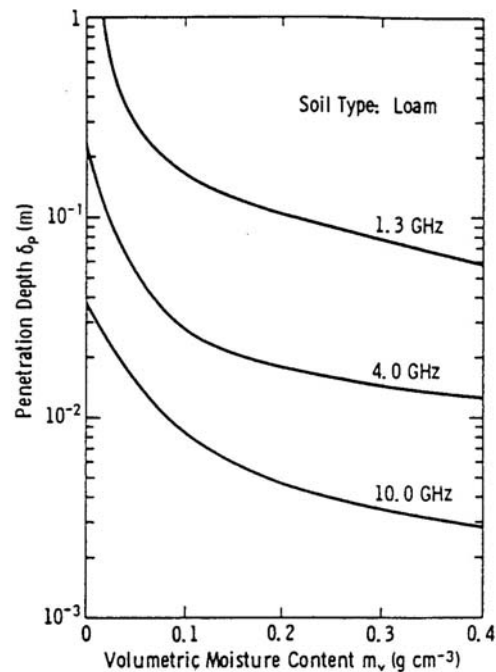


FIG. 1.4 – Profondeur de pénétration d’une onde dans le sol, pour différentes humidités et pour trois fréquences (1.3, 4 et 10 GHz) [77]

La figure 1.4 illustre les variations de la profondeur de pénétration δ_p pour un sol en fonction de son humidité, pour différentes fréquences. On observe que pour la fréquence 1.3 GHz (proche de la bande L) et pour des humidités variants entre 0.1 et 0.4 g/cm^3 , la profondeur de pénétration de l’onde se situe entre 20 cm et 5 cm.

1.4 Conclusion

Les équations présentées ici permettent de décrire le comportement d’une onde électromagnétique dans le vide, dans un milieu matériel et à l’interface entre deux milieux aux caractéristiques électriques différentes. Cependant, elles ne sont pas suffisantes pour comprendre des phénomènes réels d’émission micro-onde ou d’interaction entre une onde et un milieu complexe tel que la végétation et le sol... C’est pour cette raison qu’il est nécessaire d’utiliser des modèles permettant de décrire simplement les milieux considérés ainsi que les différents aspects de l’émission, de la réfraction et la réflexion des ondes EM au sein de ce milieu.

Chapitre 2

Téledétection micro-onde passive

Quel est le lien entre l'émission micro-onde d'un objet et les propriétés diélectriques de celui-ci ? Comment quantifier cette émission ? Comment modéliser le processus complexe d'interaction entre un rayonnement micro-onde et un couvert végétal ?

Pour répondre à ces questions, nous disposons maintenant de quelques connaissances physiques quant à la nature d'une onde électromagnétique ; nous avons également présenté les équations permettant de décrire son comportement lors de l'interaction avec une surface plane. Les modèles de transfert radiatif dans un couvert végétal et dans le sol reposent d'une part sur ces équations et d'autre part sur certaines hypothèses simplificatrices. Ces deux milieux sont en effet complexes (formes des plantes très diverses, hétérogénéités inaccessibles...) et ne peuvent donc pas être représentés théoriquement. Ainsi, selon le type d'hypothèse retenue, le milieu sera considéré comme plus ou moins complexe et le modèle de transfert radiatif sera également plus ou moins compliqué. Les modèles les plus proches de la réalité (prenant en compte la complexité du milieu) [38, 40, 93] considèrent que la végétation est formée de cylindres et d'ellipses répartis aléatoirement dans l'espace, la diffusion par les feuilles est alors calculée à l'aide de l'approximation de Rayleigh-Gans [39]. Pourtant, dans le cadre du lancement d'un satellite et donc pour le traitement de manière routinière de données radiométriques, il est nécessaire de disposer d'un modèle de transfert radiatif simple, ne faisant intervenir que peu de paramètres. Un modèle adéquat à la fréquence 1.41 GHz est le modèle tau-omega ($\tau - \omega$). Associé à un modèle de permittivité du sol et à un modèle de réflexion sur une surface rugueuse, il permet de simuler la température de brillance d'une surface couverte de végétation. Le paramètre τ quantifie l'atténuation d'une onde lors de la traversée du couvert, et ω quantifie l'importance de la diffusion par rapport à l'absorption dans le milieu.

Nous présentons dans cette partie les grandeurs utilisées en télédétection micro-onde,

intensité spécifique, température de brillance, pour ensuite développer les équations du transfert radiatif (en micro-onde) dans un milieu diélectrique homogène. Ces équations appliquées à la végétation permettent d'établir le modèle $\tau - \omega$. Parallèlement, nous présentons les modèles de permittivité du sol et de rugosité pour estimer l'émission du sol seul. Le modèle ainsi établi pourra être utilisé en sens direct (utilisation des mesures d'humidité pour calculer les températures de brillance) ou en sens inverse, i.e. estimation de l'humidité du sol par minimisation de l'écart entre mesures et calculs de la température de brillance. L'estimation des paramètres inconnus du modèle est effectuée par régression non linéaire ; le dernier paragraphe est consacré aux statistiques, à la régression non linéaire et au choix de modèle. Ces outils nous seront largement utiles pour estimer les valeurs prises par les paramètres de végétation d'une part et pour estimer les variables d'intérêt liées au sol (humidité du sol) d'autre part.

2.1 La radiométrie hyperfréquence

Nous commencerons par définir quelques grandeurs utilisées en télédétection pour quantifier l'énergie émise par un corps quelconque. Ensuite nous nous intéresserons au transfert radiatif dans des éléments simples, un cylindre, puis dans une couche homogène ; les équations ainsi établies seront, dans le paragraphe suivant, simplement appliquées à la végétation.

2.1.1 L'intensité spécifique

Tout corps à une température thermodynamique différente du zéro absolu rayonne de l'énergie sous forme d'ondes électromagnétiques. C'est ce rayonnement électromagnétique d'origine thermique qui est mesuré en télédétection passive.

La quantité d'énergie qui caractérise cette émission est l'intensité spécifique $I_f(r, \theta, \phi)$ (appelée luminance spectrale dans le domaine optique ou encore brillance spectrale dans le domaine micro-onde). L'intensité spécifique est la puissance rayonnée par la surface élémentaire dA , dans l'angle solide $d\Omega$ défini par les directions θ, ϕ dans le domaine de fréquence df ,

$$I_f(r, \theta, \phi) = \frac{dP}{\cos \theta dA d\Omega df} \quad (2.1)$$

L'intensité spécifique varie d'un point à l'autre, et selon la direction en chaque point.

2.1.2 Les lois de PLANCK et de RAYLEIGH-JEANS

L'énergie rayonnée par un corps noir¹ est décrite par la loi de PLANCK, établie à partir des lois de la mécanique statistique [17]. Ainsi, un corps à la température T (K) émet à la fréquence f une intensité I_f donnée par :

$$I_f = \frac{2hf^3c^{-2}}{\exp \frac{hf}{kT} - 1} \quad (2.2)$$

où nous avons :

c la vitesse de la lumière

k la constante de Boltzmann ($1.38 \cdot 10^{-23} \text{ W s K}^{-1}$)

h la constante de Planck ($6.62 \cdot 10^{-34} \text{ J s}$)

Nous présentons deux spectres de deux corps noirs figure 2.1. Un corps noir à la température $T = 6000 \text{ K}$, température du Soleil, et un autre à la température $T = 300 \text{ K}$, température de la Terre. Plus la température intrinsèque du corps noir est élevée, plus l'émission maximale du corps sera dans les courtes longueurs d'ondes. L'émission principale de la Terre s'effectue dans les grandes longueurs d'ondes (infrarouge, micro-ondes) alors que le Soleil, de température beaucoup plus élevée, émet principalement dans les longueurs d'ondes du visible.

Dans la gamme des micro-ondes ($0.3 \text{ GHz} < f < 300 \text{ GHz}$ ou $1 \text{ mm} < \lambda < 1 \text{ m}$) l'approximation suivante est très utilisée

$$kT \gg hf$$

Cette approximation nous permet de simplifier la loi de PLANCK, et d'obtenir ainsi la loi de RAYLEIGH-JEANS² :

$$I_f = \frac{2f^2kT}{c^2} = \frac{2kT}{\lambda^2} \quad (2.3)$$

Par exemple, à 300 Kelvin et à la fréquence 117 GHz la différence de prédiction entre la loi de RAYLEIGH-JEANS et la loi de PLANK est inférieure à 1 %.

¹Un corps noir est défini comme étant un corps qui absorbe la totalité des ondes incidentes sur sa surface et ainsi n'en réfléchit ni n'en transmet aucune.

²Loi en fait obtenue bien avant la loi générale de PLANCK

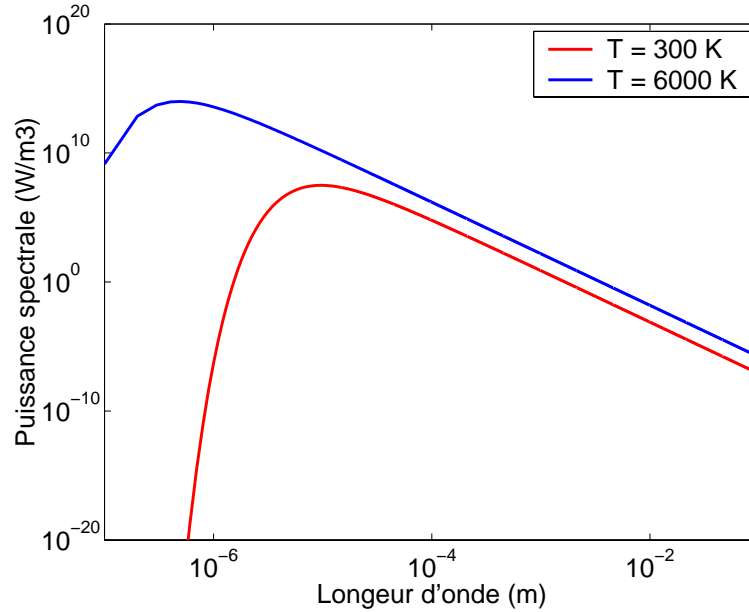


FIG. 2.1 – Émission d'un corps noir à différentes températures (courbe bleu 6000 K, courbe rouge 300 K), tracée sur une échelle Log-Log

2.1.3 Température de brillance et émissivité

En télédétection micro-onde, plutôt que d'utiliser l'intensité spécifique pour caractériser une onde, nous utiliserons la température de brillance ou l'émissivité. La température de brillance est définie par :

$$T_{bf}(\theta, \phi) = I_f(\theta, \phi) \frac{\lambda^2}{2k} \quad (2.4)$$

Ainsi la température de brillance d'un corps noir est T sa température physique. Pour comparer l'émission d'un corps non noir à l'émission d'un corps noir à la même température (qui rayonne plus d'énergie) il est aussi habituel d'utiliser une grandeur appelée émissivité, rapport entre la température de brillance du corps non noir et la température de brillance du corps noir à la même température T :

$$e_f(\theta, \phi) = \frac{T_{bf}(\theta, \phi)}{T} = \frac{I_f(\theta, \phi)}{I_{fcn}} \quad (2.5)$$

Où I_{fcn} est l'intensité de rayonnement émis par le corps noir correspondant. L'émissivité d'un corps noir est égale à 1. Dans la suite de ce travail, nous utiliserons en général la température de brillance pour parler de l'émission d'un corps.

2.1.4 Le transfert radiatif dans des éléments simples

Nous détenons maintenant quelques éléments pour évaluer l'émission radiométrique d'objets réels. Cependant, avant de décrire les modèles proposés pour estimer l'émission micro-onde d'un couvert végétal, nous allons nous intéresser à l'émission d'un milieu homogène puis à l'émission d'une couche limitée par deux interfaces planes.

Transfert radiatif dans un élément infinitésimal

Considérons un petit cylindre (2.2) de section dA et d'épaisseur dr , d'un matériau de densité ρ .

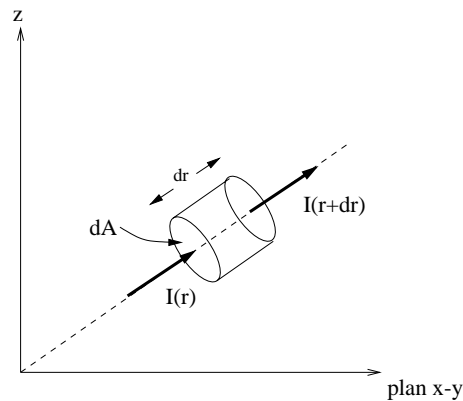


FIG. 2.2 – Transfert radiatif dans un cylindre infinitésimal

L'interaction entre la matière et les radiations est décrite par deux processus : l'extinction et l'émission. Une radiation traversant ce volume de matière diminue en intensité, c'est l'extinction ; le milieu ajoute sa propre contribution à l'énergie sortante, c'est l'émission.

- La perte en énergie par extinction due à la propagation de la radiation est donnée par

$$dI(\text{extinction}) = \kappa_e I dr$$

où κ_e est le coefficient d'extinction du milieu (en nepers m^{-1}). Ce coefficient d'extinction κ_e s'exprime comme la somme d'un coefficient d'absorption κ_a et d'un coefficient de diffusion κ_s .

- La quantité d'énergie émise par le cylindre précédent est donnée par le terme

$$dI(\text{emission}) = (\kappa_a J_a + \kappa_s J_s) dr$$

où J_a et J_s sont des fonctions sources qui caractérisent l'émission thermique et l'émission par diffusion respectivement. Si nous introduisons l'albédo de simple diffusion ω définie par la relation $\omega = \frac{\kappa_s}{\kappa_a}$, et qui donc quantifie l'importance de la diffusion par rapport à l'absorption dans le milieu, nous obtenons l'équation suivante :

$$dI(\text{emission}) = \kappa_e[(1 - \omega)J_a + \omega J_s]dr$$

Ajoutons maintenant ces deux termes d'émission et d'absorption ($dI = dI(\text{emission}) - dI(\text{extinction})$) et remplaçons $\kappa_e dr$:

$$d\tau = \kappa_e dr$$

où τ est appelé épaisseur optique. Nous obtenons l'équation différentielle simple :

$$\frac{dI}{d\tau} + I = (1 - \omega)J_a + \omega J_s \quad (2.6)$$

Une intégration entre deux niveaux, 0 et r' , nous permet d'obtenir l'équation :

$$I(r) = I(0)e^{-\tau(0,r)} + \int_0^r \kappa_e(r')((1 - \omega)J_a(r') + \omega J_s(r'))e^{-\tau(r',r)} dr' \quad (2.7)$$

Enfin l'équation 2.3 appliquée ici nous permet d'obtenir la relation de Chandrasekar [10] :

$$\boxed{T_{AP}(r) = T_{AP}(0)e^{-\tau(0,r)} + \int_0^r \kappa_e[(1 - \omega)T(r') + \omega T_{SC}]e^{-\tau(r',r)} dr'} \quad (2.8)$$

T_{AP} est la température apparente, T la température physique du milieu et T_{SC} la température de diffusion, définie par la relation $J_s = \frac{2k}{\lambda} T_{SC} \Delta f$.

Émission de plusieurs couches superposées

Considérons maintenant la radiation d'intensité I se propageant dans un milieu 1 de température T , avec un angle d'incidence θ . Le milieu 0 serait superposé au milieu 1, qui lui même recouvrirait le milieu 2 (voir Figure 2.3).

Si nous faisons l'hypothèse que le terme de diffusion est négligeable ($\omega \text{ inf } 0.2$) et si nous appliquons l'équation 2.8 à ce cas particulier, nous obtenons l'équation :

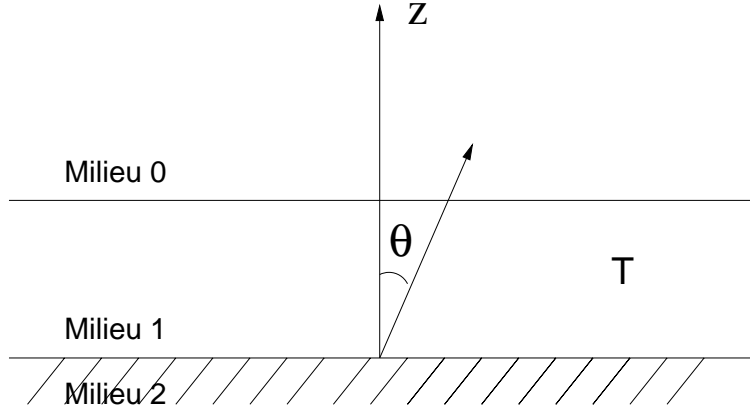


FIG. 2.3 – Émission de plusieurs couches superposées, schéma simple

$$T_b(z) = T_b(0) \exp\left(\frac{-\tau(0, z)}{\mu}\right) + \int_0^z \left(\frac{T}{\mu} \kappa_e (1 - \omega) \exp\left(-\frac{(z - z')T}{\mu}\right)\right) dz \quad (2.9)$$

Avec $\mu = \cos(\theta)$. Le terme $T_b(0) \exp\left(\frac{-\tau(0, z)}{\mu}\right)$ décrit le fait que la température de brillance pour $z = 0$ est atténuée le long du trajet, et le terme $\int_0^z \left(\frac{T}{\mu} \kappa_e (1 - \omega) \exp\left(-\frac{(z - z')T}{\mu}\right)\right) dz$ indique que chaque couche du milieu d'épaisseur dz' émet une radiation thermique $\frac{T}{\mu} \kappa_e (1 - \omega)$ atténuée par le facteur d'extinction $\exp\left(-\frac{(z - z')T}{\mu}\right)$.

L'équation 2.9, donne après intégration du dernier terme :

$$T_b(z) = T_b(0) \exp\left(\frac{-\tau(0, z)}{\mu}\right) + \frac{\kappa_a}{\kappa_e} \left(1 - \exp\left(\frac{-\tau(0, z)}{\mu}\right)\right) T \quad (2.10)$$

Soit :

$$\boxed{T_b(z) = T_b(0) \gamma + (1 - \omega)(1 - \gamma)T} \quad (2.11)$$

où $1 - \omega = \frac{\kappa_a}{\kappa_e}$, et $\gamma = \exp\left(\frac{-\tau(0, z)}{\mu}\right)$, le facteur d'atténuation dans le milieu 2.

Cette équation est la base du transfert radiatif simplifié que nous allons maintenant appliquer au milieu qui nous intéresse, la végétation.

2.2 Émission micro-onde d'un couvert végétal

Après nous être intéressés aux aspects théoriques de l'électromagnétisme et les avoir appliqués à des cas idéaux, nous allons décrire dans ce chapitre les modèles permettant

d'estimer l'émission globale d'un couvert végétal. Nous commençons par décrire les modèles d'émission du sol seul, ensuite nous présentons le modèle de transfert radiatif dans la végétation $\tau - \omega$. Enfin, nous présentons deux évolutions du modèle : d'une part une méthode d'estimation de l'épaisseur optique à partir des mesures du contenu en eau de la végétation, et d'une autre part la paramétrisation de l'évolution de l'épaisseur optique avec l'angle de visée et la polarisation.

2.2.1 Modélisation de l'émission du sol

Décrire l'émission du sol passe par la description de deux modèles : un modèle de permittivité du sol et un modèle de rugosité du sol. Le premier modèle permet d'appliquer les équations de FRESNEL (équations 1.8) au cas particulier d'un sol lisse, le second modèle permet de généraliser aux cas des sols rugueux.

Permittivité du sol

Le permittivité diélectrique du sol est une fonction de l'humidité du sol essentiellement. C'est pour cette raison que l'utilisation des micro-ondes en télédétection est un outil intéressant pour estimer l'humidité de surface.

Il existe plusieurs modèles reliant le contenu en eau du sol à la permittivité diélectrique, un modèle empirique proposé par Hallikainen et al. [29], le modèle semi-empirique de Dobson et al. [18] (ces modèles sont basés sur le même jeu de données), et le modèle empirique de Wang et Choudhury [89]. Ces deux approches se distinguent au niveau du calcul des fractions libres et liées de l'eau dans le sol. L'approche empirique de Wang et Choudhury [89] considère une humidité de transition Wt en dessous de laquelle l'eau est fortement liée à la surface du sol. L'approche d'avantage physique de Dobson et al. [18] relie surface spécifique du sol (qui dépend surtout de la fraction argileuse du sol) et eau liée.

Dans la suite de ce travail, nous utiliserons uniquement le modèle de Dobson et al. [18]. D'une part, certains travaux ont montré que l'utilisation de ce modèle permettait une simulation des températures de brillance d'un sol nu lisse aux fréquences 1.4, 5.05 et 10.65 GHz en meilleur accord avec les mesures [65]. D'autre part, ce modèle a été établi à partir d'un jeu de données plus complet et récent [29].

Rugosité de la surface

Nous avons vu précédemment que pour un corps quelconque, la somme de l'émissivité, la réflectivité et la transmittivité est égale à 1 (équation 1.11). Si nous considérons l'émission propre du sol uniquement, nous obtenons l'équation suivante :

$$e_s = 1 - r_s = 1 - |R(\epsilon_s, \theta)|^2 \quad (2.12)$$

où r_s est la réflectivité du sol, R le coefficient de Fresnel. L'expression de R a été vue précédemment (équation 1.8), elle dépend de l'angle de vue, ainsi que de la permittivité du sol.

Cependant, pour un sol rugueux cette description de l'émission du sol n'est pas suffisante. Le relief du sol a un effet sur la polarisation de l'onde émise, ainsi que sur la variation angulaire de la température de brillance.

Divers modèles théoriques de rugosité ont été étudiés. Ces modèles sont basés sur les lois de la théorie de Kirschhoff, qui approxime le champ à la surface du diffuseur [24]. La rugosité de surface est alors habituellement décrite par une seule échelle de rugosité caractérisée par l'écart-type des hauteurs σ_h , la longueur de corrélation L et une fonction de corrélation. Citons parmi d'autres le modèle des petites perturbations [4], et le modèle IEM (pour Integral Equation Model) [26, 25], dont le domaine de validité en fréquence est plus étendu.

Ces modèles théoriques, bien qu'ils n'aient pas été réellement validés à partir de données expérimentales, permettent de simuler avec précision la diffusion de surface du sol. Cependant, ils sont relativement complexes et sont donc difficiles à mettre en oeuvre. Pour répondre à ce problème, des modèles simples semi-empiriques ont été développés [13, 50, 88].

Il a été montré [13] que le facteur d'atténuation est $exp(-H_r \cos(\theta)^n)$ où H_r est un facteur caractérisant la hauteur de rugosité. Cette formulation, validée initialement pour la seule fréquence 1.4 GHz a ensuite été reprise par [88] pour inclure la dépolarisation du signal radiométrique associé à l'augmentation de la rugosité.

L'expression de la réflectivité en polarisation p (pour H ou V) est alors :

$$R_p(\theta) = [(1 - Q) R_p^{scp}(\theta) + Q R_q^{spc}(\theta)] exp(-H_r \cos(\theta)^n) \quad (2.13)$$

Dans cette équation apparaissent trois paramètres liés à la rugosité : H_r , Q qui quantifie le mixage des polarisations et le facteur n ($0 < Q < 1$).

Les auteurs soulignent que cette paramétrisation est préférable à celle proposée par [13] pour des angles différents de 0° . Ils soulignent également que les valeurs de H_r et Q ajustés sont indépendantes de l'angle d'incidence θ . Différentes valeurs ont été obtenues à partir de mesures expérimentales [86, 88]. Le paramètre H_r prend généralement des valeurs comprises entre 0 (pour les sols lisses) et 0.5 (pour les sols rugueux), et les valeurs du paramètre Q sont faibles et même souvent prises égales à zéro en bande L [101]; le paramètre n est de même souvent considéré comme négligeable [86, 101] (en bande L également).

L'expression de la réflectivité du sol que nous utiliserons sera donc la suivante :

$$R_p(\theta) = R_p^{spc} \exp(-H_r) \quad (2.14)$$

Plusieurs travaux ont porté sur l'évaluation de paramètre H_r pour différentes rugosités [50, 91, 101]. Les formulations proposées relient la rugosité aux valeurs de la longueur de corrélation (L_c) et de l'écart type des hauteurs (σ_S). Les travaux les plus récents ont montré que la rugosité pouvait dépendre de l'humidité de la surface (s_m), Wigneron et al. [101] ont proposé la formulation suivante :

$$H_r = A(s_m)^B \cdot (\sigma_S/L_C)^C \quad (2.15)$$

où A, B et C sont des paramètres qu'il est nécessaire de calibrer préalablement. Ces travaux sont basés sur les données acquises sur le site d'Avignon sur sol nu durant la campagne PORTOS 93. Les auteurs expliquent la dépendance de H_r à l'humidité de surface par le fait que si le sol s'assèche, les hétérogénéités spatiales augmentent, accroissant alors la rugosité effective.

D'autres possibilités ont été étudiées pour estimer H_r : dans certaines conditions, il peut être possible de calculer préalablement la valeur de la rugosité sur un sol nu (avant la croissance de la végétation). Cette dernière méthode utilise l'hypothèse que la rugosité varie peu au cours du temps.

Bref, les méthodes permettant de modéliser la rugosité du sol existent, cependant elles ne sont pas capables de prendre en compte de façon réellement satisfaisante les différentes conditions de surface possible. Dans nos différentes études, nous avons testé plusieurs de

ces méthodes afin d'évaluer celle permettant une meilleure estimation de l'humidité du sol, mais nous n'avons pas étudié de façon plus précise les modèles de rugosité.

Température effective

La température du sol n'est pas homogène en profondeur. Pour calculer avec plus de précision la température de brillance du sol il est donc nécessaire d'utiliser une température effective T_s^E qui prend en compte le profil des températures de la surface sur les premiers centimètres.

Différents modèles de transfert radiatif dans le sol permettent d'estimer cette température effective :

- Lorsqu'un profil de température et d'humidité du sol est disponible, T_s^E peut être calculée par l'équation suivante :

$$T_s^E = \int_0^\infty T_s(z) \alpha(z) \exp\left(-\int_0^z \alpha(z') dz'\right) dz \quad (2.16)$$

où $T_s(z)$ est la température du sol à la profondeur z , et le coefficient d'atténuation $\alpha(z)$ est relié à la constante diélectrique du sol par la relation :

$$\alpha(z) = (4\pi/\lambda) \epsilon_s''(z) / 2(\epsilon_s'(z))^{1/2}$$

où λ est la longueur d'onde, $\epsilon_s'(z)$ et $\epsilon_s''(z)$ la partie réelle et imaginaire, respectivement de la constante diélectrique.

- Wigneron et al. [101] ont proposé un modèle plus simple n'utilisant que la température de surface (estimée par exemple par infra-rouge thermique) et la température en profondeur :

$$T_s^E = T_{s\infty} + (T_{s\text{ surf}} - T_{s\infty})(s_m/\omega_0)^u \quad (2.17)$$

où $T_{s\infty}$ est la température en profondeur (entre 50 cm et 100 cm), $T_{s\text{ surf}}$ est la température estimée de la surface, s_m est l'humidité du sol en surface et ω_0 et u sont deux paramètres empiriques à calibrer préalablement.

- Chanzy et al. [11] ont proposé un nouveau modèle. Pour calculer T_s^E , seules sont nécessaires la température de l'air et la température du sol en profondeur.

Nous utiliserons dans notre travail les deux premiers modèles, sachant que nous disposons en général (chapitre 3) d'un profil complet de températures du sol ainsi que d'un profil d'humidités. Lorsque cela n'était pas le cas, l'estimation de la température de surface à l'aide des mesures infra-rouges thermiques permettait d'utiliser le modèle proposé par Wigneron et al [101].

2.2.2 Modélisation de l'émission de la végétation, le modèle $\tau - \omega$

Nous utilisons l'équation du transfert radiatif simplifié, au premier ordre, 2.11 que nous rappelons ici :

$$T_b(z) = T_b(0) \gamma + (1 - \omega)(1 - \gamma)T \quad (2.18)$$

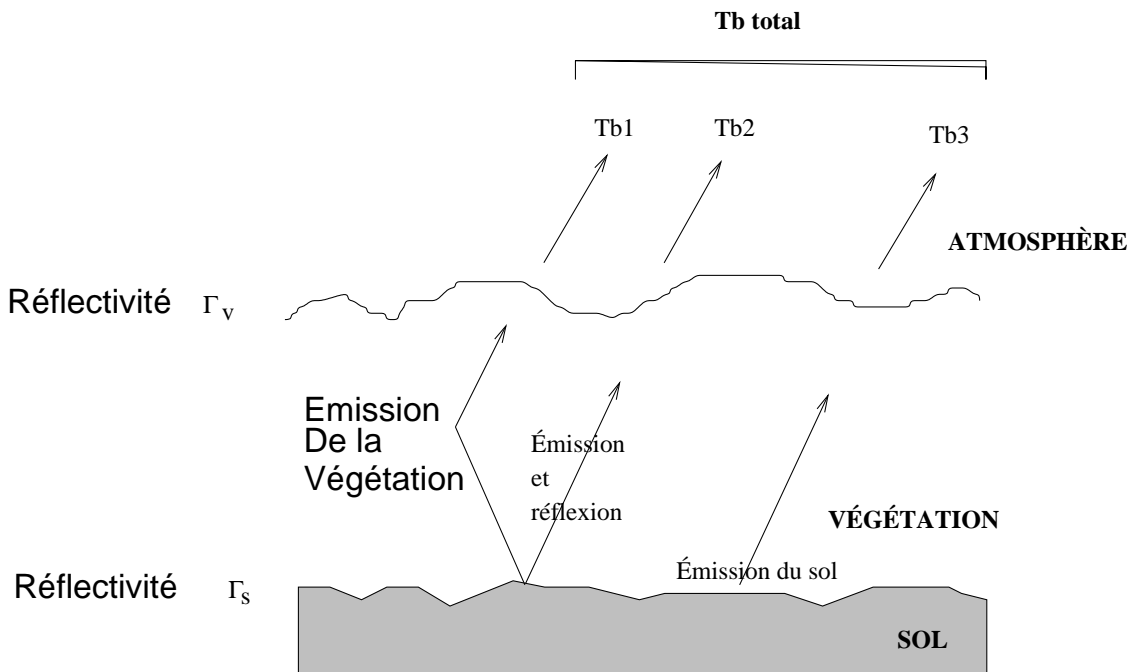


FIG. 2.4 – Principales contributions à l'émission globale du couvert

Considérons une strate de végétation de température T_v et d'épaisseur d , reposant sur un sol de température T_s . Trois émissions contribuent alors à l'émission globale de la surface (figure 2.4) :

T_{b_1} : émission directe de la végétation

T_{b_2} : émission de la végétation réfléchié par le sol et atténuée par la végétation

T_{b_3} : émission du sol, atténuée par l'ensemble du couvert.

Soient Γ_v et Γ_s les réflectivités respectives de l'interface air-couvert et de l'interface couvert-sol. Si nous considérons, en première approximation, que l'indice de réfraction moyen de la strate de végétation est peu différent de celui de l'air, la réflectivité Γ_v devient négligeable, donc $e_v \simeq (1 - \Gamma_v) \simeq 1$.

Supposons maintenant qu'au sommet de la strate de végétation, la température de brillance soit T_b^t ; cette température peut s'exprimer en fonction de ω et γ , respectivement albédo de simple diffusion et du facteur d'atténuation :

$$T_b^t = (1 - \omega)(1 - \gamma)T_v \quad (2.19)$$

Γ_v étant nul, nous avons $T_{b_1} = T_b^t$

Par raisons de symétrie, et dans la limite de nos hypothèses, nous avons égalité entre la température de brillance au bas du couvert, et celle en haut : $T_b^b = T_b^t$. Le rayonnement descendant est réfléchi par le sol, et traverse ensuite le couvert entier. Ce qui nous donne pour expression de T_{b_2} :

$$T_{b_2} = T_b^t \Gamma_s \gamma \quad (2.20)$$

Enfin, T_{b_3} s'exprime facilement :

$$T_{b_3} = e_s T_s \gamma = (1 - \Gamma_s) T_s \gamma \quad (2.21)$$

L'expression de la température de brillance résultante est alors :

$$T_b = (1 - \omega)(1 - \gamma)T_v + (1 - \Gamma_s)T_s \gamma + (1 - \omega)(1 - \gamma)\Gamma_s \gamma \quad (2.22)$$

soit :

$$T_b = (1 - \omega)(1 - \gamma)(1 + \Gamma_s)T_v + (1 - \Gamma_s)T_s \gamma \quad (2.23)$$

De plus, si nous supposons que la température de sol et celle de la végétation sont égales (Jackson et Schmugge [33] ont montré que cette hypothèse était adéquat), le modèle

est à nouveau simplifié. Nous obtenons alors l'équation principale du modèle $\tau - \omega$ qui décrit l'émission micro-onde d'un couvert végétal :

$$e = \frac{T_b - T_b^{sky}}{T_s - T_b^{sky}} = (1 - \omega)(1 - \gamma)(1 + \Gamma_s \gamma)(1 - \Gamma_s)\gamma \quad (2.24)$$

Dans cette équation apparaissent trois paramètres, ω l'albédo de simple diffusion, γ le facteur d'atténuation dans la végétation, et Γ_s qui caractérise l'émission du sol. T_b^{sky} est la température de brillance de l'atmosphère. Le facteur d'atténuation γ n'est généralement pas utilisé, c'est l'épaisseur optique τ qui le sera le plus souvent :

$$\gamma = \exp\left(-\frac{\tau}{\cos(\theta)}\right) \quad (2.25)$$

En résumé, si l'on pose les quelques hypothèses suivantes :

- Une longueur d'onde grande comparée aux éléments du milieu, et donc le milieu considéré comme homogène,
- Si toutes les propriétés du milieu peuvent être considérées comme homogènes et isotropes,
- Si l'on néglige le terme de diffusion ($\omega < 0.2$),
- Si l'on considère qu'il n'existe pas d'interface entre l'atmosphère et la végétation,
- Et enfin si l'on considère que la température physique du sol et celle de la végétation sont égales

Alors il est possible d'écrire la température de brillance d'une couche recouvrant un milieu émetteur, comme la somme de deux termes simples caractérisant l'émission de chacun des éléments et leurs interactions. Deux paramètres caractérisent l'effet de cette couche, l'épaisseur optique τ et l'albédo de simple diffusion ω .

2.2.3 Évaluation de l'épaisseur optique

Relation linéaire avec le contenu en eau de la végétation

Si l'on souhaite tester le modèle $\tau - \omega$ et comparer les simulations de T_b à des températures de brillance mesurées par un radiomètre, il est nécessaire de connaître les valeurs

prises par les paramètres du modèle, et donc par les paramètres de végétation τ et ω .

L'épaisseur optique de la végétation est souvent estimée à partir d'une formule empirique établie par Jackson et O'Neill [32] liant linéairement τ et le contenu en eau de la végétation W_c :

$$\tau = b W_c \quad (2.26)$$

Le paramètre b est donc maintenant un paramètre de végétation à déterminer. Plusieurs travaux ont évalué les valeurs prises par b selon le type de végétation et sont repris dans [33]. Ces études étaient effectuées au nadir ($\theta = 0$) et le paramètre b était considéré constant avec le temps. Plutôt qu'utiliser une relation linéaire entre l'épaisseur optique et le contenu en eau de la végétation, une relation de type logarithmique a également été testée [56].

Peu de travaux ont estimé les valeurs prises par l'albédo de simple diffusion. Les valeurs généralement trouvées varient entre 0 et 0.1, mais le plus souvent ω est considéré comme nul [33].

Dépendance angulaire

Jusqu'à présent nous avons décrit le modèle sans considérer explicitement l'angle de visée et la polarisation de l'onde. Pourtant, dans le cadre de la mission SMOS, il est nécessaire de considérer les paramètres de végétation en fonction de la configuration des mesures. En effet, si le paramètre τ n'est pas censé dépendre de l'angle de visée dans un milieu homogène, une dépendance est mise en évidence pour une végétation à structure verticale [78] : pour le blé par exemple, la proportion de tiges verticales, par rapport aux feuilles aux positions plus aléatoires, est relativement importante. Cette structure verticale induit une atténuation plus importante de l'onde électromagnétique en polarisation verticale ; ceci se traduit alors par des valeurs croissantes du paramètre τ avec l'angle de visée.

Wigneron et al. [96] ont proposé de paramétrer l'évolution de l'épaisseur optique avec l'angle de visée ; ils ont utilisé un paramètre appelé C_{pol} et défini par la relation suivante :

$$\frac{\tau(\theta, V)}{\tau(0, H)} = \cos^2 \theta + C_{pol} \sin^2 \theta \quad (2.27)$$

L'épaisseur optique en polarisation H est alors considérée comme constante avec l'angle : $\tau(\theta, H) = \tau(0, H)$. Si l'on considère six angles de visée et les deux polarisations, il faut considérer douze valeurs d'épaisseurs optiques pour estimer les douze températures de brillance. L'utilisation de la paramétrisation en C_{pol} permet de ne considérer plus que deux paramètres : C_{pol} et $\tau(0, H)$.

Dans cette thèse plusieurs travaux ont porté sur l'utilisation de cette paramétrisation :

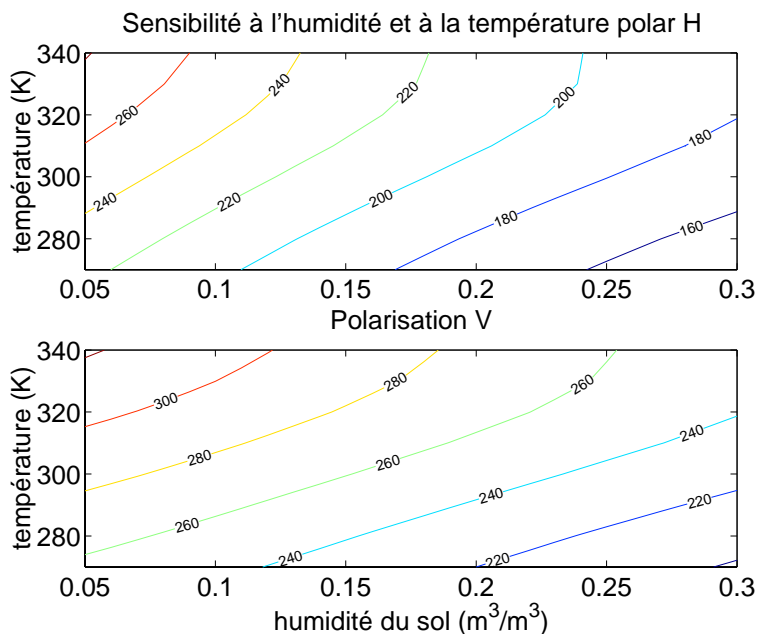
- Dans le second article (chapitre IV) nous avons évalué la validité de cette paramétrisation à partir de données expérimentales, puis nous avons étudié l'estimation simultanée de l'humidité du sol et du paramètre C_{pol} ,
- Dans le dernier article (chapitre V) l'utilisation de cette paramétrisation est appliquée à tous les types de couvert disponibles. L'utilisation de cette paramétrisation peut en effet se révéler intéressante pour tous les types de couvert, que leur structure soit verticale ou non.

2.2.4 Étude de sensibilité

Pour finir notre présentation du modèle $\tau - \omega$, nous avons effectué une étude de sensibilité du modèle aux principaux paramètres du sol et de végétation. Pour cela, nous avons calculé les valeurs de la température de brillance prises pour un angle unique de 40° , pour les deux polarisations H et V, tout en faisant varier simultanément deux des variables que l'on souhaite étudier. Les courbes présentées figures 2.5-2.8 représentent les iso-températures de brillance pour un ensemble de valeurs prises par ces deux variables.

Dans un premier temps, nous avons fait varier l'humidité du sol simultanément à la température de surface (de l'ensemble végétation-sol), les résultats sont présentés figure 2.5 (ici pour une valeur de 0.8 kg/m^2 correspondant à un couvert de végétation peu élevé).

En polarisation H, la sensibilité à l'humidité du sol est plus importante que celle à la température de surface : entre un sol sec ($w_s = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$) et un sol humide ($w_s = 0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$), la variation de température de brillance est d'environ 40 K ; si la variation de température de surface est de 15 K (ce qui est généralement le cas), la température de brillance varie de moins de 15 K. Si nous comparons la sensibilité à l'humidité du sol pour les deux polarisations H et V, nous constatons une plus grande sensibilité de la polarisation H : pour $T_s = 280 \text{ K}$ par exemple, T_b varie entre 240 K et environ 180 K (soit 60 K de variation) en polarisation H, la variation est de 50 K en polarisation V (un écart de variation semblable est observé pour des températures de surface plus élevées). Nous faisons varier l'humidité de surface entre $0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et

FIG. 2.5 – Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et à la température

$0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$.

Figure 2.6, nous avons représenté les variations de la température de brillance avec le contenu en eau de la végétation simultanément à l'humidité du sol (pour une température de surface et une rugosité constante). On observe une très nette différence de sensibilité à l'humidité entre un sol nu et un sol couvert de végétation : sur sol nu, la variation de température de brillance est d'environ 70 K (pour $\Delta w_s = 0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$ environ), alors que pour $Wc = 3 \text{ Kg}/\text{m}^2$, la variation n'est plus que de 30 K environ. En polarisation H, on remarque de plus que pour un sol sec, la sensibilité au contenu en eau de la végétation est faible (moins de 40 K) alors que pour un sol humide elle est bien plus grande (environ 70 K). Cette sensibilité est ici aussi bien moins importante en polarisation V (moins de 20 K pour un sol sec et 50 K pour un sol humide).

L'effet de l'albédo de simple diffusion (ω) est présenté figure 2.7 et comparé à l'effet de l'humidité du sol (pour un couvert de $1.8 \text{ Kg}/\text{m}^2$, une température de surface de 280 K et une rugosité nulle). On observe ici que la sensibilité à l'albédo de simple diffusion est faible : pour un sol sec, une variation de 0.1 (Cette variation est importante car $\omega < 0.5$ généralement) pour ω engendre une variation de 5 K seulement ; pour un sol humide, la variation de T_b est de moins de 10 K, et ce pour les polarisations H et V.

Enfin, nous avons comparé l'effet de l'humidité à celui de la rugosité du sol (figure 2.8)

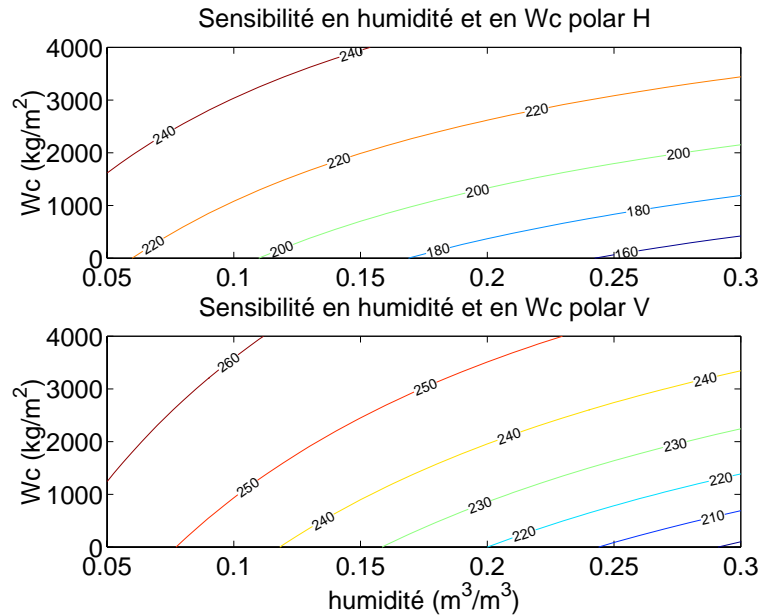


FIG. 2.6 – Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et au contenu en eau de la végétation

pour un sol nu. Pour un sol sec, la sensibilité à la rugosité est faible : pour une variation de 0.3 de H_r (Les valeurs de H_r sont de 0.5 pour un sol très rugueux et de 0 pour un sol parfaitement lisse), la température de brillance varie seulement de 15 K en polarisation H et de 5 K en polarisation V. Pour un sol humide, la variation de T_b est alors de 30 K en polarisation H et de 10 K en polarisation V.

Le modèle $\tau - \omega$ présente ainsi une sensibilité importante à l'humidité du sol et à l'épaisseur optique. Dans une perspective d'inversion de ce modèle, ce sont ces variables qui auront le plus de poids dans la fonction coût que l'on minimisera (voir chapitres suivant). L'albédo de simple diffusion, la rugosité et la température de surface seront plus difficiles à estimer, leur influence étant moindre ; les erreurs sur les paramètres estimés seront alors importantes.

2.3 Régression non linéaire, Estimation de paramètres

Un problème auquel sont souvent confrontés les scientifiques est l'ajustement de courbes à des points expérimentaux. Les méthodes existantes pour résoudre ce problème sont nombreuses. En ce qui concerne la radiométrie micro-onde, différentes stratégies ont été proposées [95] : méthodes statistiques (basée sur des régressions linéaires) [1], méthodes basées sur les réseaux de neurones [44] et inversion de modèles (modèles physiques et

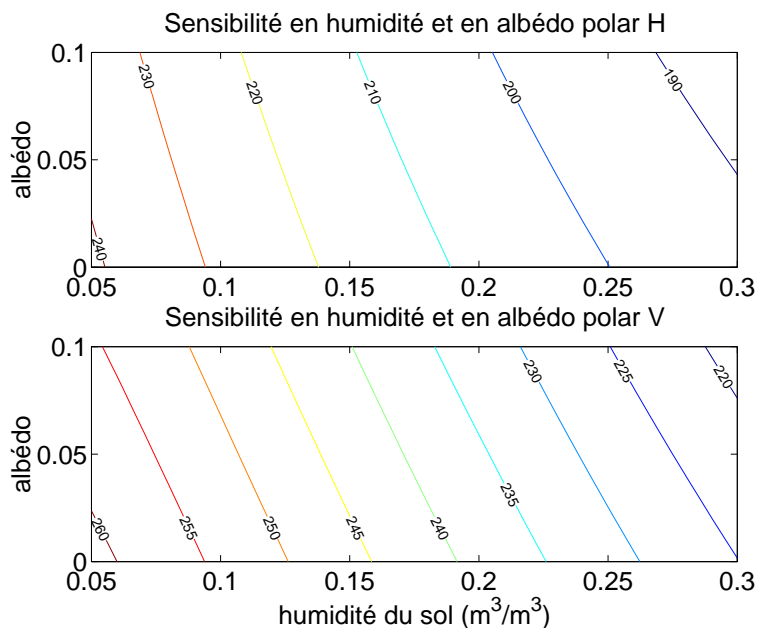


FIG. 2.7 – Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à l'humidité et à l'albédo de simple diffusion simultanément

empiriques) [42]. Dans ce travail de thèse, nous avons travaillé sur l'inversion d'un modèle de transfert radiatif par régression. Nous présentons dans ce paragraphe différents objets statistiques afin de décrire la méthode de régression non linéaire permettant d'estimer les paramètres d'un modèle. Cette méthode devrait être la plus simple à mettre en oeuvre dans une situation opérationnelle, peu d'études préliminaires seront nécessaires (apprentissage pour les réseaux de neurones, calibration des droites de régression...).

2.3.1 Modèle de régression

En statistique le terme modèle de régression a un sens spécifique; la définition est plus précise qu'en physique, discipline pour laquelle le mot modèle décrit généralement la résolution d'une équation permettant d'estimer une variable.

Dans un modèle de régression, la variable aléatoire observée (appelée réponse) Y , s'exprime comme la somme d'une quantité non aléatoire fonction de variables explicatives x , et d'une variable aléatoire d'espérance nulle ϵ , qui n'exprime qu'un écart résiduel à une tendance générale.

$$Y = f(x) + \epsilon \quad (2.28)$$

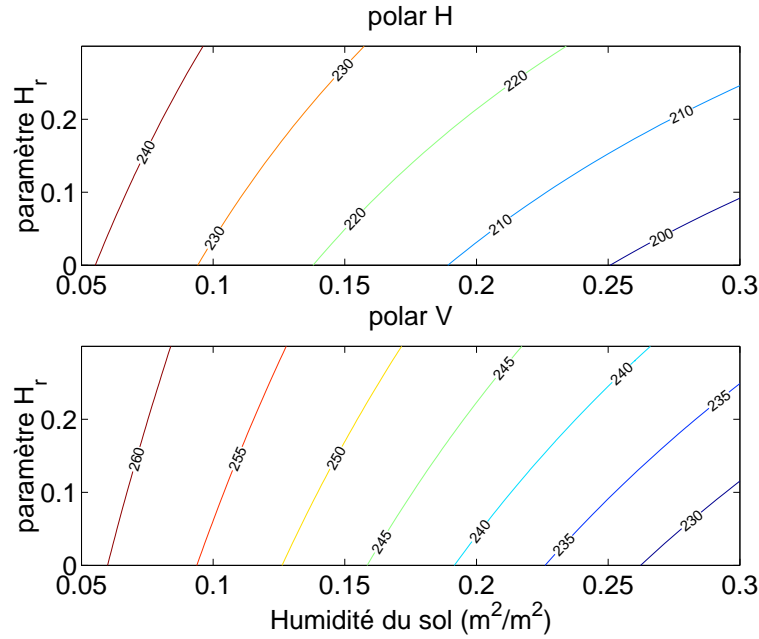


FIG. 2.8 – Sensibilité du modèle $\tau - \omega$ à la rugosité pour différentes valeurs d'humidité du sol

Le résultat d'une expérimentation est une série de valeurs de la réponse obtenue pour des valeurs connues des variables explicatives, soit $(y_1, x_1) \dots (y_n, x_n)$.

Ainsi, le n-uplet des observations $y_1, y_2 \dots y_n$, est la réalisation du vecteur aléatoire Y_1, \dots, Y_n dont chacune des composantes s'écrit $Y_i = f(x_i) + \epsilon_i$. Un modèle statistique de régression est donc un ensemble de lois de probabilité, contenant la loi de Y_1, \dots, Y_n . De façon équivalente, le modèle M est défini par l'ensemble des fonctions auquel appartient f et par un ensemble de lois de probabilité auquel appartient la loi du vecteur $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$. Même si c'est la fonction f qui intéresse l'expérimentateur, chacune des 2 composantes du modèle doit être définie avec beaucoup de soin.

Les modèles de régression linéaire seront alors représentés sous la forme :

$$M = \{f : f(x) = \theta_1 + \theta_2 x, G\} \quad (2.29)$$

où G est l'ensemble des lois gaussiennes centrées sur R . Une variable aléatoire gaussienne centrée étant complètement définie par sa variance, la donnée d'un élément g de G est équivalente à la donnée d'un nombre réel positif σ^2 si l'on suppose alors que g est une loi de probabilité de densité $\psi(x) = (\sqrt{2\pi}\sigma)^{-1} \exp(-x^2/2\sigma^2)$, $x \in R$. Un élément de M est donc entièrement déterminé par la donnée des trois paramètres du modèle θ_1, θ_2

et σ^2 .

Par conséquent, les modèles de régressions non linéaires seront représentés sous la même forme, mais les fonctions seront celles d'un ordre différent de 1 (i.e. cette fonction ne sera pas une fonction linéaire des paramètres). Pour notre travail, nous considérerons que les erreurs sont représentées par une loi gaussienne de variance constante σ^2 . Dans certaines études effectuées pour cette thèse, nous considérerons que cette variance est connue et égale à l'erreur estimée sur la mesure radiométrique.

2.3.2 L'estimation

Considérons le cas de la régression non-linéaire, avec le modèle général

$$Y_i = f(x_i, \theta_0) + \epsilon_i \quad (2.30)$$

où $i=1, \dots, n$. Nous supposons que θ_0 est un vecteur de p paramètres réels inconnus et que les x_i , ensemble des valeurs prises par la variable explicative réelle, sont connues. Les variables $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ sont indépendantes dans leur ensemble et centrées.

Le problème de l'estimation est un problème de choix de paramètres θ compte tenu des observations. Ce problème est un problème complexe dont nous allons ici résumer les principaux résultats nous concernant. Un développement plus détaillé est disponible dans l'ouvrage de Huet et al. [30].

On montre qu'il est possible d'obtenir un ensemble d'estimateurs des paramètres par maximisation de la fonction de vraisemblance. Les estimateurs ainsi obtenus possèdent les propriétés de consistance³, de normalité et d'efficacité asymptotiques. De plus, maximiser la fonction de vraisemblance est, dans ces conditions, équivalent à minimiser la fonction des moindres carrés. Ainsi, nous avons :

$$\hat{\theta}_n = \arg \min_{\theta \in \Theta} \sum_{i=1}^n (Y_i - f(x_i, \theta))^2 \quad (2.31)$$

et

³Si pour tout nombre réel positif fixé ϵ , aussi petit soit-il, la probabilité que $\hat{\theta}_n$ n'appartienne pas à l'intervalle $[\theta - \epsilon, \theta + \epsilon]$ tend vers 0 quand n tend vers l'infini, alors on dit que $\hat{\theta}_n$ est un estimateur faiblement consistant de θ ; si $\hat{\theta}_n$ tend presque sûrement vers θ quand n tend vers l'infini, on dit que $\hat{\theta}_n$ est un estimateur fortement consistant de θ

$$\hat{\sigma}_n^2 = n^{-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - f(x_i, \hat{\theta}_n))^2 \quad (2.32)$$

$\hat{\theta}_n$ est alors l'estimateur des moindres carrés de θ_0 , $\hat{\sigma}_n^2$ est un estimateur empirique de la variance de l'erreur et Θ est l'ensemble compact (de dimension p) des solutions possibles.

Pour tout couple a, b de $1, \dots, p$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} n^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta_a} f(x_i, \theta_0) \frac{\partial}{\partial \theta_b} f(x_i, \theta_0) \quad (2.33)$$

existe et la matrice Γ_{θ_0} formée de ces éléments est inversible. La variance asymptotique de $\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0)$ est $\sigma_0^2 \Gamma_{\theta_0}^{-1}$ [37]. De plus, on démontre que $\hat{\sigma}_n^2$ est un estimateur consistant de σ_0^2 , et que la variable aléatoire $\sqrt{n}(\hat{\sigma}_n^2 - \sigma_0^2)$ converge en loi vers une gaussienne centrée de variance $\text{var}(\epsilon_i^2)$.

Le problème d'estimation des paramètres d'un modèle non linéaire par la méthode des moindres carrés n'a généralement pas de solution explicite. Il est ainsi nécessaire de chercher une solution numérique à ce problème d'optimisation. La méthode que nous avons choisie dans ce travail est la méthode de GAUSS-MARQUARDT [30]. Cet algorithme consiste à linéariser le modèle f autour de $\theta^{(j)}$; les différentes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

- Initialisation :
 - $j = 0$
 - Choix de valeurs initiales : $\theta = \theta^{(0)}$
 - Choix d'une direction de descente autour de $\theta^{(j)}$: d_j .
 - $\theta^{(j+1)} = \theta^{(j)} + \alpha_j d_j$.
 - A-t-on $\theta^{(j+1)}$ suffisamment proche de $\theta^{(j)}$?
 - Si oui : $\hat{\theta} = \theta^{(j+1)}$, et c'est terminé.
 - Si non : on remplace j par $j + 1$ et on recommence à partir de l'étape 2.

La méthode de GAUSS-NEWTON permet de déterminer la direction de descente, elle a été modifiée par MARQUARDT pour rendre la régression plus robuste et moins dépendante des valeurs initiales des paramètres θ_0 .

Pour une partie du travail réalisé durant cette thèse, nous avons utilisé une version différente de l'algorithme, afin de tester l'utilisation d'informations complémentaires pour

effectuer l'inversion du modèle. La fonction coût est alors modifiée pour contraindre certains paramètres autour d'une valeur connue *a priori*. La forme de cette fonction est la suivante :

$$C^2 = \frac{\sum_i^n (T_b^{mes} - T_b^{calc})^2}{\sigma(T_b^{mes})} + \sum_k \left(\frac{(P_k^{ini} - P_k^{calc})^2}{\sigma(P)} \right) \quad (2.34)$$

où $\sigma(T_b^{mes})$ est l'erreur *a priori* sur la mesure de la température de brillance, P_k le k -ième paramètre inconnu du modèle, $\sigma(P)$ la déviation standard appliquée à ce paramètre pour le contraindre plus ou moins fortement à rester proche de la valeur initiale P^{ini} . Si l'on choisit une grande valeur de $\sigma(P)$, l'estimation de ce paramètre est libre ; au contraire, si l'on dispose d'une information sur la valeur du paramètre P , on peut utiliser cette valeur pour initier l'inversion et contraindre la valeur estimée à rester proche de P^{ini} .

2.3.3 Le choix de modèle

Nous l'avons vu précédemment, un modèle statistique est défini par un ensemble de fonctions auquel appartient la fonction f et par un ensemble de lois de probabilités. Choisir un modèle adéquat n'est en général pas un problème simple. S'il y a beaucoup de paramètres, l'écart entre simulations et mesures sera faible (plus il y a de paramètres, plus il est facile d'ajuster un modèle) mais l'estimation des valeurs des paramètres sera moins précise ; l'ensemble des solutions possibles grandit, l'erreur sur l'estimation est donc plus grande.

Dans le cas du transfert radiatif dans la végétation, les paramètres de végétation sont soit τ et ω , soit b et ω . Plusieurs hypothèses sont possibles sur le paramètre b :

- b peut être considéré comme constant avec le temps, l'angle et la polarisation,
- b peut être considéré comme constant avec le temps, mais pas avec l'angle ni la polarisation
- Autre possibilité, b peut être considéré comme dépendant de l'angle, de la polarisation et du temps. . .

Ces hypothèses définissent des modèles différents, le premier modèle est un sous-modèle du second, seule une contrainte d'égalité sur les paramètres les différencie. Si l'on a choisi six angles de mesures, il y aura six fois plus de paramètres b inconnus.

Une analyse physique peut donner une idée de l'hypothèse la plus adéquate (par exemple, pour une végétation de structure verticale, il semblerait que les valeurs de b varient avec le temps. . .), mais ne permet pas de choisir définitivement le modèle.

Un outil adéquat pour choisir le meilleur modèle entre plusieurs modèles non nécessairement emboîtés (les modèles ne sont pas forcément des sous-modèles les uns des autres) est le critère de Akaike (*AIC*) [48] défini comme suit pour le modèle M :

$$AIC(M) = \log(\hat{\sigma}_M^2) + \frac{2(k+1)}{n} \quad (2.35)$$

où $\hat{\sigma}_M$ est la variance résiduelle du modèle M , k le nombre de paramètres inconnus et n le nombre de données. Le critère de Akaike, que l'on cherchera à minimiser, réalise un compromis entre la variance que l'on cherche à réduire, et le nombre de paramètres que l'on cherche à diminuer aussi.

Dans cette thèse, ce critère nous permettra de répondre à de nombreuses questions concernant les paramètres de végétation (Chapitre 4) afin de choisir le modèle le mieux adapté à l'inversion de plusieurs paramètres liés à la surface (humidité, épaisseur optique...).

2.4 Conclusion

Connaître le comportement d'une onde électromagnétique en présence de matière permet d'établir un modèle de transfert radiatif plus ou moins complexe. Ce modèle doit être validé en comparant les prédictions à des mesures radiométriques effectuées dans différentes conditions. Le modèle que nous avons décrit ici est le modèle $\tau - \omega$ qui permet de prendre en compte l'effet de la végétation sur l'émission micro-onde de la surface. C'est un modèle simple car il est basé sur seulement deux paramètres de végétation, l'épaisseur optique et l'albédo de simple diffusion. Ces deux paramètres sont en général des inconnues car il n'en existe pas de mesures directes. Si l'on souhaite estimer des températures de brillance ou inverser le modèle et estimer l'humidité du sol à partir de mesures, il est donc nécessaire d'avoir une estimation de τ et ω suivant le type de végétation présente et suivant le stade de développement de celui-ci. De plus, dans le cadre de la mission SMOS, il est nécessaire de connaître la dépendance angulaire et en polarisation de ces derniers. Plusieurs travaux ont déjà été menés dans ce but [33, 96, 98], mais restent largement incomplets. Nous avons décrit dans ce chapitre la technique de régression non linéaire que nous utiliserons dans cette thèse pour évaluer ces deux paramètres de végétation dans différentes conditions puis pour estimer l'humidité du sol à partir des mesures de température de brillance multi-angulaire et pour les deux polarisations H et V.

Nous proposons dans cette thèse d'aborder le problème posé par ces paramètres de végétation et d'étudier les valeurs prises pour différents couverts selon la configuration d'observation en utilisant les techniques de régression non linéaires. De plus, l'objectif final de l'étude de ces modèles étant l'estimation de variables d'intérêts (ici l'humidité du sol), nous étudierons également différentes possibilités d'inversion du modèle pour chacun des couverts. Pour cela, nous disposons de trois jeux de données (BARC 1981, PORTOS 1991 et PORTOS 1993) effectués sur différents couverts et nous avons mené au cours de l'année 2001 une nouvelle campagne de mesures sur un couvert de maïs (présenté dans le chapitre suivant).

Chapitre 3

Campagne de mesures *Emirad 2001* sur couvert de maïs

Les chapitres précédents nous ont permis de présenter le point de vue théorique de la télédétection micro-onde passive. Nous y avons décrit le modèle de transfert radiatif dans la végétation $\tau - \omega$ ainsi qu'une méthode statistique permettant d'évaluer les valeurs des paramètres d'un modèle non linéaire quelconque à partir d'un ensemble de mesures.

Cependant, le modèle $\tau - \omega$ ne permet pas de simuler les températures de brillance d'un couvert végétal, pour des visées multi-angulaires, avec une précision satisfaisante. Les effets de la rugosité sont encore mal connus, les paramètres de végétation sont généralement pris à des valeurs génériques ($b = 0.1$ environ et $\omega = 0$) sans que ces valeurs n'aient réellement été validées. De plus, l'évolution de ces paramètres avec le temps, l'angle de visée et la polarisation n'a pas été explorée de façon satisfaisante.

C'est par la conduite de plusieurs campagnes de mesures que l'on sera capable d'améliorer le modèle de transfert radiatif, et d'éprouver les méthodes visant à estimer l'humidité du sol dans différentes conditions. De plus, afin d'effectuer ce travail, il est nécessaire d'utiliser des jeux de données incluant des mesures multi-angulaires et en bi-polarisation.

Plusieurs campagnes expérimentales ont été menées dans les années 1980 et 1990 :

- La campagne BARC 1981, conduite sur le site de mesure de l'USDA à Beltsville (Mariland, USA). Le jeu de données, entièrement décrit dans le rapport de Wang et al. [87], a permis de nombreux travaux notamment sur le sol nu [88, 51, 85], mais aussi sur la végétation [90].
- La campagne PORTOS 1991 a été conduite sur le site de l'INRA d'Avignon. Cette campagne sur un couvert de soja est décrite dans la thèse de J.-P Wigneron [92].
- La campagne de mesures PORTOS 1993 est la plus complète à ce jour. Elle a permis

de nombreux travaux, portants tant sur le sol nu et la rugosité du sol [11, 66, 101] que sur le couvert de blé [93, 100, 96, 22] et l'assimilation de données de télédétection [97].

Le jeu de données BARC est ancien, les mesures radiométriques ont été effectuées à l'aide d'un radiomètre qui ne bénéficiait pas de la technologie actuelle en matière de radiométrie micro-onde. Le nombre de données sur chaque parcelle est de plus limité (environ un mois) et la dynamique en humidité est relativement faible.

Les données acquises durant la campagne PORTOS 1991 étaient d'une qualité plutôt moyenne, les travaux de calibration n'ont donné qu'une précision d'environ 3-5 K sur les mesures radiométriques. Ainsi, seul le jeu de données PORTOS 1993 pouvait être considéré comme entièrement satisfaisant pour conduire nos travaux.

Pour les besoins de la mission SMOS, un travail important sur les modèles de transfert radiatif dans la végétation est nécessaire ; les effets différents selon la structure, le type de végétation, le développement du couvert doivent être étudiés. Le but est, nous l'avons vu en introduction, d'estimer au mieux l'humidité du sol sur toute la surface terrestre. Les modèles de transfert radiatif doivent être testés, améliorés, ainsi que les techniques d'estimation des paramètres au sol, et ceci sur des données réelles (en opposition aux données simulées) acquises sur un grand nombre de types de végétation. C'est pour ces raisons que nous avons conduit une nouvelle campagne de mesures micro-ondes multi-angulaires sur un nouveau champ cultivé.

Cette section est dédiée à la présentation de cette campagne nommée EMIRAD 2001. Nous présentons dans un premier chapitre l'ensemble du site de mesures ainsi que le dispositif mis en oeuvre afin d'effectuer les mesures radiométriques multi-angulaires. Ensuite nous décrivons le radiomètre mis à notre disposition par l'équipe de l'Ørsted, TUD, ainsi que son principe de fonctionnement et les deux méthodes de calibration que nous avons mises en oeuvre. Dans le dernier chapitre, nous présentons les différentes mesures effectuées au sol : humidité du sol, températures...

3.1 Présentation générale de la campagne

3.1.1 Le site de mesure

La campagne de mesures EMIRAD 2001 s'est déroulée à l'INRA (Institut National de la Recherche Agronomique) d'Avignon, France. Un site de mesure dédié à la télédétection de la végétation y a été aménagé pour l'unité CSE (Climat Sol et Environnement). Ce

site est composé de deux champs de petite taille ($100m \times 160m$ et $60m \times 150m$) séparés par une paire de rails sur lesquelles se déplace une grue (figures 3.1,3.2). Des cultures sont conduites chaque année sur ces deux parcelles, afin de suivre les besoins en mesures des chercheurs d'une part, et afin de garder la richesse du sol d'autre part.

Durant la campagne qui nous concerne, les deux parcelles étaient dédiées à trois expérimentations différentes. La parcelle Est était dédiée à la mesure de bilan d'azote dans le blé d'une part, et à la télédétection optique sur du blé d'autre part. De plus, sur cette même parcelle de blé, nous avons aménagé une partie sans végétation pour effectuer des mesures micro-ondes sur sol nu. La parcelle Ouest nous était entièrement attribuée, nous y avons fait pousser du maïs nain. La culture du maïs a été effectuée dans des conditions classiques : travail du sol, semis, irrigations et apports d'azotes ont été effectués afin d'obtenir une croissance normale des plantes.

Afin d'évaluer la qualité des mesures micro-ondes du radiomètre, nous avons installé un plan d'eau sur une partie libre de cette parcelle. Ce plan d'eau était un carré de six mètres de large, la profondeur de l'eau était d'environ 20 cm. Durant chaque mesure radiométrique sur cette piscine, la température de l'eau était systématiquement relevée à l'aide d'un thermomètre classique (à alcool).

A l'extrémité de la grue, nous avons fixé une structure permettant de supporter le radiomètre. Cette structure pouvant effectuer une rotation suivant l'axe vertical, il était également possible de faire pivoter le radiomètre de façon à effectuer différentes visées azimutales. Un piston, reliant le radiomètre et la structure, permettait de faire basculer le radiomètre, et ainsi d'effectuer des mesures pour des angles de visée variant entre 0 et 60° (photographies 3.3).

Sur la parcelle Est, une partie était aménagée pour que l'on puisse effectuer des mesures sur sol nu. Sur cette parcelle, nous avons installé un système d'irrigation afin de pouvoir obtenir différentes conditions d'humidités durant la campagne de mesures. Durant la campagne, nous avons effectué différents travaux du sol afin d'obtenir deux états de rugosités différents. Dans un premier temps, nous avons un sol moyennement rugueux ; ensuite (jour 149), nous avons passé une roto-bêche afin d'obtenir un sol très rugueux tel que ceux obtenus après un labour. Après chaque travail du sol, nous effectuons une série de mesures de la rugosité avec le rugosimètre à aiguilles. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.5 chapitre 3.3.5.

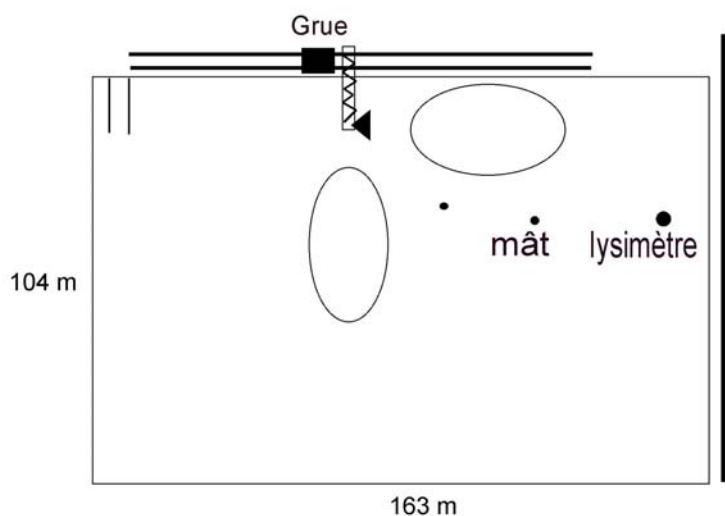


FIG. 3.1 – Représentation du site de mesures. Projection des lobes du radiomètre pour deux visées (\perp et \parallel) en considérant l'ouverture à -20 dB : $\beta = 45^\circ$ (pour un angle d'incidence $\theta = 40^\circ$)

3.1.2 Protocole des mesures

Avant le début de la campagne, nous avons défini un protocole de mesure, afin de fixer préalablement les opérations à effectuer journalièrement. Nous présentons ici les points importants de ce protocole :

- La durée des mesures radiométriques était fixée à trente secondes afin d'obtenir une moyenne et un écart type sur chaque mesure et d'être ainsi capable d'extraire les mesures durant lesquelles des phénomènes d'interférences apparaissaient,
- Les angles de mesures par rapport au zénith (θ) ont été définis comme suit : $0 - 10 - 20 - 30 - 40 - 50 - 55^\circ$ sur la parcelle de maïs, et $0 - 10 - 20 - 30 - 40^\circ$ sur la parcelle de sol nu (afin de ne pas viser le champ de blé proche de la parcelle de sol nu). L'angle maximal de visée était fixé pour limiter le poids supporté par la structure.
- Les angles azimutaux étaient $\phi = 0^\circ$ et 90° pour les séries de mesures parallèles et orthogonales,



FIG. 3.2 – Photographie de la grue supportant le radiomètre EMIRAD

- Répétitivité des mesures parallèles et orthogonales : journalière, mais la fréquence effective dépendait des conditions météorologiques,
- Configurations spéciales : plusieurs fois par semaines, nous faisons une série de mesures de la température de brillance pour des angles azimutaux $\phi = 0^\circ - 90^\circ$, les angles zénithaux étaient alors $\theta = 20^\circ$ et 45° ,
- Chaque semaine il était prévu d'effectuer une calibration sur le plan d'eau et une calibration sur le ciel.

Cette campagne s'est déroulée entre le jour julien 114 (24 avril 2001) et le jour 207 (26 juillet 2001). 528 mesures radiométriques ont été effectuées en visée parallèle sur le maïs et 616 mesures ont été effectuées en visée orthogonale. 7 séries de mesures sur la piscine ont été menées, dont 56 mesures exploitables (les jours 158 et 163 ne seront pas utilisés dans l'étalonnage définitif du radiomètre) pour des angles de $35, 40, 45, 50, 55^\circ$. Aucune mesure n'a été possible sur le ciel, la structure de support du radiomètre ne permettait pas de faire basculer le radiomètre pour des angles suffisamment grands.



FIG. 3.3 – Photographie du radiomètre EMIRAD supporté par la structure développée à l'INRA

3.2 Le radiomètre *EMIRAD*

Le radiomètre *EMIRAD* a été réalisé à l'université technique du Danemark (TUD) [72], dans le laboratoire Ørsted. Il a été conçu initialement afin d'effectuer une expérimentation aéroportée sur l'océan. Il fonctionne à la fréquence 1.41 GHz et mesure simultanément la température de brillance pour les deux polarisations H et V, ainsi que les deux paramètres de Stokes U et V.

Dans un premier temps, nous décrivons les principes de base du fonctionnement d'un radiomètre micro-onde, puis nous présenterons les spécificités et les caractéristiques du radiomètre *EMIRAD*. Nous résumerons les deux procédures de calibration du radiomètre que nous avons effectuées et nous évaluerons la précision du radiomètre à l'aide des mesures effectuées sur le plan d'eau.

3.2.1 Fonctionnement d'un radiomètre

Nous présentons ici le mode de fonctionnement simplifié d'un radiomètre micro-onde passive. Pour une étude plus détaillée (notamment des radiomètres du type Dicke) on pourra se référer à [76].

Considérons une scène quelconque émettant une température de brillance apparente $T_{ap}(\theta, \phi)$ (issue de l'émission de tous les éléments de la scène). Le lobe de l'antenne ne captera que la température T_a obtenue comme suit :

$$T_a = \frac{A_r}{\lambda^2} \iint_{4\pi} T_{ap}(\theta, \phi) F_n(\theta, \phi) d\Omega$$

où $F_n(\theta, \phi)$ est le diagramme d'antenne et A_r l'ouverture effective. T_a sera appelée la température de l'antenne.

Cette température d'antenne T_a est alors atténuée par les pertes d'antenne (due à l'atténuation de l'onde dans les matériaux par exemple) caractérisées par un facteur de perte L_a et additionnée au bruit généré par la température propre de l'antenne T_{pa} . La température résultante T'_a est alors la température effective de l'antenne qui sera mesurée par le récepteur.

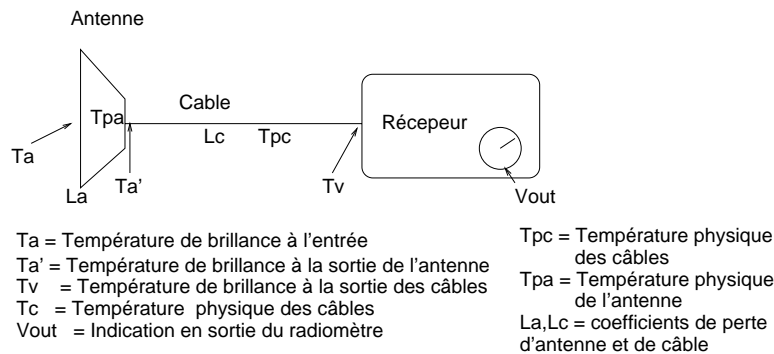


FIG. 3.4 – Schéma simplifié du fonctionnement d'un radiomètre

Différentes opérations sont alors effectuées sur le signal capté par le récepteur. Les modules présentés ci-dessous résument les différents traitements réalisés :

- Un module de prédétection, constitué d'une amplification RF, qui filtre le signal d'entrée en amplifiant les fréquences contenues dans la bande de fréquence B, fréquences centrées autour de la fréquence centrale RF (Radio Frequency) de mesure. Dans le cas d'un récepteur "direct", l'amplification RF est la seule phase de l'étape de prédétection. Une conversion vers une fréquence FI, plus basse, peut être réalisée,

en utilisant un récepteur “superhétérodyne”, constitué d’un oscillateur local et d’un mélangeur. La plus grande partie de l’amplification se fait alors à la fréquence FE et la largeur de bande B est déterminée par le filtre FI.

- Un module détection réalisé par un détecteur linéaire ou quadratique. L’avantage du détecteur quadratique est de délivrer une tension de sortie proportionnelle à la puissance d’entrée, donc à la température d’antenne T'_a . Cette opération consiste à redresser le signal et ne garder que son enveloppe.
- Un module intégration analogique, réalisé par un filtre passe-bas, qui a pour objet d’éliminer les fluctuations hautes-fréquences du signal détecté et d’abaisser la variance de celui-ci.
- Un module conversion analogique-numérique.

En résumé, le lien entre la température mesurée (après la calibration) et la température de brillance de la scène est simple et se réduit à l’équation suivante qui prend en compte les pertes d’énergie et ajouts de bruits dus aux câbles et à l’antenne :

$$T_v = \frac{1}{L_c L_a} (T_a - (1 - L_c)T_{pa} - L_a(1 - L_c)T_{pc}) \quad (3.1)$$

L_a et L_c sont les facteurs de perte de l’antenne et des câbles respectivement, T_{pc} est la température physique des câbles.

3.2.2 Caractéristiques du radiomètre EMIRAD

Dans le cadre de la mission SMOS, de nombreuses études portent sur la détermination de la salinité de l’océan. Pour estimer la salinité de l’eau avec une précision de 0.1 psu (practical salinity unit), il est nécessaire d’avoir une précision radiométrique meilleure que 0.1 K. Afin de comprendre les différents effets (effet du vent notamment) sur l’émission de l’océan, il est encore nécessaire de faire des campagnes de mesure.

Le radiomètre EMIRAD a été conçu par le laboratoire de l’Ørsted (TUD) afin de mesurer la signature polarimétrique de l’océan durant la campagne LOSAC (L-band Ocean Salinity Airborn Campaign). La technologie utilisée est nouvelle, c’est le principe de l’échantillonnage subharmonique (en anglais “subharmonic sampling”). La nouveauté consiste en l’utilisation du “analog-to-digital converter” (ADC), pour la détection, le calcul des corrélations, et aussi pour la conversion vers une fréquence plus basse du signal RF.

Le radiomètre est présenté en détail dans la thèse de Sten Schmidl Søbjaerg [72] ainsi que dans l’article [69] ; notre présentation sera donc simplifiée.

Le radiomètre est de type polarimétrique utilisant le principe de corrélation afin de calculer les quatre paramètres de Stokes définis comme suit :

$$\bar{T}_b = \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} T_V - T_H \\ T_V + T_H \\ T_{45^\circ} - T_{-45^\circ} \\ T_l - T_r \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

où T_l et T_r sont les températures de brillance en polarisation circulaire gauche et droite respectivement, T_{45° et T_{-45° sont les températures de l'antenne orientée à 45° de l'horizontale et de la vertical respectivement.

Les premiers (I) et second (Q) paramètres de stockes sont mesurés à partir des canaux verticaux (T_V) et horizontaux (T_H) du radiomètre. Les troisième et quatrième (U et V) paramètres sont obtenus à partir des corrélations croisées entre les champs verticaux et horizontaux (un des deux canaux doit alors subir une rotation de 90°). Cette technique permet de limiter le nombre de récepteurs à quatre (pour T_V , T_H , U et V) au lieu de six (pour T_V , T_H , T_l , T_r , T_{45° et T_{-45°).

La partie analogique du radiomètre est composée de l'antenne, d'un "orthomode transducer" (OMT), du système de calibration interne et des filtres analogiques. Citons quelques caractéristiques de cette partie analogique :

- L'antenne utilisée est un cornet ; la base est un carré de $90 \text{ cm} \times 90 \text{ cm}$ de côté et la hauteur du cornet est d'environ deux mètres. Cette antenne de taille importante a été conçue ainsi pour obtenir un lobe d'antenne relativement fin : l'angle d'ouverture du lobe principal est d'environ 45° à -20 dB .
- Le filtre RF (qui sélectionne les fréquences de mesure) permet de considérer que les limites sont 1403 MHz et 1424 MHz à -3 dB . La valeur du gain RF est $G \approx 90 \text{ dB}$.
- La température de bruit T_N est égale à 119 K , correspondant à une figure de bruit $NF = 1.4 \text{ dB}$ (Noise figure).

La partie digitale est composée du convertisseur Analogique vers Digital (ADC), du corrélateur (afin de calculer les troisième et quatrième paramètres de Stockes) et d'un intégrateur. La fréquence d'échantillonnage permettant de passer de la partie analogique à la partie digitale est $f_s = 63.5 \text{ MHz}$. Le spectre de l'échantillonnage se situe entre 3 MHz et 30 MHz .

Les caractéristiques principales du radiomètre EMIRAD sont résumées dans le tableau 3.1.

Partie analogique		Partie digitale	
Fréquences	1400 - 1427 MHz	Largeur de bande	> 2 GHz
gain RF	90 dB	Fréquence d'échantillonnage	63.5 MHz
Température du bruit	119 K	Spectre d'échantillonnage	3 MHz à 30 MHz

TAB. 3.1 – Principales caractéristiques du radiomètre EMIRAD

L'avantage de cette technologie est qu'elle ne nécessite que peu d'éléments analogiques, et donc est économe en taille et en poids. Cependant, les principes de l'échantillonnage subharmonique sont encore peu connus, et cette technique nécessite un large gain à la fréquence RF, ce qui peut être un désavantage important [69].

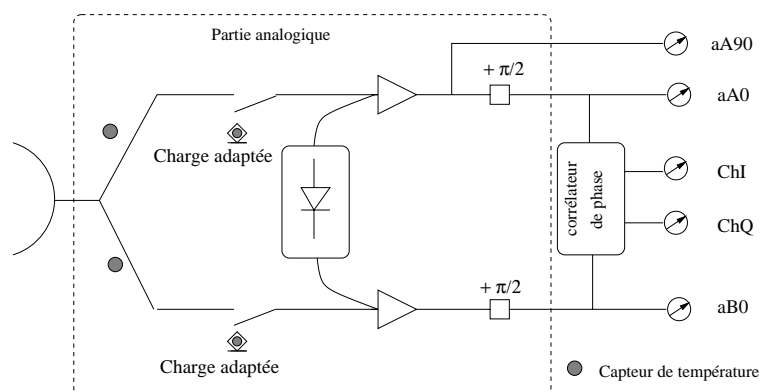


FIG. 3.5 – Schéma électronique simplifié d'un radiomètre utilisant le principe de corrélation

3.2.3 Étalonnage du radiomètre

Un radiomètre effectue des mesures de l'énergie collectée par l'antenne, le résultat final lu par l'expérimentateur (ou enregistré sur ordinateur) est un compte numérique lié au voltage de la sortie. Ce résultat n'est donc pas directement exploitable puisqu'il n'a pas de sens physique direct. Il est nécessaire de trouver le lien entre ce compte et la température effective de l'antenne ; cette procédure s'appelle l'étalonnage du radiomètre. Nous présentons ici deux étalonnages différents effectués pour cette campagne de mesure, selon les informations sur le fonctionnement du radiomètre dont nous disposions ; seul le second étalonnage sera utilisé pour le traitement des données.

Première version de l'étalonnage

Une fois la campagne de mesure terminée, nous avons effectué un premier étalonnage en utilisant les informations dont nous disposions. Seules les mesures de température d'antenne et les mesures simultanées sur la charge interne étaient alors à notre disposition pour ce travail. Nous avons émis l'hypothèse que la température de la charge interne était caractéristique du fonctionnement du radiomètre pour une mesure de la température de l'antenne donnée. Les valeurs prises par la température de charge et les mesures associées sont illustrées figure 3.6.

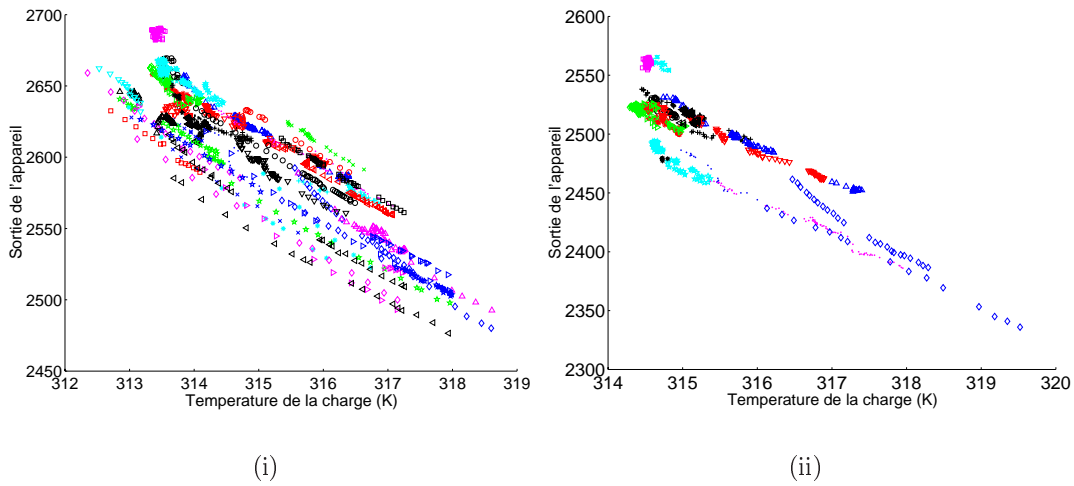


FIG. 3.6 – Valeurs mesurées de la température de charge durant la campagne de mesure, (i) polarisation H, (ii) polarisation V

Après de nombreux tests de différentes fonctions, les droites d'étalonnage ont été définies par la fonction suivante :

$$T_{vrai} = \left(\frac{a T_{load} + b V_{load} + c}{d V_{load} + e} \right) (V_{out} - V_{load}) - T_{load} \quad (3.3)$$

La pente de la fonction dépend alors de chaque température de charge ainsi que du résultat de la mesure effectuée sur cette charge. Les paramètres a , b , c , d et e sont des paramètres que nous devons calculer à l'aide des mesures radiométriques effectuées sur la piscine.

Plus précisément, nous avons séparé les mesures effectuées sur la piscine en deux parties : une partie afin de calibrer les paramètres a - e (quatre jours de mesures sur piscine),

une autre partie pour évaluer la précision obtenue avec la courbe d'étalonnage ainsi définie (les trois jours restants). Figure 3.9, nous présentons les mesures effectuées sur le plan d'eau. Un modèle d'émission simple de l'eau [76] nous a permis d'estimer la température de brillance de la cible pour les différents angles de visée ; nous comparons ici ces estimations aux valeurs de charge mesurées par le radiomètre.

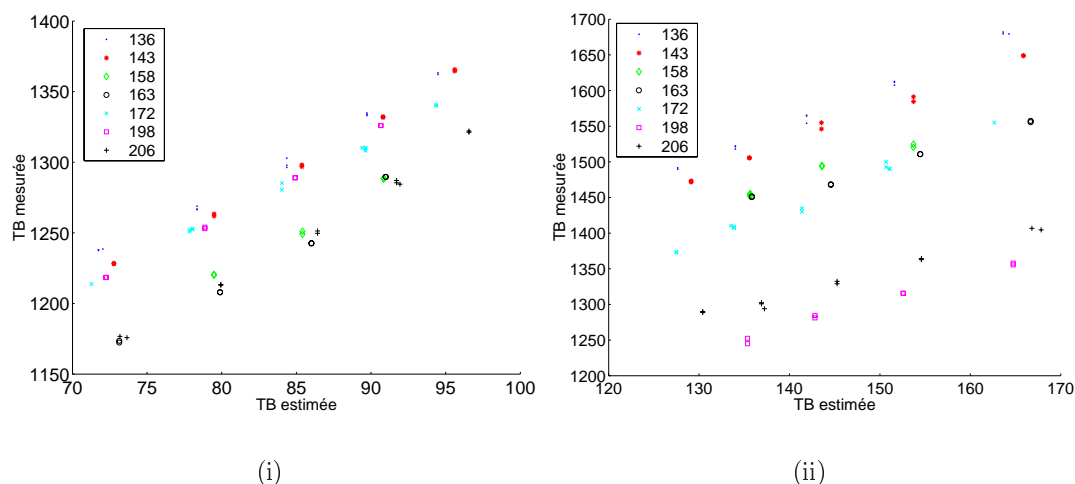


FIG. 3.7 – Charges mesurées sur la piscine en fonction de la température physique estimée, (i) polarisation H, (ii) polarisation V

La validation sur une partie des mesures piscine nous permet d'évaluer l'erreur sur les températures de brillance :

$$RMSE_H = 1.284K$$

$$RMSE_V = 1.56K$$

Ces résultats semblent indiquer que cette calibration est de bonne qualité, une précision de 3 à 5 K avait été estimée sur le jeux de données PORTOS 1993. Cependant, plusieurs critiques sont à apporter :

- Pour cet étalonnage, ne disposant pas des valeurs de L_c et L_a , nous avons supposé que les pertes de câbles et d'antenne sont nulles, l'erreur était sans doute corrigée lors de l'estimation des paramètres de la fonction 3.3,
- Le nombre de mesures radiométriques que nous avons utilisé pour établir les valeurs des paramètres de la fonction puis pour estimer la précision de cet étalonnage est

Polarisation	Température (K)
H	129
V	131

TAB. 3.2 – Température des diodes à bruit

relativement faible ; les conditions sont de plus très similaires (la température de l'eau était entre $20^{\circ}C$ et $25^{\circ}C$).

- Les températures de brillance de l'eau sont plus faibles que celle d'un champ de maïs, l'estimation de l'erreur sur T_b que nous avons faite doit être par conséquent être plus faible aussi.

Cette calibration du radiomètre a été utilisée dans un premier temps pour effectuer une étude préliminaire sur le jeu de données ainsi obtenu.

Version définitive de l'étalonnage

Le radiomètre permettait en fait d'effectuer un étalonnage individuel pour chaque mesure effectuée. En effet, durant chaque période de mesure de trente secondes (échantionnée en périodes de 8 ms), le radiomètre mesure le signal émit par quatre cibles différentes (Figure 3.8) :

- Une mesure sur l'antenne, c'est la mesure que l'on va chercher à relier à la température de brillance de la scène,
- Une mesure sur une charge interne, cette charge est maintenue à une température connue T'_a et mesurée précisément,
- Une mesure sur cette même charge interne T'_a mais additionnée à l'effet d'une diode à bruit, qui ajoute un bruit fixe et connu (voir tableau 3.2),
- Une mesure sur l'antenne ajoutée à la même diode à bruit.

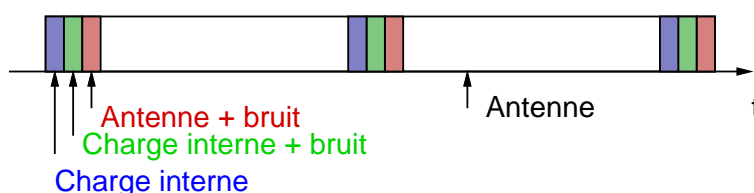


FIG. 3.8 – Séquences de calibration du radiomètre EMIRAD

Disposant ainsi d'une mesure de charge sur deux points à des températures différentes, pour chaque polarisation, il est possible de tracer une droite liant ces points ; la droite

résultante est alors la fonction de calibration du radiomètre. Cette méthode permet d'étalonner le radiomètre pour chaque mesure effectuée, les conditions de fonctionnement de l'appareil, tel que la température des composants, sont alors prises automatiquement en compte.

Durant la campagne, nous avons effectué plusieurs séries de mesures radiométriques sur un plan d'eau lisse. L'estimation de la température de brillance de ce plan d'eau étant précise, ces mesures permettent d'évaluer la précision de la méthode de calibration précédente.

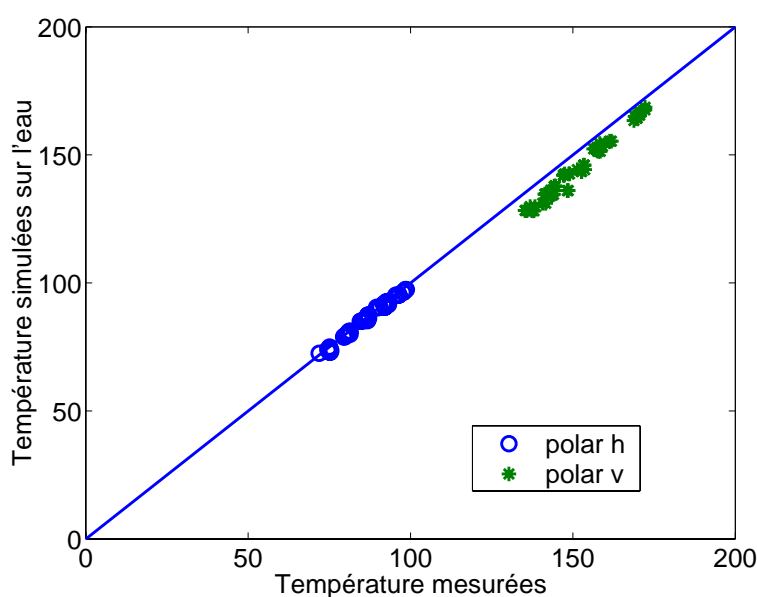


FIG. 3.9 – Comparaison entre les températures de brillance estimées par le radiomètre et les températures de brillance du plan d'eau estimée par le modèle de transfert radiatif

Les résultats trouvés sont illustrés figure 3.9 et la précision des mesures radiométriques sont les suivantes :

$$RMSE_H = 0.99K \quad biais_H = 0.67K \quad \text{pour la polarisation H}$$

$$RMSE_V = 7.1K \quad biais_V = 6.78K \quad \text{pour la polarisation V}$$

Ces résultats signifient que la précision du radiomètre est très bonne en polarisation H. En ce qui concerne la polarisation V, une partie de cet écart entre températures estimées et simulées peut être expliquée par un incident survenu en cours d'expérimentation : le jour 165 nous avons relevé une défaillance de la chaîne de traitement électronique, nécessitant le changement de composants électroniques. Suite à cette modification, nous avons relevé de nombreux problèmes sur la polarisation V. Une partie de ces erreurs

ont été simplement éliminées en supprimant les points de mesure de mauvaise qualité. Nous avons de plus observé un biais important dans les mesures radiométriques pour la polarisation V ; remarquons également qu'au nadir ($\theta = 0^\circ$) les températures de brillance en polarisation H et V doivent être identiques. Nous avons utilisé ce dernier résultat pour corriger sensiblement les valeurs de T_b en polarisation V et réduire ainsi le biais observé.

Notons de plus que la sensibilité théorique du radiomètre est d'environ 0.1 K et que des études de stabilité [72] ont montré qu'en polarisation H, la variation de la mesure à température constante est d'environ 0.15 et d'environ 0.2 K pour la polarisation V.

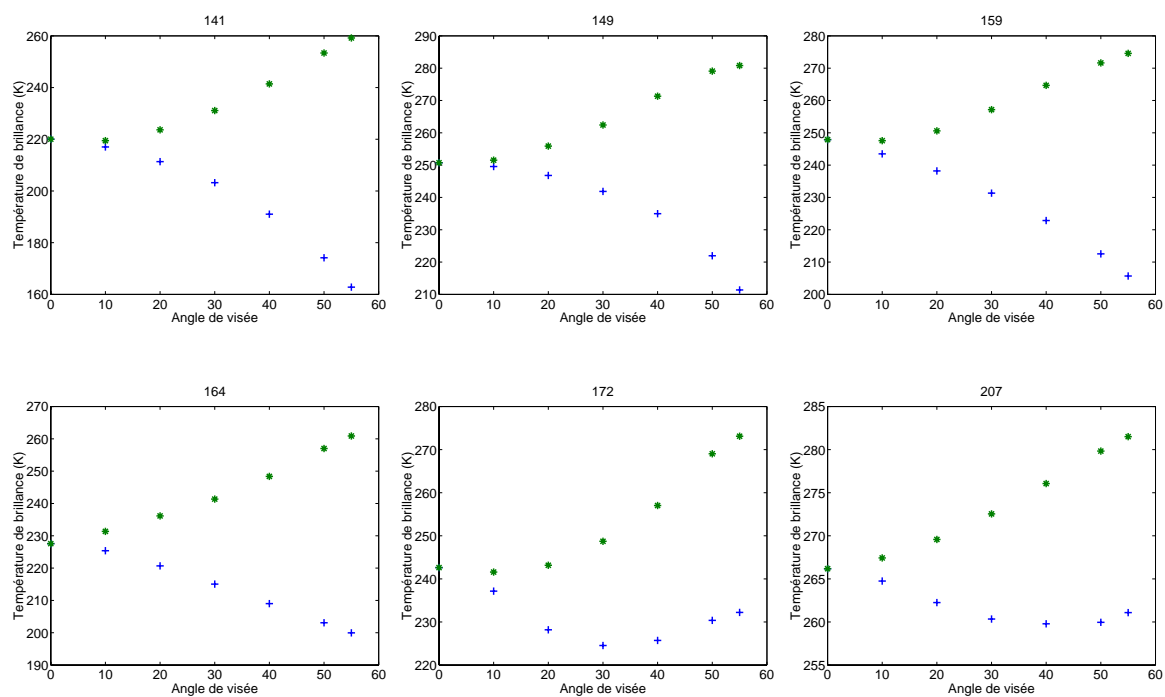


FIG. 3.10 – Exemple d'évolution de la températures de brillance mesurées en fonction de l'angle de visée θ (visée parallèle), + : polarisation H, * : polarisation V

Figures 3.10 nous présentons quelques exemples de mesures de la température de brillance en fonction de l'angle d'incidence pour les deux polarisations H et V. Pour les différents jours de mesures, les caractéristiques de la surface étaient différentes : humidité, stade de développement de la végétation et température de surface notamment ont évolué, ceci explique que la température de brillance évolue différemment en fonction de l'angle et de la polarisation. Figure 3.11, nous illustrons l'évolution de la température de brillance en fonction du temps, pour un angle de $\theta = 50^\circ$.

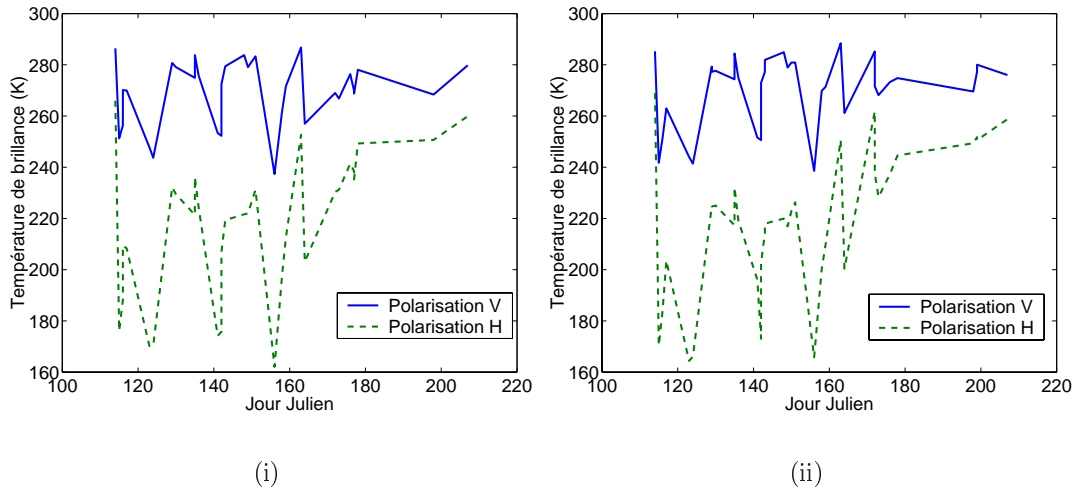


FIG. 3.11 – Variations temporelles de la température de brillance pour $\theta = 50^\circ$, (i)=visée parallèle, (ii)=visée orthogonale

Sur ces dernières figures, nous pouvons noter que l'ordre de grandeur des variations de la température de brillance en polarisation H est d'environ 100 K alors qu'en polarisation V elle n'est que d'environ 30 K. Nous en déduiront donc que la température de brillance en polarisation H est plus sensible aux conditions de surfaces, et donc qu'il est plus adéquat de l'utiliser afin d'estimer l'humidité de surface. Nous pouvons également remarquer que les ordres de grandeurs de T_b pour la visée \parallel et pour la visée \perp sont très semblables. Il semble que la configuration des mesures radiométriques n'ait pas de conséquences importantes sur la mesure.

3.3 Mesures des propriétés de la surface

L'ensemble des mesures au sol est un élément important de l'expérimentation. C'est en effet grâce à ces mesures que l'on sera capable de juger de l'efficacité d'un modèle de transfert radiatif en comparant les simulations aux mesures. Il est donc nécessaire de maîtriser au maximum les conditions au sol, afin d'éviter les hétérogénéités qui apporteraient une variance excessive, et d'effectuer des mesures les plus précises possibles. Durant la campagne de mesure EMIRAD, nous avons fait différentes mesures à différentes échelles de temps : l'humidité du sol, chaque jour ; la température du sol, toutes les trente minutes, le contenu en eau de la végétation, toutes les semaines... Nous présentons dans ce chapitre chacune de ces mesures, la technique utilisée ainsi que les résultats obtenus, et

profondeur (cm)	Valeur moyenne de la densité du sol
2.5	1,282
7.5	1,354
12.5	1,341
17.5	1,318
22.5	1,2923

TAB. 3.3 – Profil moyen de densité du sol lors de la campagne EMIRAD 2001

quelques mesures supplémentaires permettant de compléter le jeu de données (pour un travail avec un modèle discret par exemple).

3.3.1 Propriétés physiques du sol

L'estimation de l'émission micro-onde du sol nécessite, nous l'avons vu précédemment, la connaissance de plusieurs propriétés physiques du sol : la densité ainsi que la texture du sol.

- La mesure de la densité du sol a été effectuée à quatre reprises sur la parcelle Ouest à l'aide d'une sonde à transmission Gamma ; une mesure était faite de 5 cm en 5 cm jusqu'à une profondeur de 50 cm. Ces mesures de densité ont été effectuées à trois dates, durant la campagne de mesure. Pour chacune de ces dates un profil de densité du sol était effectué à trois reprises, sur des zones différentes de la parcelle. Tableau 3.3, nous présentons les résultats moyens des mesures de la densité du sol. Finalement, dans le modèle de réflectivité du sol, nous avons pris la valeur $\rho = 1.282 \text{ g/m}^3$ qui est la valeur moyenne sur les cinq premiers centimètres du sol.
- La texture du sol a été mesurée en 1998. Celle-ci n'évoluant pas significativement à trois ans d'intervalle, nous avons utilisé les valeurs alors trouvées : argile = 33.5 %, sable = 15.6 % (le reste de limons).

3.3.2 Humidité du sol

Techniques de mesure

Variable essentielle dans tout ce travail, c'est avec soin que nous avons estimé l'humidité du sol. Plusieurs dispositifs de mesures ont été mis en place :

- Les données que nous utiliserons en priorité seront les mesures gravimétriques de l'humidité. Le principe de ces mesures est simple : un échantillon de sol est prélevé,

pesé, puis chauffé pendant 24 H à 105° C afin de faire évaporer la totalité de l'eau présente dans l'échantillon, une nouvelle pesée est effectuée ensuite. La différence entre les deux mesures nous donne la masse d'eau initialement présente. Divisé par la masse de sol solide, nous obtenons ainsi la proportion d'eau. Cette mesure était répétée dix fois sur la parcelle, la moyenne des mesures est l'estimateur de l'humidité et l'écart type est l'estimateur de la variabilité spatiale. Ces prélèvements (peu destructifs), effectués une ou deux fois par jour, étaient fait pour les profondeurs suivantes : 0-2.5 cm, 2.5-5 cm et 5-10 cm.

- Six sondes TDR (Time Domain Reflectometry) [75, 21] étaient placées sur l'ensemble de la parcelle à une profondeur d'environ 2.5 cm ; à trois reprises la sonde était placée dans le rang de maïs et à trois reprises dans l'inter-rang. Durant chaque série de mesures radiométriques, un relevé des mesures TDR était effectué. Ces relevés nous ont été utiles pour compléter les estimations de l'humidité du sol pour plusieurs jours de mesures.
- Enfin, une série de sondes capacitatives ont été introduites dans le sol à différentes profondeurs. Une sonde capacitive est constituée d'une pointe métallique entourée d'un diélectrique et d'un anneau. Enfoncées dans le sol, elles permettent d'estimer la capacitance du sol ; la permittivité du sol étant (nous l'avons déjà vu précédemment) essentiellement due à l'eau ($\epsilon_{eau} = 80$, $\epsilon_{solide} \approx 4$), la capacitance permet d'estimer le contenu en eau du sol après étalonnage de l'appareil [67].

Résultats des mesures

Figure 3.12, nous présentons les mesures d'humidité du sol par mesures gravimétriques. Pour la couche de surface (0-2.5 cm), les valeurs extrêmes sont $0.06 m^3/m^3$ et $0.28 m^3/m^3$. La variabilité maximale est observée pour cette couche car elle est la plus sensible aux conditions atmosphériques : assèchement et précipitation.

Chaque jour nous avons fait dix profils de sol, pour des lieux différents de la parcelle. Un écart type pour chaque jour nous donne donc une idée de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. La valeur moyenne de la déviation standard sur tout le jeu de données est :

$$0.027 cm^3/cm^3$$

Sur cette dernière figure, nous pouvons observer une variation assez importante de l'humidité de surface. Une succession d'irrigations, de précipitations, puis de fortes chaleurs

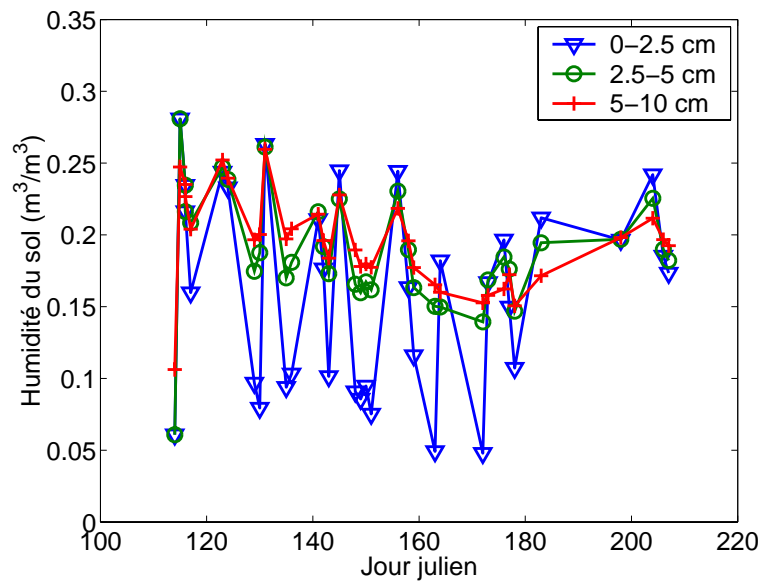


FIG. 3.12 – Évolution temporelle de l'humidité du sol mesurée par la méthode gravimétrique

nous ont permis d'obtenir des conditions d'humidité très différentes durant la campagne de mesure.

Figure 3.13 nous présentons les résultats des mesures de l'humidité volumique par TDR. Pour pouvoir utiliser ces estimations, il est nécessaire d'effectuer une régression linéaire entre mesures TDR et les mesures gravimétriques correspondantes (sur 5 cm d'épaisseur). La régression présentée ici permet d'estimer l'humidité du sol avec un *RMSE* égale à environ $0.039 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Nous utiliserons cette régression pour estimer l'humidité du sol pour trois jours de la campagne.

3.3.3 Température du sol

Pour estimer la température de brillance de la surface, nous avons vu dans le chapitre 2.2.1 qu'il est possible de calculer la température effective du sol. Pour cela, il est nécessaire de disposer de mesures de la température du sol pour différentes profondeurs.

Nous avons installé sur les deux parcelles un ensemble de sondes platines reliées à un système d'acquisition automatique, afin de mesurer ce profil de températures. Les profondeurs d'implantation des sondes étaient les suivantes : 0.5 (dans le rang et dans l'inter-rang), 2 (dans le rang et dans l'inter-rang), 5, 10, 25, 50, 100, 150 cm pour la parcelle maïs (parcelle Ouest), et 0.5, 2.5, 5, 10, 25 cm pour la parcelle sol nu (parcelle

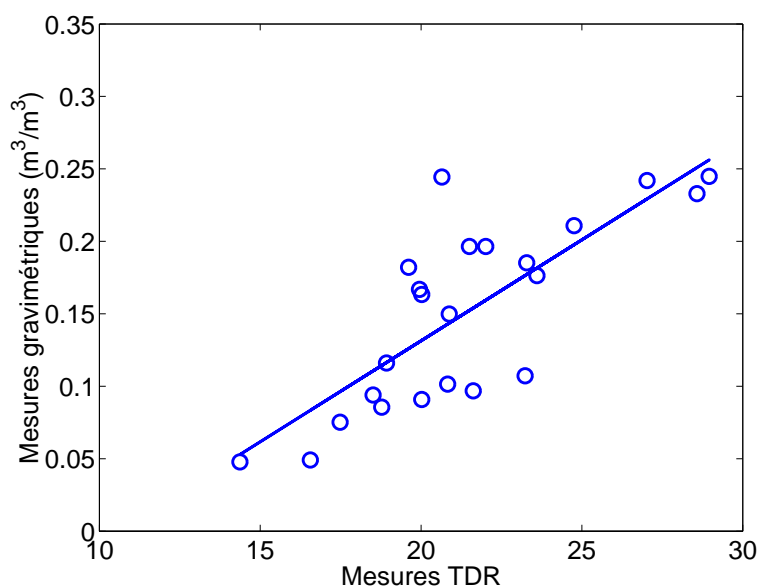


FIG. 3.13 – Humidité gravimétrique en fonction des mesures TDR et droite de régression pour estimer l’humidité gravimétrique à partir des mesures TDR

Est). Figure 3.14 nous présentons la tendance journalière de ce profil de température.

Ces mesures de température du sol ne sont pas suffisantes pour estimer la température de surface, elles ne prennent pas en compte la présence de la végétation. En complément, nous avons installé un radio-thermomètre type KT 15 afin d’assurer la mesure de la température de surface du sol et de la végétation. Le radio-thermomètre était accroché sur l’antenne du radiomètre afin d’observer la même cible que ce dernier. Figure 3.15 nous comparons ces mesures de la température infra-rouge thermique (pour $\theta = 0$) à l’estimation de la température effective; le *RMSE* entre ces deux températures (sur l’ensemble de la campagne) est de 4 Kelvin environ (dont un biais de 2 Kelvin). Ce sont les mesures de T_{ir} au nadir qui sont les plus proches des valeurs de la température effective.

3.3.4 Les mesures du contenu en eau de la végétation

Le 20 avril 2001 (jour Julien 110), soit 4 jours avant les premières mesures radiométriques, nous avons semé le maïs sur la parcelle Ouest. Le 9 mai, les premières pousses apparaissent. Afin d’évaluer l’effet de la végétation, il est nécessaire de connaître le contenu en eau du couvert (c’est essentiellement l’eau présente dans la végétation qui émet et absorbe les micro-ondes). Pour cela, chaque semaine nous avons mesuré la teneur en eau

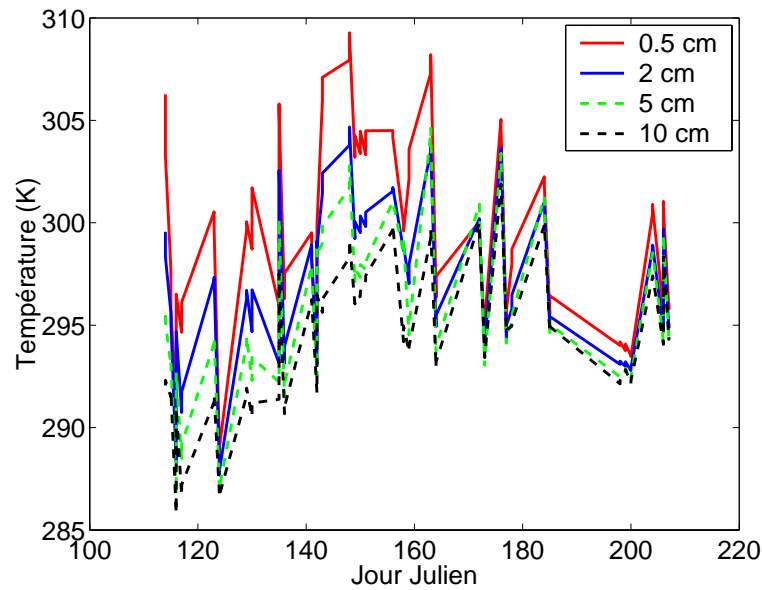


FIG. 3.14 – Mesures journalières de la température du sol à différentes profondeurs (Kelvin)

gravimétrique (Mg) de la végétation. La technique utilisée est simple :

- Sur un mètre d'un rang de maïs, tous les épis sont coupés à la base, l'ensemble est pesé,
- Après avoir chauffé à l'étuve ces épis de maïs pendant 3 jours à 65° C, ils sont à nouveau pesés, la différence entre les deux mesures nous indique la quantité d'eau sur la surface sur laquelle on a prélevé les plants,
- Ce résultat divisé par la surface en question, nous permet d'avoir la valeur pour un mètre carré, on obtient alors le contenu en eau de la végétation.

Le même mode opératoire a été appliqué à six rangs, un calcul simple nous permet ensuite de ramener ce résultat au mètre carré pour ainsi obtenir le contenu en eau. Nous avons finalement 11 mesures de contenu en eau de la végétation (Wc ou encore VWC , kg/m^2), biomasse fraîche (Wf , kg/m^2) et biomasse sèche (Ws , kg/m^2). Ces différentes mesures sont présentées figure 3.16.

Afin de disposer d'une estimation de ces variables chaque jour de mesures radiométriques, nous avons ajusté une courbe à partir des valeurs mesurées. La fonction de fit que nous avons utilisé est la suivante [99] :

$$Y = M \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(R - Ri))} - \frac{1}{1 + \exp(-b(R - Rs))} \right) \quad (3.4)$$

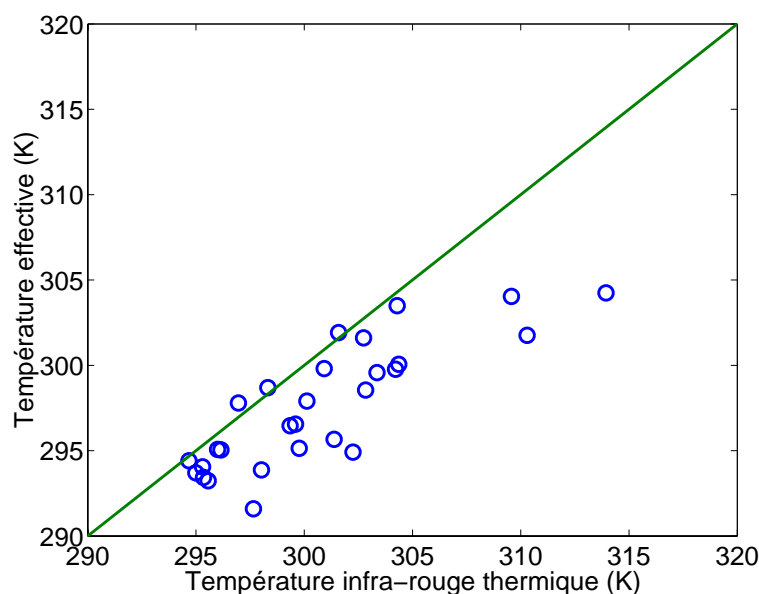


FIG. 3.15 – Comparaison entre les mesures de la température infra-rouge thermique de la surface (Kelvin) au nadir et les estimations de la température effective

où M , a , Ri , b et Rs sont les paramètres inconnus de la fonction ; R est le temps et Y est la valeur simulée du contenu en eau de la végétation. Ces paramètres sont ajustés afin de minimiser l'écart entre les mesures de végétation et la valeur Y prédite par cette courbe. Les résultats de ces mesures et de la régression appliquée sont présentés figure 3.17.

Il est important de noter que cette courbe d'interpolation des mesures de contenu en eau de la végétation n'est pas une représentation exacte de l'évolution de la végétation : les barres d'erreurs montrent que la variation spatiale de Wc est importante, la courbe n'est qu'une approximation moyenne (sans doute biaisée) de Wc . L'écart moyen entre les mesures et les valeurs estimées par la courbe de fit est de 760 g/m^2 .

3.3.5 Mesures complémentaires

En complément de ces mesures, d'autres informations ont été collectées pendant la campagne.

Mesures de la rugosité de la surface

A deux reprises durant la campagne, nous avons effectué une estimation de la rugosité de surface : avant l'émergence du maïs (25 avril), puis durant la période d'assèchement

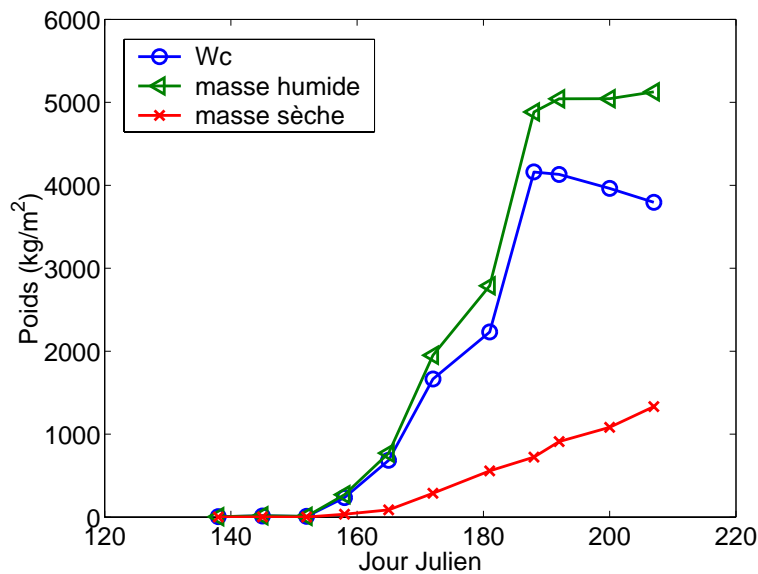


FIG. 3.16 – Variation temporelle du contenu en eau, de la masse humide et sèche mesurée de la végétation

des plantes (7 septembre). Le principe est simple :

- Une série de 200 aiguilles est alignée sur un banc fixe. Posé sur le sol, les aiguilles sont lâchées puis refixées afin de reproduire le relief de la surface.
- Ces aiguilles sont alors prises en photo afin de numériser leurs positions et d’obtenir ainsi des informations statistiques tels que la longueur de corrélation (L_C) et l’écart type associées à la rugosité (σ_S).

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.4

Date	Longueur de corrélation (l_{correl} , cm)	hauteur de rugosité ($hrms$, mm)
25 avril (Jour 115)	20.11	12.57
7 septembre (Jour 149)	54.6	4.99

TAB. 3.4 – Valeurs mesurées de la rugosité par le rugosimètre à aiguille, sur la parcelle de maïs (parcelle Ouest)

On observe une nette diminution de la rugosité durant la campagne de mesure : d’une hauteur de rugosité de 12.57 mm en début d’expérimentation, nous passons à une valeur de 4.99 mm. Ce résultat est important car il confirme une observation faite lors de l’inversion des paramètres de surface : en inversant le paramètre h_r simultanément à l’humidité du sol, nous avons montré que les valeurs estimées de h_r prenaient des valeurs impor-

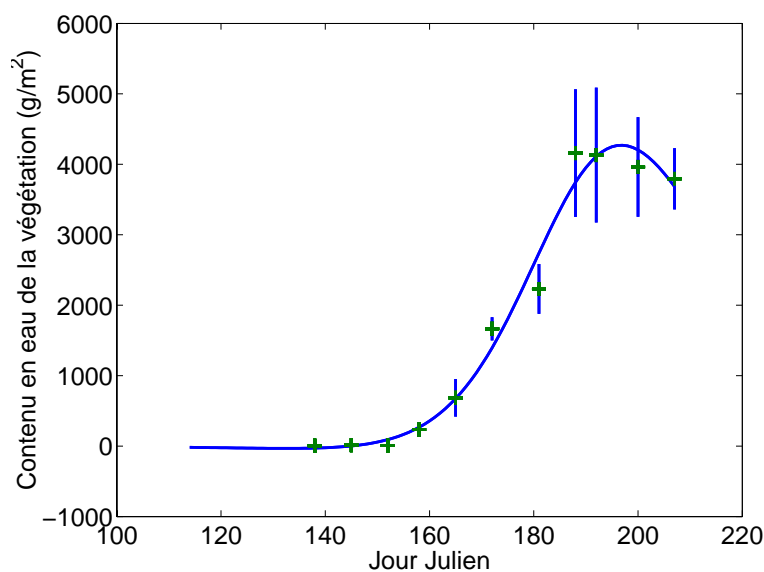


FIG. 3.17 – Variation temporelle du contenu en eau de la végétation mesurée (+), associée à l'écart sur les mesures, et courbe d'interpolation (-)

tantes en début d'expérimentation (environ 0.3) pour prendre des valeurs faibles en fin d'expérimentation.

Date	mesures orthogonales aux sillons		mesures parallèles aux sillons	
	Longueur de corrélation (l_{correl} , cm)	hauteur de rugosité ($hrms$, mm)	Longueur de corrélation (l_{correl} , cm)	hauteur de rugosité ($hrms$, mm)
25 avril (Jour 115)	51,3	21,2	95,8	32.6
7 septembre (Jour 149)	84,55	41,3	72.4	26.9

TAB. 3.5 – Valeurs mesurées de la rugosité par le rugosimètre à aiguille sur la parcelle de sol nu

Mesures détaillées de la végétation

Toutes les trois semaines, nous avons effectué une série de mesures sur dix plantes prises au hasard dans le champ de maïs. Les mesures effectuées sont la longueur et largeur des feuilles, la taille des tiges, le poids des feuilles et des tiges humides puis sèches, et enfin LAI par les mesures au planimètre. Ces informations peuvent être utilisées pour simuler un jeu de données détaillé sur un couvert de maïs (composé de cylindres et d'ellipses) afin d'utiliser les modèles de transfert radiatif discret.

3.4 Conclusion

Nous avons rapporté dans ce chapitre les différents résultats des mesures effectuées durant la campagne EMIRAD 2001 sur le site de l'INRA d'Avignon. Simultanément aux mesures radiométriques, nous avons effectué de nombreuses mesures de la température du sol, de l'humidité de la surface, de la rugosité du sol et du contenu en eau de la végétation. La résolution radiométrique du capteur a été évaluée à 0.1-0.2 K et la précision radiométrique absolue à 1 K en polarisation H et entre 2 et 4 K pour la polarisation V. Disposant ainsi de trente six jours de mesures multi-angulaires et en bi-polarisation sur un couvert de maïs, nous testerons différents modèles de transfert radiatif ainsi que différentes techniques d'estimation de l'humidité du sol. Les résultats spécifiques à cette expérimentation sont présentés chapitres 5.4 et 6.3.4.

Chapitre 4

Estimation de l'humidité du sol sous un couvert de blé : comparaison de différentes méthodes

Le jeu de données PORTOS 1993 acquis sur un couvert de blé est complet et de bonne qualité. Un grand nombre de mesures radiométriques pour des angles de visées variant de 0° à 60° sont disponibles durant la croissance du couvert de blé en polarisation verticale et horizontale. De nombreux travaux de recherche l'ont exploité avec succès [11, 66, 93, 100, 96]. Nous l'avons donc choisi pour tester à nouveau le modèle $\tau - \omega$ d'abord dans un sens direct, i.e. estimation des paramètres de végétation, afin d'améliorer le modèle, puis dans un sens inverse afin de tester les méthodes d'estimation de l'humidité du sol.

Wigneron et al. [96] ont testé différentes méthodes d'estimation de l'humidité du sol sur ce jeu de données PORTOS 1993. Ils concluent ces travaux en constatant que l'utilisation d'un paramètre C_{pol} pour prendre en compte l'évolution de τ en fonction de l'angle et de la polarisation permettait d'améliorer l'estimation de l'humidité sur ce couvert de blé. Une valeur constante de C_{pol} était alors utilisée pour toute la campagne de mesure ; le $RMSE$ entre humidité estimée et mesurée était alors de $0.061 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Cette paramétrisation permet de réduire significativement le nombre d'inconnus. Initialement, nous avons douze valeurs de τ (pour six angles et deux polarisations), l'utilisation de la formulation en C_{pol} permet, à l'aide de seulement deux paramètres, $\tau(\theta = 0, H)$ et C_{pol} , de décrire l'évolution de τ . Pourtant, aucune étude précise n'a permis de valider cette approche. L'évolution de l'épaisseur optique en fonction de l'angle et la polarisation n'est pas connue pour le blé, et par conséquent la validité de la paramétrisation en C_{pol} pour décrire cette évolution

reste hypothétique.

Si cette hypothèse est confirmée, plusieurs questions importantes sont alors posées : la paramétrisation reste-t-elle valide au cours de la croissance du couvert ? Quelles valeurs prend le paramètre C_{pol} ? Dans quelles mesures ces valeurs varient-elles avec la croissance du couvert ?

Dans les travaux de Wigneron et al. [96], il a également été montré qu'il était possible d'estimer simultanément l'humidité du sol et l'épaisseur optique de la végétation à l'aide des mesures multi-angulaires et bi-polarisation de la campagne PORTOS 1993. Si l'approche proposée précédemment (utiliser le paramètre C_{pol} pour décrire l'évolution de l'épaisseur optique en fonction de la configuration de visée) est validée, alors une nouvelle question est posée : est-il possible d'estimer, simultanément à l'humidité du sol et l'épaisseur optique, le paramètre C_{pol} ?

Cette étude se présente donc en deux étapes. Dans un premier temps, nous avons estimé les valeurs prises par l'épaisseur optique de la végétation selon la configuration de la mesure (variation avec l'angle et la polarisation) et en fonction du temps. L'étude de ces variations nous a montré que l'épaisseur optique en polarisation H ne variait pas avec l'angle de visée, alors qu'en polarisation V, ces variations étaient significatives. Nous avons alors évalué l'intérêt d'utiliser un paramètre de correction (C_{pol}) pour modéliser l'émission du blé, en utilisant comme critère le $RMSE$ (entre mesures et estimations de la température de brillance) et le critère de choix de modèle AIC . Nous nous sommes ensuite appuyés sur ces résultats pour utiliser le modèle dans un sens inverse : des approches qui diffèrent par le nombre de paramètres estimés simultanément ont alors été testées et comparées (à l'aide du $RMSE$ entre mesures et estimations de l'humidité du sol). Nous avons ainsi montré que l'estimation de trois variables (humidité, épaisseur optique et C_{pol}) pour chaque jour, par régression non linéaire, était la méthode optimale pour obtenir l'humidité du sol avec une précision relativement bonne.

Les résultats de cette étude sont importants pour la mission SMOS car ils confirment et complètent les travaux de Wigneron et al [103] sur un jeu de données réel. On montre ici que l'utilisation de données multi-angulaires pour les deux polarisations permet de séparer l'effet de la végétation de celui du sol pour accéder à l'humidité de la surface sans information sur le stade de développement du couvert végétal.

Ce travail est présenté ici dans un article accepté pour publication dans la revue Remote Sensing of Environment dont le titre est "Retrieving surface soil moisture over a wheat field : comparison of different methods" [58], dont les auteurs sont M. Pardé, J.-P.

Wigneron, A. Chanzy, P. Waldteufel, Y. Kerr and S. Huet.

4.1 Introduction

Soil moisture, and its spatio-temporal evolution, is a key variable in the hydrologic cycle, for numerical weather and climate models, and should be accounted for in vegetation monitoring [20, 16, 43]. A number of experiments using both ground-based and airborne sensors have shown the high potential of microwave radiometry for monitoring surface soil moisture [70, 36, 9, 12], particularly at L-band. To date, there is no space borne sensor measuring the microwave emission of the soil surface at this frequency, although several new programs are scheduled : the National Aeronautics and Space Administration's projects (see [54] for instance) and the European Space Agency's SMOS mission [41]. The main objective of the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission is to deliver important variables for the land surfaces : soil moisture, and for ocean surfaces : sea surface salinity fields. The radiometer of this mission will make multiple measurements of the brightness temperature (T_b) at L-band and at many incidence angles and two polarizations. Wigneron et al. [96, 103] have shown that this multi-configuration measurement system provides the possibility to retrieve simultaneously soil moisture and vegetation optical thickness (τ) (the so-called two-parameter retrieval method).

To simulate the vegetation emission at L-band, most of the retrieval studies are based on a simple model, the $\tau - \omega$ model. The model is based on a zeroth-order solution of the radiative transfer equations : the phase matrix which accounts for multiple scattering effects in the vegetation layer is neglected. In this model, the single scattering albedo, ω , accounts for vegetation scattering effects, and the optical depth, τ , accounts for attenuation effects within the canopy. Several studies have analyzed the relationship between the vegetation microwave parameters (τ , ω) and the vegetation characteristics for different canopy types [7, 56, 33]. However, very few studies have investigated to date the dependence of the vegetation microwave parameters on incidence angle (θ), polarization (p) and time (t). Moreover, it is not well established whether the forward model which is used in the retrieval process has to account accurately for this dependence.

Most often it was considered that the vegetation parameters are independent of incidence angle and polarization effects. From the literature, it can be seen that the values of the retrieved single scattering albedo are usually less than 0.15 and the time variations in ω are usually neglected during the vegetation growing cycle [33]. The optical depth τ

is generally assumed to be linearly related to the amount of water included in the vegetation layer (the so-called integrated vegetation water content W_c (kg/m^2)) using the so-called b parameter : $\tau = b W_c$. The b parameter is mainly dependent on frequency and crop type [33] and is generally assumed to be constant with time, even though some studies showed that b was sensitive to the hydric status of vegetation. This status can be parameterized by the gravimetric moisture content M_g (%) of vegetation ($M_g = W_c/B_t$, the ratio between the vegetation water content (W_c) and the vegetation total biomass (B_t)) which may vary rapidly during the vegetation cycle [98, 82]. Also, in most retrieval studies, the b parameter is generally assumed to be independent of incidence angle and polarization. However, some studies have shown that b could be strongly dependent on polarization and incidence angle for 'stem-dominated' crops with a vertical structure such as wheat, and barley [79, 15]. To take into account this dependence, a formulation based on a correction parameter, C_{pol} , was proposed for wheat fields by Wigneron et al.[96]. In the framework of the SMOS mission, it is thus important,

- (i) to analyze the dependence of the vegetation microwave attenuation (parameterized by the optical thickness (τ) on polarization and incidence angle for a variety of vegetation types and,
- (ii) to investigate to which extent Soil Moisture (SM) retrieval methods can be affected, or could benefit, from this dependence.

These two questions are investigated in this study based on an experimental dataset acquired over a wheat crop (PORTOS 1993 experiment). First, a detailed analysis of the dependence of the vegetation parameters (τ , and C_{pol}) on time, incidence angle and polarization was made. This dependence was found to be very significant over the wheat field, and it was shown that the C_{pol} approach was an efficient way for modelling the dependence of optical depth on incidence angle and polarization. Second, based on the results of the first analysis, a detailed comparison of different SM retrieval approaches was carried out. In the most classical retrieval approach [81, 36], it is considered that the optical depth is proportional to the vegetation water content (W_c), and that estimates of W_c can be obtained from ancillary information. In that case, only one parameter is retrieved (surface soil moisture). The retrieval results obtained using this method were compared with the results obtained using the two-parameter retrieval method, in which both surface soil moisture (m_v) and optical depth (τ) are retrieved simultaneously. Also, the possibility to retrieve three parameters was investigated. In that case, m_v was retrieved

simultaneously with τ and an additional parameter, the C_{pol} parameter, accounting for the effects of the changing vegetation structure during the vegetation development.

4.2 Experimental dataset

The present study is based on a dataset of radiometric measurements acquired over a wheat crop during the PORTOS 1993 experiment [96]. This experiment was conducted on a plot located at the INRA (Institut National de la Recherche Agronomique) Avignon test site ($43^{\circ}55' N$, $4^{\circ}53' E$). The sensor was the multi-frequency passive microwave radiometer PORTOS (1.4, 5.05, 10.65, 23.8, 36.5 and 90 GHz) designed by CNES (Centre National d'études Spatiales, France) and Matra Marconi in 1990. This campaign was carried during spring in 1993 from day of year (DoY) 109 (shortly after seeding on DoY 78) to DoY 189 (shortly before harvest). The radiometer was hung on a 20-m crane boom, and observations were carried out at different incidence angles (from 0° to 50° over a 40m field). In this study, the look direction was parallel to the vegetation row direction for all the measurements. Only the brightness temperatures (T_b) acquired at L-band (H and V polarization) were considered. At L-band, the radiometer absolute accuracy was about 3 K. The soil at the INRA test site is a silty clay loam with 11% sand and 27% clay and the dry bulk density at the soil surface was 1.29 g/cm^3 during the campaign. The soil and vegetation variables were sampled regularly during the campaign. Concurrent with radiometric measurements, soil moisture (m_v) profiles were obtained from gravimetric measurements (three to five replications) at eight depth intervals of 0-0.5 cm, 0-1 cm, 1-2 cm, 2-3 cm, 3-4 cm, 4-5 cm, 5-7 cm and 7-10 cm. Soil temperature (T_S) was automatically measured with platinum resistance temperature probes or thermocouples. Ten probes were installed in the soil at different depths from about 0.5 cm to 1 m. In addition, a thermal infrared radiometer (8-14 μm) was mounted on the crane boom next to the PORTOS instrument to monitor the surface thermal infra-red temperature (T_{ir}) concurrently with the radiometric measurements. Every week, measurements of dry and wet biomass were carried out to compute the vegetation water content (W_c). To illustrate the crop growth and the soil moisture changes, the time variations in the vegetation water content (W_c) and in the 0-2 cm surface soil moisture (m_v) are given in Fig. 4.1. The values of W_c were fitted from the observed values using a simple parametric growth curve [99]. Note that at the end of the crop cycle, several intensive irrigations were carried out over the senescent wheat canopy during the hot summer season. Due to these irrigations,

which were made approximately from DoY 167 to DoY 186, the vegetation structure was modified (stems bent significantly and the canopy cover was not so continuous) and the soil moisture content was rather heterogeneous over the field. A rather large uncertainty was thus associated with the values of soil moisture measured during that time period.

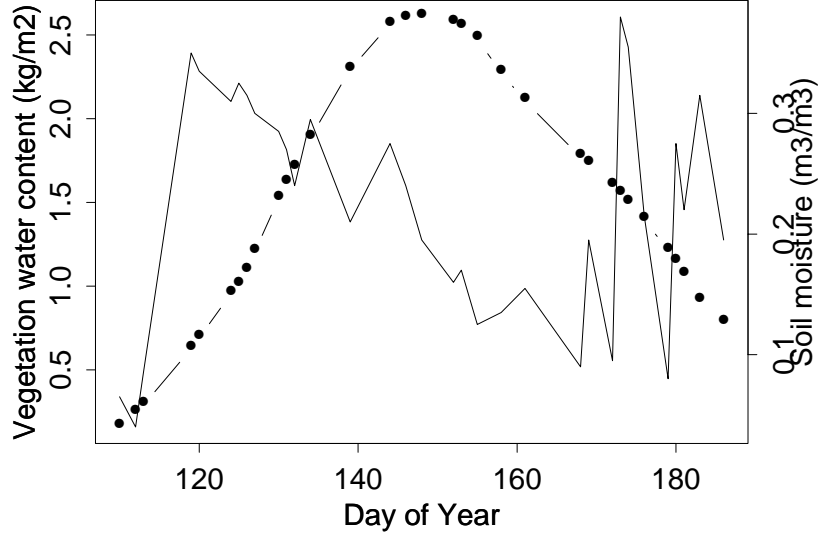


FIG. 4.1 – Temporal variations in wheat water content W_c (•) and soil moisture (2-cm top soil layer) m_v (-)

4.3 Method

4.3.1 Model Description

The model we used to simulate the microwave brightness temperature and to test the different retrieval approaches is the $\tau-\omega$ model [7, 96]. Using this simple radiative transfer approach, the emitted brightness temperature T_b can simply be written as a function of vegetation terms, ω and γ , soil reflectivity Γ^s and the effective soil and vegetation temperatures (T_s^E and T_v^E , respectively) :

$$T_b = (1 - \omega)(1 - \gamma)(1 + \Gamma^s \gamma)T_v^E + (1 - \Gamma^s)T_s^E \gamma \quad (4.1)$$

where the different terms are :

- $\omega(\theta, p)$ is the single scattering albedo, depending on incidence angle θ and polarization p ($p=V$ for the vertical polarization, $p=H$ for the horizontal polarization) which is used to parameterize the scattering effects within the vegetation canopy. As these effects are rather weak at low frequencies, this parameter is generally considered to be in a range between 0 and 0.1 at L-band. However, there are very few studies analyzing this parameter as a function of the vegetation type, incidence angle, etc. In this study, the interest of accounting for this parameter in the modelling of the microwave emission of a wheat field will be investigated.
- $\gamma(\theta, p)$ is the transmissivity of the vegetation layer which can be expressed as a function of $\tau(\theta, p)$ and θ :

$$\gamma = \exp\left(-\frac{\tau}{\cos(\theta)}\right) \quad (4.2)$$

- $\Gamma^s(\theta, p)$ is the soil reflectivity which depends mainly on soil moisture (m_v), surface roughness and soil texture as shown below.

In a canopy, the vegetation elements (leaves, stems, fruits...) have a nonuniform orientation distribution that strongly influences the attenuation properties of the vegetation layer. In many types of canopies (corn, wheat, sorghum, etc.), the incident radiation is differentially attenuated depending on the direction of the electric field relative to the orientation of the stalks. Over wheat, a vertical-stem dominated vegetation, several studies reported [79, 15] that microwave radiations experienced higher attenuation at vertical polarization (at this polarization the electric field is parallel to the stems). To account for these effects, a simple parameterization based on a physical analysis by [2], was proposed by [96]. This parameterization is very convenient as only two parameters are used to model the dependence of τ on incidence angle and polarization : optical depth at nadir ($\tau(\theta = 0)$) and a polarization parameter (referred to as $Cpol$) :

$$\begin{cases} \tau(\theta, H) = \tau(\theta = 0, H) = constant \\ \tau(\theta, V) = \tau(H)(\cos^2 \theta + Cpol \sin^2 \theta) \end{cases} \quad (4.3)$$

As the vertical stems develop during the vegetation growth, the ratio between the attenuation at V and H polarizations ($\tau(\theta, V)/\tau(\theta, H)$), which is parameterized by $Cpol$, should vary. Such an effect will be investigated in this study. The effective soil temperature

(T_S^E) was computed as in [101] from the ground measurements of the temperature profile in soil and T_v was derived from the thermal infrared radiometric measurements (T_{ir}), made concurrently with the microwave observations. In the SM retrievals, to simplify equation 4.1, it was assumed that the effective soil and vegetation temperatures are equal ($T_v = T_S^E = T_S =$ effective surface temperature). In that case, T_S was estimated from the thermal infrared temperature (T_{ir}). The soil reflectivity was computed using a modified Fresnel reflection formulation [101] based on the semi-empirical parameter h_r :

$$\Gamma_s(\theta, p) = \Gamma_s^*(\theta, p) \exp(-h_r) \quad (4.4)$$

where $\Gamma_s^*(\theta, p)$ is the p-polarized specular reflectivity computed from the Fresnel equations using soil dielectric properties derived from a dielectric mixing model [18]. In this study, the value of soil moisture used to compute the soil dielectric properties was that measured over the 2 cm top soil layer [85]. By analyzing the L-band measurements made over a bare soil field, with roughness characteristics similar to those of the wheat field, the value of h_r was set equal at 0.06. Note that this value corresponds to very smooth conditions and the effects of surface roughness could be neglected in this study.

4.3.2 Estimating the vegetation model parameters

The first step of the inversion process was to evaluate the dependence of the vegetation model parameters (ω and τ) on incidence angle and polarization. To perform this study, three different models were compared. These three models can all be written in the general form :

$$T_b = f(m_v, T_S, \omega(\theta, p), \tau(\theta, p)) + \epsilon \quad (4.5)$$

where $T_b = (T_{b1}, \dots, T_{bn})$ is a n vector of microwave observations measured for different configurations of the sensor, $f()$ is the $\tau - \omega$ model given in Eq. 4.1, and $\epsilon = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_i)$ are the independent and normally distributed and centred errors, with a constant variance σ^2 .

- In the first model (referred to as Model 1), the dataset was arbitrary separated into different time intervals (Int), with Int = DoY 119-DoY 125, 125-130, 130-137, 137-144, 144-152, 152-161, 161-173, 173-180, 180-186. The selection of these intervals was made so that they all included several measurement dates (at least

three dates were included in each interval). But they were short enough so that it could be assumed that the vegetation structure did not change much during a given time interval. Therefore, we assumed that ω remained constant, and that τ and the vegetation water content W_c were linearly related within these time intervals. Thus, the following relationships were used [98] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega^1(\theta, p) = \omega^2(\theta, p) \\ \frac{W_c^1}{W_c^2} = \frac{\tau^1(\theta, p)}{\tau^2(\theta, p)} \end{array} \right. \quad (4.6)$$

The indices 1 and 2 refer to two dates of measurements within the interval Int. In this model, there were two unknown parameters for each angle and each polarization, and the number of equations was the number of T_b measurements within the time interval.

- In the second model (Model 2) some new constraints on the vegetation parameters were considered : ω was set equal to zero, and Eq. 4.3 was used to compute $\tau(\theta, p)$. The time intervals were the same as in Model 1 and the number of unknown parameters was two ($\tau(\theta = 0, H)$ and $Cpol$) for each interval.
- In the Model 3, the time intervals were reduced to one day and there were two parameters ($\tau(\theta = 0, H)$ and $Cpol$) for each day (there are 38 days of T_b measurements in the PORTOS 93 dataset).

4.3.3 Soil Moisture Retrieval Methods

In the second step of the study, several configurations ((A1), (A2) and (A3)) of the retrieval problem were tested. In the most classical approach (A1), it was considered that the vegetation water content (W_c) is known, and the optical depth was calculated using the b parameter, according to $\tau = b W_c$. These SM retrievals were implemented using observations made at one angle ($\theta = 0^\circ$) at H polarization (A1a) or using several angles and both polarizations (A1b). (A1a) corresponds to the method that has been used in many large scale airborne campaigns in the US [81, 70, 36]. Several values of b were tested and, in this study, b was set to a value providing best results ($b = 0.12$) ; W_c was derived from ground-based measurements shown in Fig.4.1.

The retrieval results obtained using the one-parameter methods were compared with the results obtained using the two-parameter retrieval method (A2), in which both surface

soil moisture (m_v) and optical depth (τ) are retrieved simultaneously as described by Wigneron et al. [96, 103]. The main interest of this latter approach is that no ancillary variables on the vegetation characteristics (such as W_c or the b parameter) are required in the retrieval process of surface soil moisture.

As it was found in the first step of the study that the dependence of τ on incidence angle and polarization was significant, and that the *Cpol* formulation was very convenient to account for this effect, the (A3) method was tested. In (A3), the *Cpol* parameter was retrieved concurrently with optical depth and soil moisture. It could thus account for the effects of the changing vegetation structure during the vegetation development (it is no more set to a constant value as in the (A2) methods).

Three variants of approach (A2) were analyzed : (A2a) using the constant value $Cpol = 1$ (τ is assumed to be independent of θ and polarization) ; (A2b) using the constant value $Cpol = 4$ (τ is assumed to be dependent on θ and polarization but this dependence relationship is assumed to be constant during the entire cycle) ; or (A2c) using the H polarization only for which the dependence of optical depth on incidence angle was found to be very low (in that case the *Cpol* formulation was useless). The approaches (A1a), (A2) and (A3) were based on multi-angular measurements acquired at $\theta = 0, 10, 20, 30, 40$ and 50° . These different SM retrieval approaches are summarized in Table 4.3.3. Note that for each approach, surface temperature (T_S) was estimated from thermal infrared measurements (T_{ir}).

The model inversion process was performed through the minimization procedure of the Root Mean Square Error (*RMSE*) between measured and simulated brightness temperature (T_b) data. The minimization routine [46, 31] was based on the generalized least-square iterative algorithm of Gauss-Marquardt and provided theoretical estimates of the standard deviations on the retrieved parameters.

To compare the different modelling approaches listed in the previous section we used a criterion which was recently developed for comparing several models that are not necessarily nested : the Akaike criterion (*AIC*). This later criterion accounts for the fact that as the number of parameters increases in the model, it is easier to get a better apparent fit (and the *RMSE* decreases), but the greater the variance of the fitted values. The Akaike criterion is used to evaluate the compromise between these two effects, namely fit improvement and decrease in the number of degrees of freedom. It is defined as follows [48] :

Configuration	Used Measurements	Soil moisture m_v (m^3/m^3)	Surface parameters, optical depth $\tau(\theta = 0, H)$	$Cpol$ parameter
A1a	mono-angular ($\theta = 0^\circ$) H only	retrieved	estimated : $\tau = 0.12 W_c$	-
A1b	multi-angular, H&V	retrieved	estimated : $\tau = 0.12 W_c$	fixed : $Cpol = 1$
A2a	multi-angular, H&V	retrieved	retrieved	fixed : $Cpol = 1$
A2b	multi-angular, H&V	retrieved	retrieved	fixed : $Cpol = 4$
A2c	multi-angular, H only	retrieved	retrieved	-
A3	multi-angular, H&V	retrieved	retrieved	retrieved

TAB. 4.1 – Configuration of the different SM retrieval approaches. Except for (A1a), six incidence angles ($\theta = 0, 20, 30, 40$ and 50°) were generally used in the retrievals.

$$AIC(M) = \log(\hat{\sigma}_M^2) + \frac{2(k_M + 1)}{n} \quad (4.7)$$

Where M denotes the considered model, $\hat{\sigma}_M^2$ is the residual variance under M , k_M the number of parameters to be estimated under M , and n the number of measurements. In this study, the term used to represent the residual variance in equation 4.7 was the *RMSE*. The best modelling approach is the one that minimizes this criterion.

4.4 Estimating the vegetation model parameters

Before comparing several retrieval approaches, the dependence of the vegetation model parameters (τ , ω) on incidence angle and polarization was analyzed during the wheat vegetative cycle. Then the *Cpol* formulation was evaluated against the computed values of τ .

4.4.1 Dependence of τ and ω on view angle and polarization

To study the dependence of the vegetation parameters on (θ, p) , and as described in the previous section, the dataset was divided in time intervals of several days. For each interval, we computed the values of τ and ω using Model 1. During this step, it

was found that it was very uneasy to estimate both parameters simultaneously. Many times the algorithm did not converge and no solution could be found. Moreover, it was found that ω and τ are strongly correlated, so that the use of ω did not provide any significant improvement in the accuracy of the T_b simulation. Therefore, in the following, the parameter ω was set equal to zero. This value was obtained in a previous study based on a radiative transfer model that accounted accurately for the specific vertical structure of the wheat crop [22, 57].

The computed values of τ are given in Fig. 4.2 as a function of view angle and for both polarizations, for four time intervals (DoY 144-152, DoY 152-161, DoY 161-173 and DoY 173-180). The results obtained for these four intervals are representative of the obtained results during the entire crop cycle. As there was at least 3 of 4 days of measurements within each time interval, $\tau(\theta, p)$ was estimated from more than 3 equations. Twelve values of $\tau(\theta, p)$ were computed corresponding to 6 view angles and both polarizations. It can be seen in Fig. 4.2 that the values of τ at H polarization are almost constant, while they increase very significantly with view angle at V polarization. This trend was obtained during the whole crop cycle but the increase in $\tau(V)$ vs θ was less pronounced at the beginning of the crop growth. Using these computed values of τ , the comparison between measured and simulated T_b data gives $RMSE = 5.8K$ and $AIC = 4.12$ (average values computed for all view angles, both polarizations and all measurements dates).

4.4.2 Evaluating the C_{pol} formulation

Our objective here was to verify whether the C_{pol} formulation was an efficient approach to simulate the dependence of τ on view angle and polarization. C_{pol} was retrieved for each time interval (Model 2), by minimizing the $RMSE$ between simulated and measured values of T_b . Simulations of τ using the C_{pol} parameterization were compared with the values of τ retrieved for each view angle and both polarizations. This comparison is illustrated in Fig. 4.2 for the four selected time intervals presented in the above section. The $RMSE$ between measured and simulated T_b data was 6.09 K and the AIC was 3.7 (the comparison between the three different models is summarized in Table 4.4.2). By comparing Models 1 & 2, the use of C_{pol} was found to be very useful, since (i) using Model 2, there was only a low increase in the $RMSE$ and the AIC criteria decreased significantly, (ii) the C_{pol} parameterization is a very convenient approach since only two parameters (C_{pol} and $\tau(\theta = 0, H)$) are required to simulate τ as a function of view angle and polarization. The values of the two parameters C_{pol} and $\tau(\theta = 0, H)$ were computed

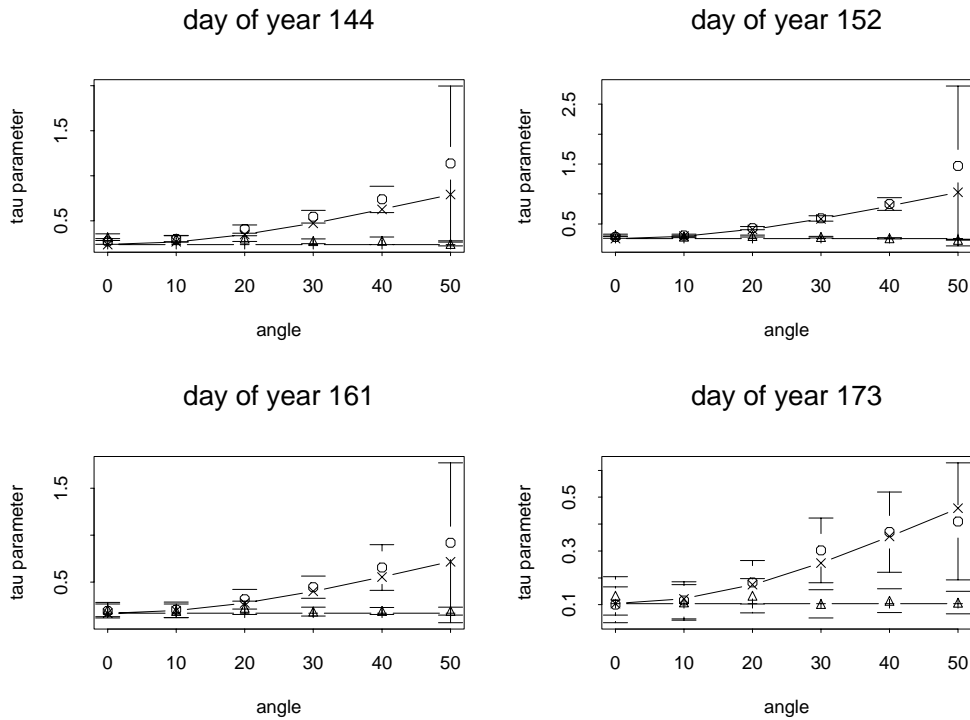


FIG. 4.2 – Computed values of τ as a function of incidence angle and for both polarizations using Model 1 (V(o),H(Δ)) or using the *Cpol* formulation (Model 2 ; V(-x-), H(-+-)). The vertical bars denote the standard deviation in the estimations using Model 1.

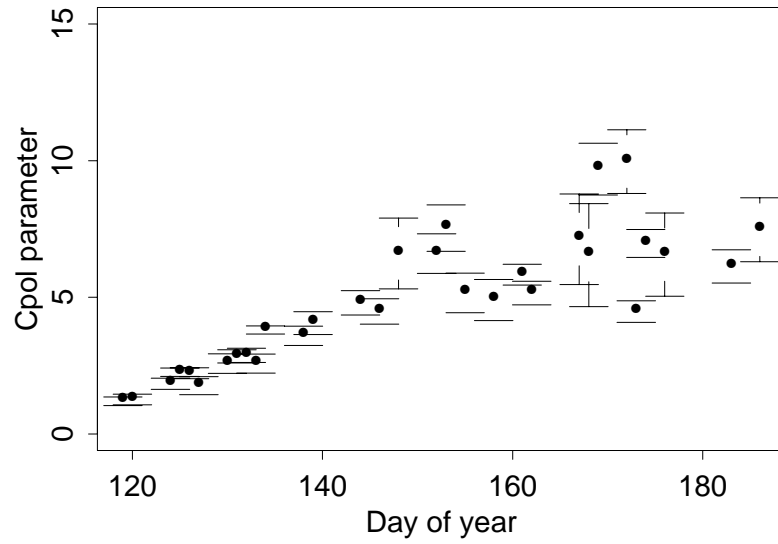
for each day using Model 3. For each day, there was two unknowns and twelve equations (one equation for each radiometric measurements made at 6 angles and 2 polarizations). The time variations in the values of *Cpol* and $\tau(0, H)$ are given in Figs. 4.3.

	k_M	<i>RMSE</i> (K)	<i>AIC</i>
12 values (τ) within each interval (Model 1)	108	5.8	4.12
1 value of (τ , <i>Cpol</i>) within each interval (Model 2)	18	6.09	3.7
1 value of (τ , <i>Cpol</i>) for each day (Model 3)	76	3.14	2.83

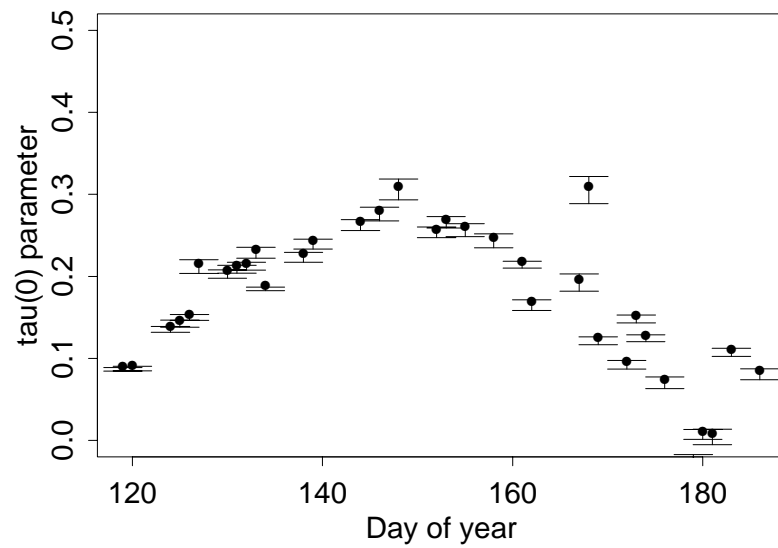
TAB. 4.2 – Comparison of the *RMSE* and *AIC* obtained with Models 1, 2 and 3 for different configurations (k_M =number of unknown parameters)

In Fig. 4.3, at the beginning of the crop development (DoY 120), the retrieved values of *Cpol* are close to 1 (the dependence of τ on view angle and polarization is very low) as stems are very short and the vegetation is leafy. Then, the *Cpol* parameter increases almost linearly with time during the wheat growth until the vegetation is well-developed.

It is likely that this increase may be related to the growth of the vertical stems which have high attenuation properties at V-polarization. The *RMSE* between the measured and simulated T_b using Model 3 and considering all measurements, is 3.41 K and the *AIC* is 2.83. It was found that the time variations in the retrieved $\tau(\theta = 0, H)$ parameter (Fig. 4.3) are well correlated with those of the crop water content (Fig. 4.1) : $\tau(\theta = 0, H)$ increases during the crop growth and decreases during the crop fall.



(i)



(ii)

FIG. 4.3 – Computed values of the temporal variations in the C_{pol} parameter (i) and $\tau(\theta = 0, H)$ (ii) using model 3

4.4.3 Time variations in the b parameter

The time variations in the retrieved values of b are plotted in figures 4.4 at the view angles 20° and 40° respectively. These values were obtained by dividing the values of optical depth τ , calculated using Model 1, by the vegetation water content W_c . At $\theta = 20^\circ$, we can note a significant decrease (from about 0.15 to 0.02) in the b values at the end of the crop growth for both polarizations. The large values of b at the beginning of the crop growth ($b \approx 0.15$) correspond to a stage of leafy vegetation. Then, as the vegetation began to be dominated by the vertical stems, the values of b remain almost constant. Finally, the values of b decrease rapidly down to values in the range 0.05-0.02 during senescence, possibly in relation with the decrease in the vegetation moisture content Mg (%) [82].

At $\theta = 40^\circ$ (Fig. 4.4), a similar trend to that obtained at $\theta = 20^\circ$ can be seen at H polarization, except that the decrease in the b values seems to be continuous during the entire crop cycle. At V polarization, the values of b increase during the stem development and then decrease during wheat senescence. These different figures clearly show that it is difficult to assign a value to the b parameter for the wheat crop, since this value strongly depends on view angle, polarization, but also on the vegetative stage during the crop cycle.

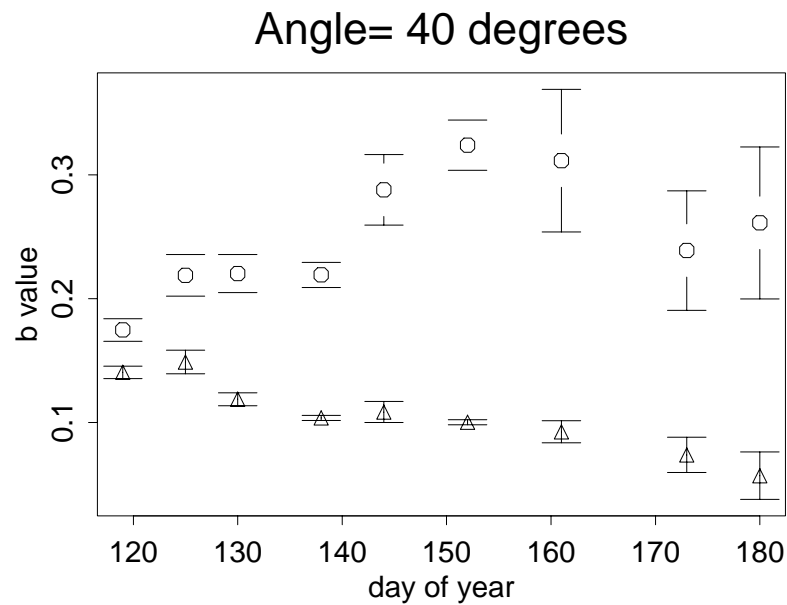
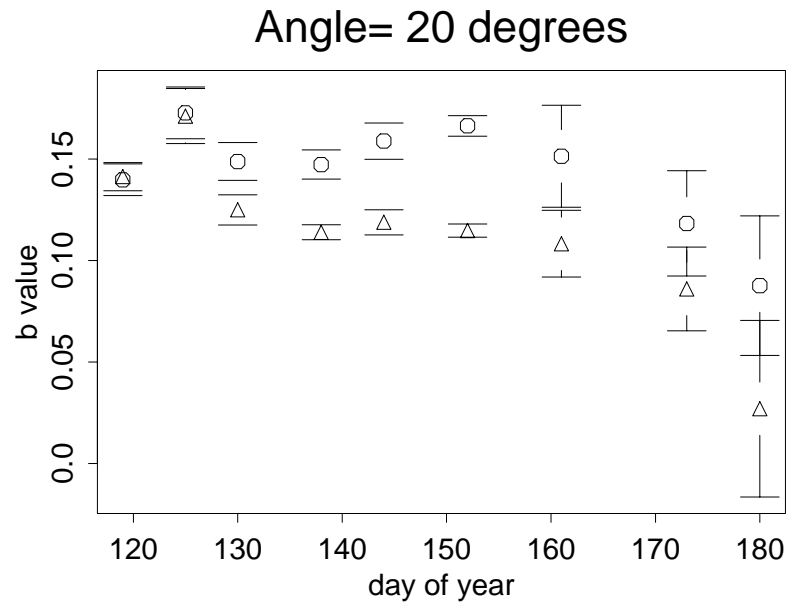


FIG. 4.4 – Computed values of the temporal variations in the b parameter at $\theta = 20^\circ$ (i) and $\theta = 40^\circ$ (ii) using Model 1 (V polarization \circ and H polarization \triangle)

4.5 Comparing different soil moisture retrieval approaches

In the above section, we showed the value of b strongly depend on the vegetation stage, on incidence angle and polarization. It is found that the C_{pol} formulation was an accurate approach to model this dependence. Based on these results, different SM retrieval approaches are tested and compared in this section. The $RMSE$ and the bias (the bias is defined here by : $mean(m_{v\ mes}) - mean(m_{v\ ret})$) between retrieved and measured soil moisture are given in Table 4.5 for the different retrieval methods. Two time periods are considered in this Table : DoY 110-186 and DoY 110-167. The first period includes all dates of radiometric measurements ; the second one includes dates before vegetation dries up in relation with fruit maturity (the gravimetric vegetation moisture content is below 65 % after DoY 170). As noticed before, the senescence (about [DoY 167-186]) also corresponded to a time period during which the stems are bent, and soil moisture was spatially very heterogeneous over the wheat field.

First, the "classical" retrieval approach (A1) was implemented. In this approach, the optical depth was computed from measured values of Wc and b parameter (assumed to be constant and equal to 0.12). Note that the value of b used in this work was a best fit value, which provided best results using (A1). The comparison between the retrieved and measured values of soil moisture is illustrated in Fig. 4.5 for (A1a). In this configuration, there is one unknown (m_v) and one measurement of T_b at nadir ; thus, no standard error was computed on the estimated soil moisture values. The $RMSE$ between the retrieved soil moisture and the measurements computed during the entire growing cycle (DoY 110-DoY 186) is $0.061\ cm^3/cm^3$ with a bias of $0.008\ cm^3/cm^3$. If the retrievals are based on multi-angular and dual-polarization T_b data (A1b), the $RMSE$ decreases significantly to $0.052\ cm^3/cm^3$ (see Table 4.5).

For (A1a-b), the accuracy in the soil moisture estimation decreases during the vegetation senescence : the $RMSE$ is much lower during the crop growth (DoY 110-167 period) than over the whole cycle. Therefore, it seems that the (A1) method which is based on the use of a unique parameter b can provide rather accurate results as long as the general characteristics of the vegetation canopy do not change much. For instance, as b was set to a constant value optimized over the whole crop cycle ($b = 0.12$), b was overestimated during the crop senescence (see Fig. 4.4). Therefore, the contribution of vegetation to the microwave emission was overestimated, and to balance this effect, higher values of soil moisture were retrieved during the vegetation senescence (wet soils have a lower emissivity

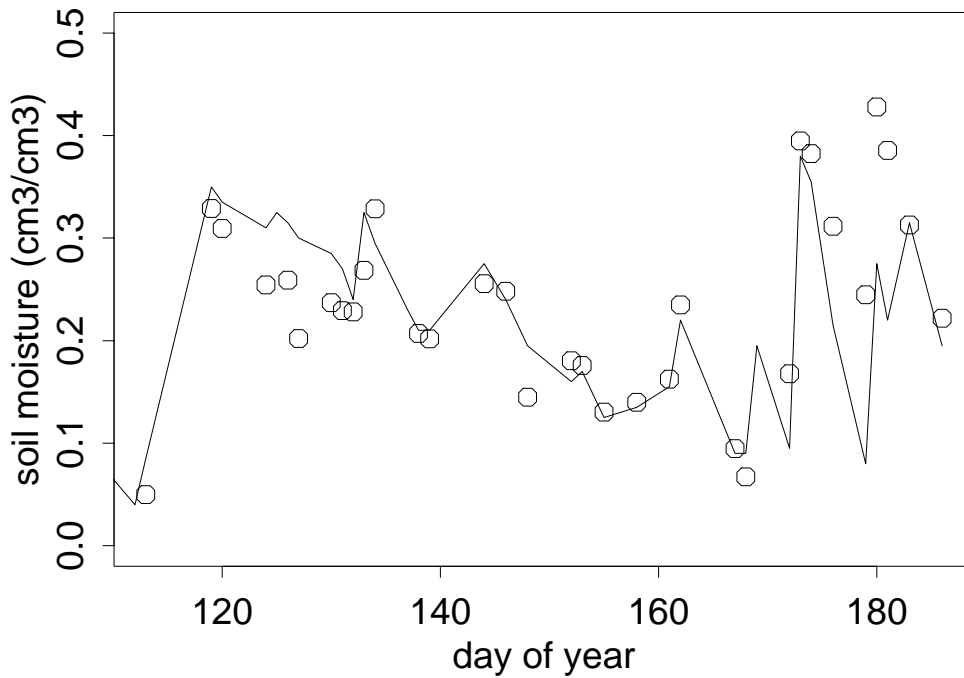


FIG. 4.5 – Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (o) soil moisture using (A1a)

than dry soils).

Second, a two- parameter retrieval process was analysed in (A2). In the study of [96] based on a similar retrieval approach, it was considered that C_{pol} is constant with time and set equal to 2.7. The results of the present study (see Fig. 4.3) show that the value of C_{pol} used by Wigneron et al. was generally underestimated. For (A2a) and (A2b), C_{pol} was set equal to 1 and 4 respectively. In Table 4.5, we can see that the use of $C_{pol} = 1$ (i.e $\tau(\theta, V) = \tau(\theta, H) = constant$) produces a lower accuracy in the retrieved values of soil moisture in comparison with the use of $C_{pol} = 4$ over the entire vegetation cycle (the $RMSE$ decreases from $0.069 m^3/m^3$ for (A2a) down to $0.060 m^3/m^3$ for (A2b)). Therefore, accounting for the dependence of τ on both incidence angles and polarization was found to be a significant improvement in the retrieval process (SM retrievals for (A2b) are illustrated in Fig. 4.6). Also, a very similar accuracy to that of (A2b) was obtained when using multi-angular observations at H polarization only (A2c). These results may be considered as surprising since fewer observations were used in the retrievals for (A2c) than for (A2b). It is likely that considering that C_{pol} was constant produced a rather poor

accuracy in the T_b simulations at V polarization (results given in Fig. 4.8 showed that C_{pol} varies significantly with time, in relation with crop growth). This fact was probably detrimental to the retrieval process in (A2b).

Finally, the two-parameter retrieval method (A2) was modified to account for this issue : in (A3), C_{pol} was considered as a free parameter which was retrieved simultaneously with the two other vegetation variables (soil moisture and optical depth). The retrieved values of m_v , C_{pol} and $\tau(\theta = 0, H)$ are given in Figs. 4.7 and 4.8, respectively, for (A3). Fig. 4.7 shows that the soil moisture (m_v) was slightly underestimated, especially during the first period of the crop growth. It seems that this underestimation in m_v was balanced by an underestimation in the optical thickness (the maximum value of $\tau(\theta = 0, H)$ is about 0.2, while it is about 0.3 in Fig. 4.3).

Configuration	Retrieved variables	$RMSE$ on m_v (cm^3/cm^3)		Bias on m_v (cm^3/cm^3)	
		DoY	DoY	DoY	DoY
		110-167	110-186	110-167	110-186
A1a ($\theta = 0^\circ$)	m_v	0.036	0.061	-0.018	0.008
A1b	m_v	0.033	0.052	-0.018	0.0006
A2a ($C_{pol} = 1$)	$m_v, \tau(\theta = 0, H)$	0.053	0.069	0.01	-0.016
A2b ($C_{pol} = 4$)	$m_v, \tau(\theta = 0, H)$	0.061	0.060	-0.05	-0.026
A2c (H only)	$m_v, \tau(\theta = 0, H)$	0.055	0.061	-0.039	-0.01
A3	$m_v, \tau(\theta = 0, H), C_{pol}$	0.038	0.051	-0.02	-0.006

TAB. 4.3 – Values of $RMSE$ and bias obtained with the different configurations, Except for A1a six incidence angles ($\theta = 0, 10, 20, 30, 40$ and 50°) where used in the retrieval process

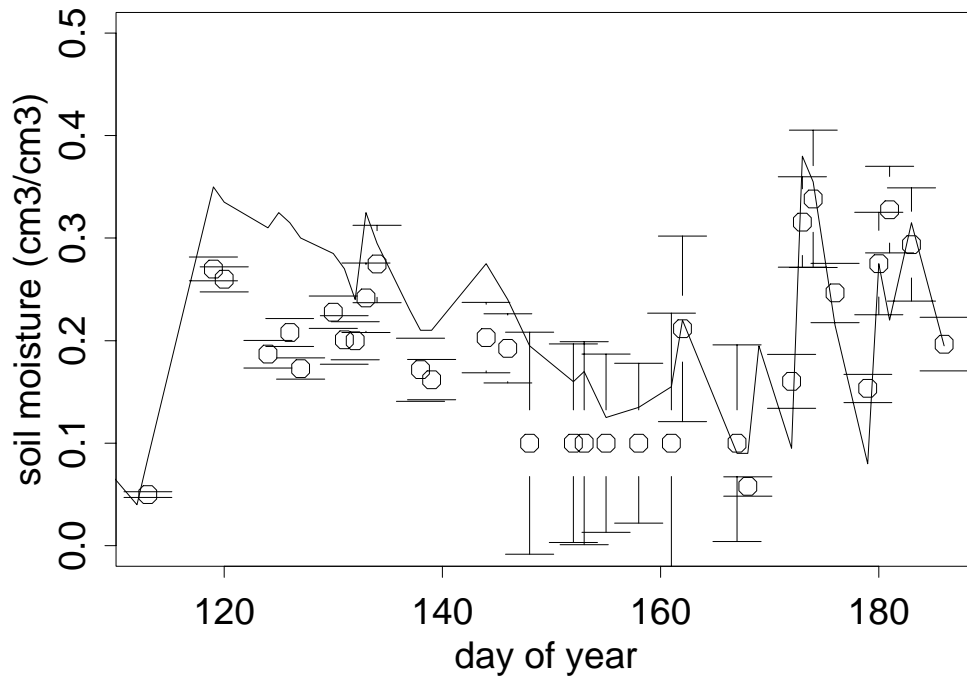


FIG. 4.6 – Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (o) soil moisture for two-parameter retrieval (A2b) ($C_{pol} = 4$)

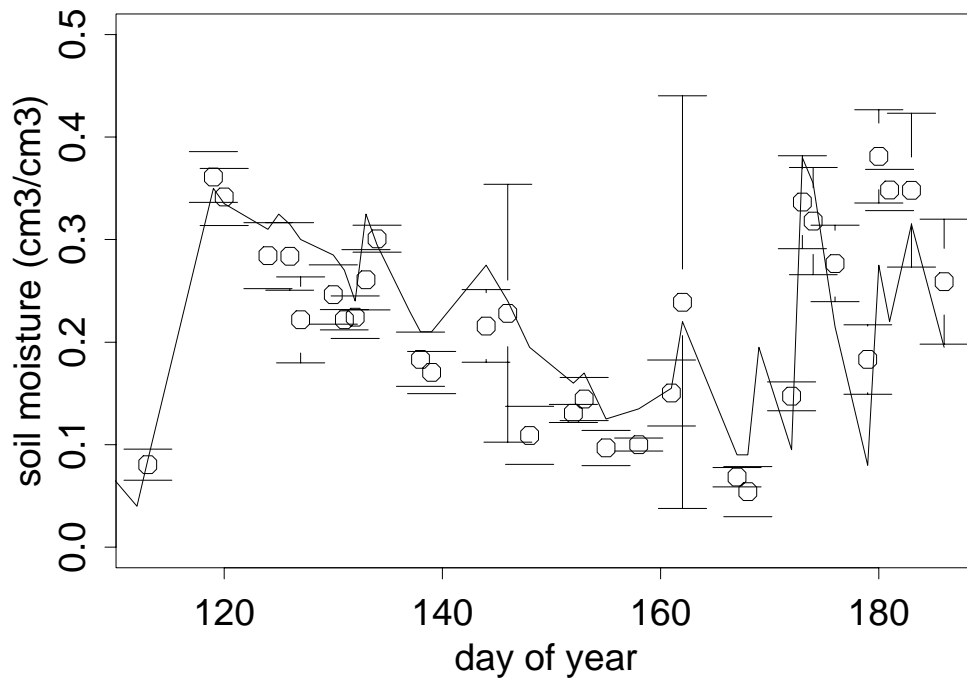
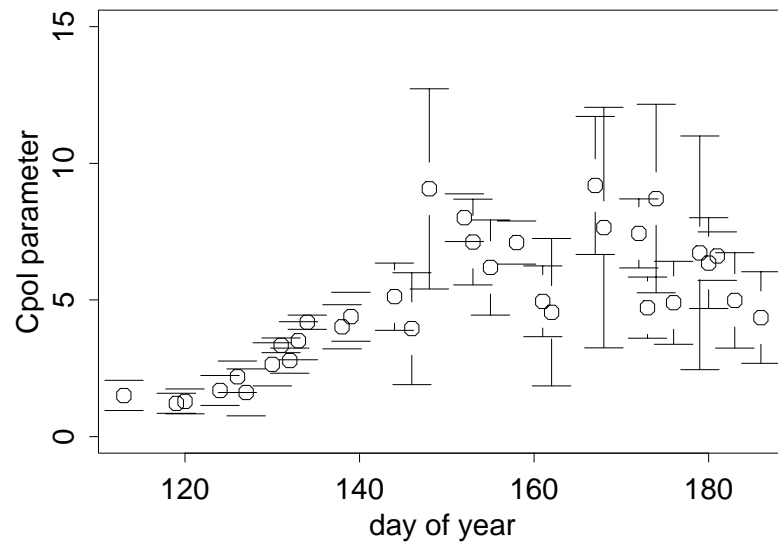
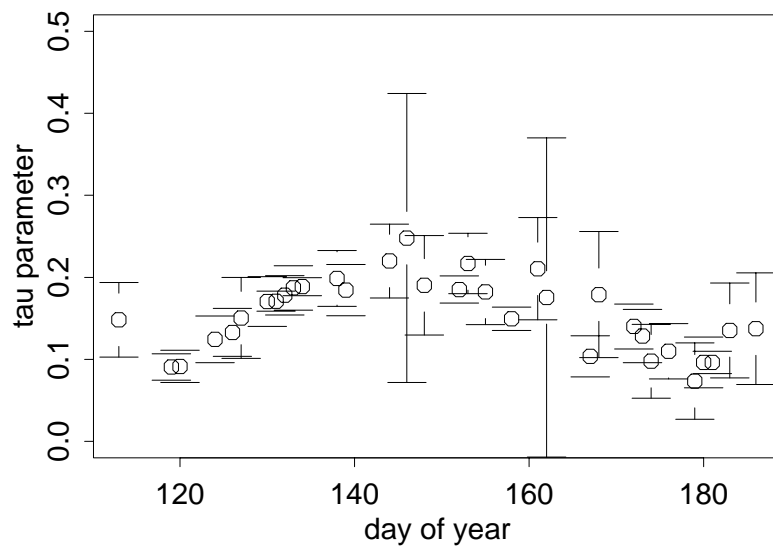


FIG. 4.7 – Comparison of the temporal variations in measured (-) and retrieved (o) soil moisture for three-parameter retrieval (A3)



(i)



(ii)

FIG. 4.8 – Temporal variations in the retrieved values of C_{pol} (i) and $\tau(\theta = 0, H)$ (ii) using A3

4.6 Discussion and Conclusion

A two step analysis was carried out in this study based on an experimental dataset of L-band radiometric observations over a wheat field. First, the dependence of the vegetation optical depth on polarization and view angle was analyzed. As obtained in previous studies [79, 96] the dependence of optical thickness on incidence angle was found to be significant at V polarization, and rather low at H polarization. It was demonstrated that the C_{pol} formulation proposed by [96], was an efficient method to account for the dependence of τ on view angle at V polarization. Using this formulation, only two parameters (C_{pol} and $\tau(\theta = 0, H)$) are required to parameterize this dependence. The C_{pol} parameter was retrieved during the entire crop cycle, and its time variations were found to be highly correlated to the stem growth : the C_{pol} value is about one at the beginning of the crop growth and it increases continuously (up to $C_{pol} = 8$) during the stem development.

Second, by comparing several retrieval methods, the sensitivity of the retrieval process to the dependence of τ on view angle, polarization and stage of development was investigated. An attempt to summarize the main results of this comparison is given in the following :

- 1) Very good results were generally obtained with "classical" approaches (A1a-b), especially when multi-angular and dual-polarization T_b data were used (A1b). However, these results were obtained assuming that the time variations in W_c were known, and that an accurate estimation of the b parameter was possible (a best-fit b parameter was used in this study). However, as it is usually very difficult to estimate accurately these variables at large spatial scale, the use of (A1) for operational applications is questionable. Note that the (A1) method, which was based on the use of a constant b parameter, could provide rather accurate results as long as the general characteristics of the vegetation canopy did not change much. To avoid these issues, the two-parameter retrieval approach based on multi-angular and dual-polarization T_b data was investigated.
- 2) Based on the two-parameter approach, using $C_{pol} = 1$, $C_{pol} = 4$, or based on H polarization T_b data only (A2a-c), the best accuracy obtained in the SM retrievals was $0.060 \text{ m}^3/\text{m}^3$ in terms of $RMSE$. This rather low accuracy could be probably related to the fact that C_{pol} was assumed to be constant with time, while results obtained in the first step of this analysis showed that it changed significantly with time during the crop development. Note that in (A2) (see Table 2), the $RMSE$

decreased when the green vegetation period, corresponding to rapid time changes in the values of C_{pol} , was considered. Also, it was found that if the dependence of $\tau(V)$ on incidence angle was not accounted for, it was preferable to use H polarization T_b data only (significantly better results were obtained for (A2c) in comparison with (A2a)).

- 3) As the accuracy in SM retrievals for the (A2) approach seemed to be mainly limited by the fact C_{pol} was considered as constant, attempts were made to retrieve the C_{pol} parameter concurrently with soil moisture and optical depth (approach A3). Very satisfying results in the SM retrievals, similar to those obtained for approach (A1b), were obtained ($RMSE = 0.051 \text{ m}^3/\text{m}^3$). The large interest of the (A3) method is that very few ancillary data are required in the retrieval process : the only information which was required in (A3) was an estimate of the surface temperature T_S , and the soil texture characteristics (% of clay and sand) of the test site.

This study provided several new results for evaluating the effect of the vegetation structure (and its time changes) in the SM retrieval process. It was found that neglecting the dependence of the τ parameter on incidence angle and polarization, as done in (A2a), was significantly detrimental to the SM retrieval accuracy ($RMSE = 0.069 \text{ m}^3/\text{m}^3$ for (A2a), and $RMSE = 0.051 \text{ m}^3/\text{m}^3$ in (A3) where this dependence was accounted for). However, some results are still open to question and should be investigated in future studies. For instance, these results were obtained for a wheat crop, for which the effects due to the specific vegetation structure are likely to be very significant in comparison with other agricultural or natural vegetation covers. Also, in the two-, and three-parameter retrieval approaches (A2, A3), retrieved values of soil moisture were found to be generally underestimated during the vegetation growth (Figs. 4.6 and 4.7). This result was generally obtained in relation with an underestimation in the retrieved optical depth. Future studies will investigate these different aspects from field experiments carried out over a variety of vegetation canopies. Based on the information obtained over many vegetation types, synthetic data sets can be simulated to evaluate SM retrievals over large synthetic pixels including a variety of land surface conditions [62, 63].

Chapitre 5

Caractérisation de la dépendance angulaire, de la dépendance à la polarisation et à la structure du couvert, des paramètres micro-onde de végétation en bande L

Les paramètres de végétation ont été l'objet de plusieurs études spécifiques :

- Dans le chapitre précédent, nous avons estimé l'épaisseur optique du blé pour les mêmes angles de visée pour les deux polarisations.
- [8, 56] ont étudié les paramètres du modèle $\tau - \omega$ en bande X et Ka,
- [33] ont collecté des valeurs estimées du paramètre b à 1.4 Ghz (bande L), pour un angle de visée de 0° ,
- [98] ont estimé les valeurs du paramètre b pour différents angles de visée en bande C ainsi qu'en bande L.

Cependant, aucune étude complète n'a été conduite afin de déterminer l'effet de l'angle, de la polarisation et du temps (la structure des plantes varie souvent avec le temps) sur l'épaisseur optique de la végétation (ou sur le paramètre b). L'albedo de simple diffusion est souvent considéré comme nul alors que peu d'études ont été effectuées pour évaluer les valeurs effectives sur différentes cultures.

Dans la partie précédente, nous avons évalué l'épaisseur optique du blé pour différentes configurations d'observation (angle, polarisation). L'utilisation de la paramétrisation en C_{pol} nous a permis de réduire le nombre de paramètres, sans diminuer significativement la précision sur le calcul des températures de brillance. C'est un résultat important qui

a permis d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol. Nous avons conduit ici une étude similaire sur tous les jeux de données multi-angulaires disponibles afin de connaître les valeurs prises par τ et ω , puis tester des hypothèses simplificatrices qui permettraient de réduire le nombre d'inconnues du modèle pour chaque couvert. Les modèles ont été comparés à l'aide du *RMSE* sur les températures de brillance et à l'aide du critère de choix de modèle *AIC* qui propose le meilleur compromis entre le nombre de paramètres du modèle et la précision sur le calcul des températures de brillance. Contrairement aux résultats obtenus sur le couvert de blé, nous n'avons pas trouvé de formulation adéquate pour paramétrer la dépendance angulaire des paramètres de végétation des autres couverts. Cependant, nous avons montré que pour la plupart des couverts présentés ici, l'albedo de simple diffusion peut être considéré comme nul (ou de faible valeur selon le type de végétation) durant toute la période de croissance de la végétation et indépendante de θ et de la polarisation. Cette étude permettra de proposer des simplifications au modèle $\tau - \omega$ en réduisant le nombre de paramètres inconnus afin d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol.

Ce sont les résultats de ce travail que nous proposons dans cette partie sous la forme d'un article intitulé "Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, view angle and polarization at L-band" (J.-P. Wigneron, M. Pardé, P. Waldteufel, A. Chanzy, S. Søbjaerg and N. Skou) accepté pour publication dans la revue *IEEE transaction on Geosciences and remote sensing* [102] (et présentés au colloque *Recent Advances in Remote Sensing* [57]).

5.1 Introduction

The SMOS mission (Soil Moisture and Ocean Salinity) is based on an L-band microwave radiometer that will make measurements of the brightness temperature (T_b) at many incidence angles (θ) and two polarizations ($p = V$ or $p = H$) [41]. Over land surfaces, the objective of the mission is to estimate soil moisture. The main difficulty in this estimation arises from the presence of the overlying vegetation. The vegetation layer attenuates the soil emission and adds its own contribution to the land surface emission. To model these effects, a simple approach, referred to as the $\tau - \omega$ model in this paper, was found to be accurate at L-band [76, 49, 7, 52]. The $\tau - \omega$ model is based on two parameters : the optical depth (τ), which parameterizes the attenuation effects, and the single scattering albedo (ω), which parameterizes the scattering effects within the canopy. The optical

depth is generally linearly related to the vegetation water content (VWC , kg/m^2), using the so-called b parameter ($\tau = b VWC$). This parameter was found to depend mainly on crop type and frequency and a value of $b = 0.15$ was found to be representative of most agricultural crops, with the exception of grasses [33]. The $\tau - \omega$ model was also used in retrieval algorithms proposed for SMOS. For instance, the 2-parameter retrieval approach [103] was based on forward model inversion and consists in retrieving simultaneously, soil moisture (w_S) and optical depth (τ) from multi-configuration measurements. This algorithm was also investigated at larger scale from a synthetic data set considering mixed pixels including four main surface types (forests, water surfaces, herbaceous vegetation and bare soil) [63]. In this inversion approach, the forward model (the $\tau - \omega$ model) should be as accurate as possible. In particular, two types of a priori information should be available :

- (i) the value of the τ parameter as a function of the vegetation type
- (ii) the dependence of both vegetation microwave parameters (τ and ω) as a function of the system configuration (in terms of incidence angle θ and polarization p).

A few studies have investigated these questions. For instance, some analyses have shown that τ may depend significantly on the configuration parameters (θ and p) [79, 96, 15] over wheat crops. Numerical and experimental results have also shown that the b parameter may depend on the vegetation moisture content Mg (%) [82, 94] which varies significantly during the crop cycle. In most studies, ω is assumed to be independent on time and incidence angle and the dependence of ω on polarization has been accounted for in a few studies (e.g. [14]). However, very few studies have provided detailed and quantitative results on these aspects. In the present study, we investigated the above two questions i) and ii) at L-band. The analysis is based on several experimental data sets including multi-angular and dual-polarization measurements over crops :

- at the BARC test site (Beltsville Agricultural Research Center) over soybean, corn, alfalfa and grass [87, 90]. The duration of the measurement period was about one month.
- at the INRA Avignon test site (Institut National de la Recherche Agronomique) : PORTOS-1991 over soybean [100] ; PORTOS-1993 over wheat [96] ; EMIRAD over corn [57]. The measurements were made during almost the whole vegetation cycle.

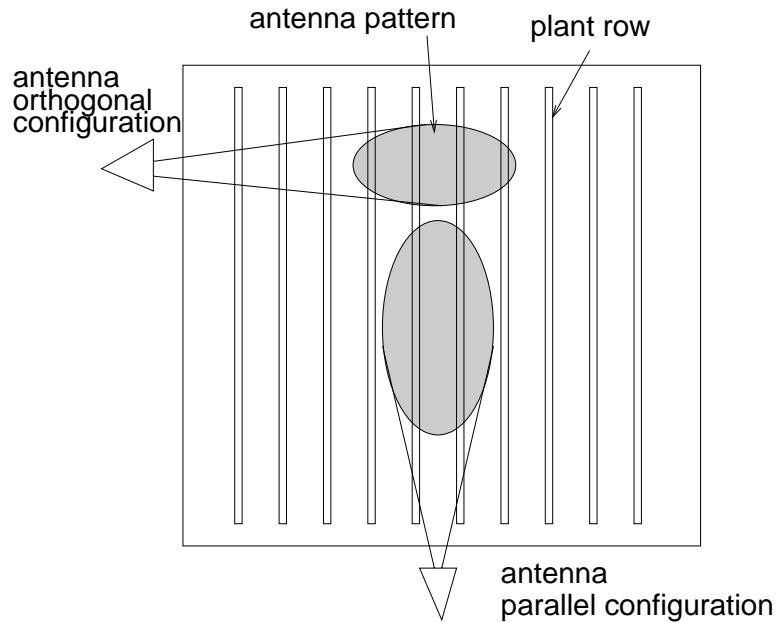
A simple approach was used to compute the microwave parameters τ (or the b parameter) and ω for each crop. The dependence of the vegetation microwave parameters on

the crop type and the system configuration could thus be evaluated and discussed for all crops.

5.2 Experimental data

The estimation of the microwave vegetation parameters was carried out using several data sets collected at L-band during the last two decades. The BARC data set was acquired in 1981 [87, 90] by three Dicke-type radiometers at the frequencies of 1.4 GHz, 5 GHz and 10.7 GHz, which were mounted on a mobile tower at the BARC test site. The PORTOS-91 and -93 data sets were obtained in 1991 and 1993, during the whole crop cycle of a soybean and wheat crop, respectively, using the PORTOS radiometer. The PORTOS sensor was hung on a 20-m crane boom, and observations were carried out at different incidence angles (from 0° to 50° over a 40 x 60m field). The EMIRAD data set was obtained over a larger field (about 80 x 120m) at the same test site by the L-band EMIRAD instrument designed by the Technical University of Denmark (TUD) in Copenhagen [71, 68]. The measurements were carried out during a four-month period spanning the whole vegetation growth in 2001. The vertical viewing plane was parallel or orthogonal to the vegetation rows (\parallel and \perp azimuthal configurations) for BARC and EMIRAD and parallel (\parallel) only for the PORTOS-91 and 93 experiments (these \parallel and \perp configurations are illustrated in Fig. 5.1). At L-band, the absolute accuracy of the measurements, which were carried out during a rather long time period, was estimated to be about 3 K for each experimental campaign [96, 90]. For EMIRAD, the accuracy was estimated to be better than 2 K at H polarization.

The soil and vegetation variables were sampled regularly during the four campaigns. Concurrently with the radiometric measurements, soil moisture (w_S) was obtained from gravimetric measurements at the depths of 0-2.5, 2.5-5 and 5-10 cm and soil temperature was measured near the surface and at the depths of $\sim 1, 2, 7$ and 10 cm. The values of the soil texture parameters and the bulk soil density are given in Table 5.1 for all fields. Measurements of dry and wet biomass were carried out regularly during all experiments and the time variations in the vegetation water content (VWC) are illustrated in Fig. 5.2. In this figure, each symbol corresponds to a date of radiometric measurements and the total number of experimental T_b data is given in Table 5.1 for each data set. More details about the soil and vegetation measurements can be found in the literature for the BARC [87, 90] PORTOS [96, 100] and EMIRAD [57] experiments.

FIG. 5.1 – Geometry of the // and \perp azimuthal observation modes

5.3 Calculation of the vegetation parameters

5.3.1 Modeling

As noted in the introduction, the modelling of the vegetation effect was based on the $\tau - \omega$ model [76]. The p-polarized brightness temperature $T_b(\theta, p)$ was simply written as a function of the single scattering albedo $\omega(\theta, p)$, the optical depth $\tau(\theta, p)$, the soil reflectivity $\Gamma_s(\theta, p)$ and the soil and vegetation effective temperature (T_s^E and T_v^E , respectively) :

$$T_b(\theta, p) = (1 - \omega)(1 - \gamma)(1 + \Gamma_s \gamma)T_v^E + (1 - \Gamma_s)T_s^E \gamma \quad (5.1)$$

where $\gamma = \gamma(\theta, p)$ is the p-polarized transmissivity of the vegetation layer which can be expressed as a function of the optical thickness $\tau(\theta, p)$ and the incidence angle θ :

$$\gamma(\theta, p) = \exp\left(-\frac{\tau(\theta, p)}{\cos(\theta)}\right) \quad (5.2)$$

The effective soil temperature (T_s^E) was computed as in [101] from the ground measurements of the temperature profile in soil. To simplify 5.1 without introducing significant

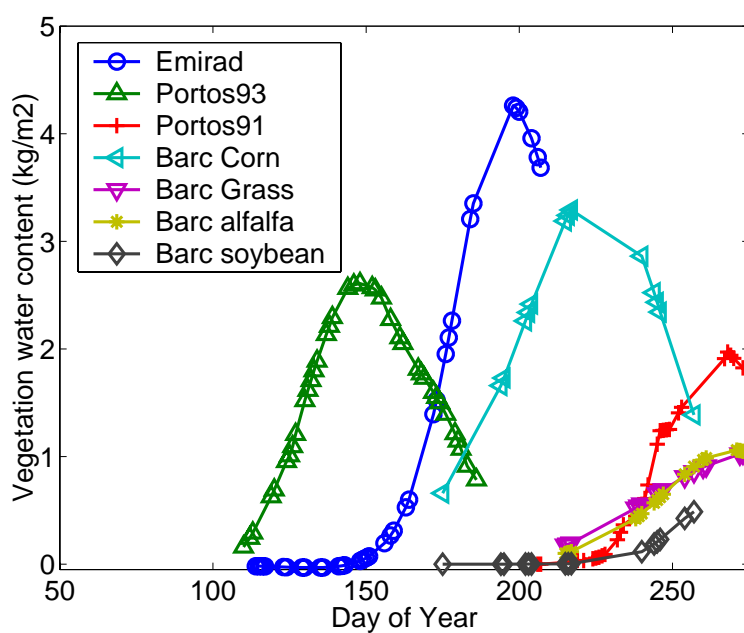


FIG. 5.2 – Temporal variations in vegetation water content (VWC , kg/m^2) for each crop considered in this paper. The symbols (x,o,...) denote measurements of T_b .

Crop	Type	Expe- riment	Soil Texture S=Sand(%) C=Clay(%)	Soil bulk density $\rho_b(g/cm^3)$	Number of $T_b(\theta, p, t)$ data
Corn	(EMIRAD)	INRA BIOCLIM	S=13.2 C=32.8	$\rho_b = 1.28$	//528 \pm 616
Wheat	(P93)	INRA POIRSON	S=11 C=27	$\rho_b = 1.29$	//400
Soybean	(P91)	INRA POIRSON	S=11 C=27	$\rho_b = 1.2$	//320
Corn	(BARC)		S=67 C=15	$\rho_b = 1.28$	//196 \pm 196
Soybean	(BARC)		S=67 C=15	$\rho_b = 1.2$	//110 \pm 110
Grass	(BARC)		S=67 C=15	$\rho_b = 1.2$	//210
Alfalfa	(BARC)		S=67 C=15	$\rho_b = 1.2$	//238

TAB. 5.1 – Soil Characteristics of the different test sites

errors in the result [52, 33], it was assumed that the effective soil and vegetation temperatures are equal ($T_V^E = T_S^E = T_S =$ effective surface temperature).

For crops with a vertical structure (such as wheat crops), a simplified parameterization, derived from a physical analysis of the attenuation by vertical stems [79], was developed in [96] to model the vegetation optical depth. This parameterization describes the dependence of τ on the measurement configuration (θ, p) , and is based on two parameters : a correction parameter (C_{pol}) and the optical depth at H polarization ($\tau(H)$) :

$$\begin{cases} \tau(\theta, H) = \tau(H) = constant \\ \tau(\theta, V) = \tau(H)(\cos^2 \theta + C_{pol} \sin^2 \theta) \end{cases} \quad (5.3)$$

Before computing the vegetation parameters (τ , b , ω or C_{pol}), it was necessary to estimate the soil reflectivity $\Gamma_S(\theta, p)$. In this study, $\Gamma_S(\theta, p)$ was calculated using a modified Fresnel reflection formulation [88] based on the semi-empirical parameter h_r :

$$\Gamma_S(\theta, p) = \Gamma_S^*(\theta, p) \exp(-h_r) \quad (5.4)$$

where $\Gamma_S^*(\theta, p)$ is the p-polarized specular reflectivity computed from the Fresnel equations using soil dielectric properties derived from a dielectric mixing model [18]. These dielectric properties were computed from the soil moisture measured over the 2.5 cm top soil layer. The soil model given by 5.4 has been tested against observations over agricultural bare soils for a large range in surface roughness conditions [88]. The calibration of the h_r parameter was based on measurements carried out before crop growth, over bare soil, for PORTOS-91, -93 and EMIRAD. For all these three experiments, the calibrated value of h_r was found to be close to zero ($h_r \leq 0.1$), which corresponds to smooth soil conditions. Over the BARC site, no radiometric measurements were carried out over bare soil before the crop growth, and the soil surface was considered to be smooth [90]. Therefore, the h_r parameter was set equal to zero for all crops ($h_r = 0$).

5.3.2 Computing b and ω

The vegetation parameters were computed using a non linear regression estimation. The general form of the model can be written as :

$$T_b(\theta, p) = f(w_S, T_S^E, VWC, \omega(\theta, p), b(\theta, p)) + \epsilon \quad (5.5)$$

where $p = H$ or V polarization, $T_b(\theta, p) = (T_{b1}(\theta, p), \dots, T_{bn}(\theta, p))$ is a n vector of microwave observations acquired for a variety of configurations (θ, p) ; $f()$ is the $\tau - \omega$ model, and $\epsilon = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_n)$ are the independent and identically normally distributed errors, with a constant variance σ^2 ; w_S , T_S^E and VWC are the surface variables; $\omega(\theta, p)$ and $b(\theta, p)$ are the unknown model parameters. In this model, for the purpose of computing the dependence of the parameters on time, polarization and incidence angle, the data set was segmented in different time intervals (Int). As these time intervals were rather short (their duration did not exceed ten days) it could be assumed that the vegetation structure did not change and that, consequently, ω and b remained constant during each interval. For a given configuration (θ, p) and during a time interval Int , there were two unknowns ($b(\theta, p)$ and $\omega(\theta, p)$), while the surface soil moisture (w_S) and temperature (T_S) as well as the liquid water content in the vegetation layer (VWC) were assumed to be known from the in situ measurements. The number of equations is the number of measurement dates included in the Int interval (at least five dates of measurements with varying soil conditions were used). The minimization routine used in this study was a Matlab routine (referred to as `dmns.m`) which is based on a generalized least-square iterative algorithm using a Bayesian approach, as indicated by [84]. The `dmns` routine provides the theoretical estimates of the standard deviations on the retrieved parameters. To estimate the errors on the retrieved parameters, realistic measurement errors on the surface variables (namely on soil moisture (σ_{w_S}), temperature (σ_{T_S}) and vegetation water content (σ_{VWC})) and on the brightness temperatures (σ_{T_b}) were introduced as inputs in `dmns`: $\sigma_{w_S} = 0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $\sigma_{T_S} = 1K$, $\sigma_{VWC} = 0.1 \text{ kg}/\text{m}^2$, $\sigma_{T_b} = 1K$. These retrieval errors are illustrated by error bars in the following figures. Following basic physical considerations [76], it was assumed in the present study that b and ω depend on time, θ and p . Then, several simplifying assumptions corresponding to different modelling approaches (M_n ; $n = 1, \dots, 6$), given in Table 5.2, were evaluated for ω . To evaluate the most efficient modelling approach two main criteria were used: the Root Mean Square Error ($RMSE$) between measured and simulated T_b data and the Akaike criterion (AIC) which is used for comparing several models that are not necessarily nested. This latter criterion is defined as follows [48]:

$$AIC(M) = \log(\hat{\sigma}_M^2) + \frac{2(k+1)}{n}, \quad (5.6)$$

where M denotes the considered model, $\hat{\sigma}_M^2$ is the residual variance under M and k the number of parameters to be estimated under M from the n measurement data. In this study, the term used to represent the residual variance $\hat{\sigma}_M^2$ in equation 5.6 was the *RMSE*. As the number of parameters increases in the model, it is easier to get a better apparent fit (and the *RMSE* decreases), but the greater the variance of the fitted values. The Akaike criterion is used to evaluate the compromise between the fit improvement and the decrease in the number of degrees of freedom. The best modelling approach is the one that minimizes this criterion.

Modeling approach :	Assumption made on ω , t=time, θ =incidence angle, p =polarization
M_1	$\omega(t, \theta, p)$
M_2	$\omega(t, \theta)$
M_3	$\omega(t, p)$
M_4	$\omega(t)$
M_5	$\omega(p)$
M_6	ω

TAB. 5.2 – Modeling approaches M_n , $n=1,6$

5.4 The EMIRAD data set

In this section, a specific and detailed analysis is presented for the EMIRAD experiment which was coordinated by the authors of the present study. The rationale for this is that, similarly to PORTOS-93, this data set includes a large number of microwave observations acquired during the whole crop growth and no analysis of the data has been published yet.

5.4.1 Comparison of several modeling approaches

As mentioned in section 5.3.2, it was assumed that b may depend on time, incidence angle and polarization and six modeling approaches (M_n , $n = 1, \dots, 6$) were evaluated for ω . Using both *RMSE* and *AIC* criteria, computed from measured and simulated T_b

values and averaged over both polarizations, a comparison of these approaches is summarized in Table 5.3 for EMIRAD. The comparison is given for the // configuration. In terms of $RMSE$, the range of values is rather narrow : there is only about 1K difference between the most and less accurate methods : $RMSE = 4.52 K$ for M_1 and $RMSE = 5.56 K$ for M_6 .

Modeling approach :	$RMSE$ (K)	AIC	Total number of parameters used in the modeling
$M_1 : \omega(t, \theta, p)$	4.521	4.021	264
$M_2 : \omega(t, \theta)$	4.781	3.88	198
$M_3 : \omega(t, p)$	4.867	3.752	154
$M_4 : \omega(t)$	4.96	3.748	143
$M_5 : \omega(p), \omega_V = 0.12 \omega_H = 0.13$	5.557	3.934	133
$M_6 : \omega = 0.13$	5.56	3.937	132

TAB. 5.3 – Comparison of modeling approaches M_N , $N=1,6$ over EMIRAD (// configuration)

However, the M_1 method requires the use of one value of ω for each time interval (11 consecutive intervals were selected), each angle and both polarizations, whereas only one value is required for the M_6 method. In terms of AIC , the best results were obtained for methods M_3 and M_4 that account for the dependence of ω on time and possibly on polarization (Table 5.3). To illustrate this result, the obtained time dependence of ω is shown for the M_4 method in Fig. 5.3. It appears that rather low values of ω were retrieved in the early phase of the canopy development ($\omega \approx 0$) then higher and decreasing values were retrieved during the canopy growth ($\omega \sim 0.1 - 0.2$).

Even though best values of AIC were obtained by accounting for the dependence of ω on time, computed values of AIC for all six methods are very close and for most applications, it can be considered that ω is a constant (M_6 method). This method will be considered as the reference method that will be used in the following.

5.4.2 Retrieved values of b

The retrievals of b were carried out considering that ω is a constant (M_6 approach). The value of this constant was selected as the best-fit value that minimizes the $RMSE$

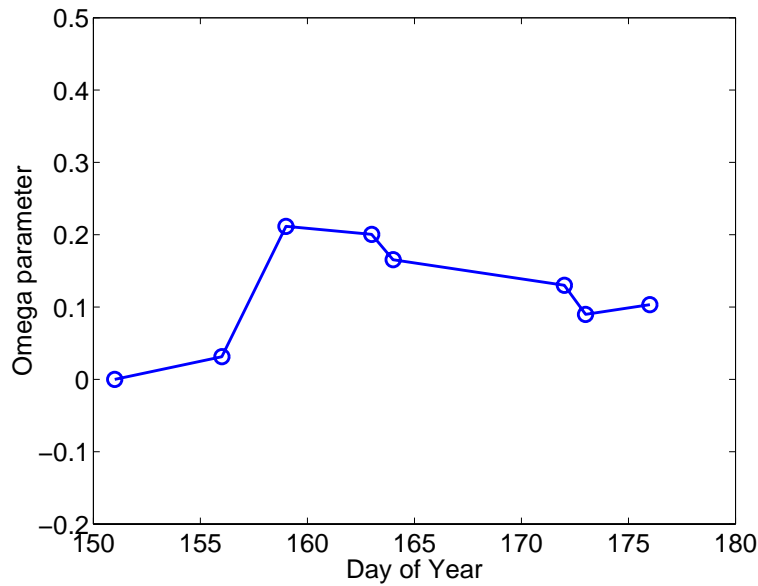


FIG. 5.3 – Time dependence of ω over EMIRAD (//) using M_4 approach.

between measured and simulated values of T_b . The $RMSE$ computed for different values of ω , $\omega = 0.0, 0.05$ and 0.10 are given in Table 5.4. The best-fit value of ω is also given and is indicated by bold characters. Over EMIRAD, the best-fit values are $\omega = 0.13$ and $\omega = 0.10$ for the // and \perp configurations, respectively.

Using these best-fit values of ω , the dependence of b on incidence angle θ and polarization p is shown in Figs. 5.4 for a well-developed canopy, corresponding to the DoY 184- DoY 206 time period, for both // and \perp azimuthal directions. The time dependence of b ($p=V$ and $p=H$) is shown at $\theta = 40^\circ$ in Figs. 5.5. It can be seen, that for corn, the dependence of the b parameter on θ is rather low. Conversely, the dependence of b on polarization ($b(p)$) can be clearly distinguished for the \perp configuration : $b(H) \approx 0.12$; $b(V) \approx 0.17$ at $\theta = 40^\circ$ for a well-developed canopy. As for wheat crops [96], the higher value of b at V polarization, may probably be related to the higher attenuation properties of the vertical stems at this polarization.

It seems that the values of b are rather stable in time after the early phase of the vegetation growth. Note that ground measurements of soil roughness showed that the standard deviation of the surface height σ_S decreased slightly from $\sigma_S = 12.5 \text{ mm}$ on DoY 115 to $\sigma_S = 5 \text{ mm}$ on DoY 149. By setting $h_r = 0$, the roughness conditions were assumed to be very smooth, and underestimating the soil roughness conditions (leading to lower values of T_b) may lead, by a compensating effect, to overestimate the b parameter (leading

Crop type/ experiment	ω	$RMSE$ (K)
Corn // (EMIRAD-2001)	0.0	5.87
	0.05	5.6
	0.1	5.41
	Best = 0.13	5.36
	0.15	5.54
Corn \perp (EMIRAD-2001)	0.0	8.90
	0.05	8.60
	Best = 0.10	8.53
	0.15	8.69
Corn (BARC)	0.0	5.87
	0.05	4.25
	Best = 0.06	4.12
	0.1	7.75
Wheat (P93)	Best = 0.0	7.87
	0.05	8.36
	0.1	9.71
Soybean (P91)	Best = 0.0	9.29
	0.05	9.4
	0.1	9.9
Soybean // (BARC)	Best = 0.0	9.78
	0.05	9.80
	0.1	9.83
Grass (BARC)	0.0	7.20
	Best = 0.05	6.90
	0.1	8.82
Alfalfa (BARC)	Best = 0.0	6.89
	0.05	7.47
	0.1	9.4

TAB. 5.4 – $RMSE$ between measured and simulated T_b computed over the whole data set for several values of ω

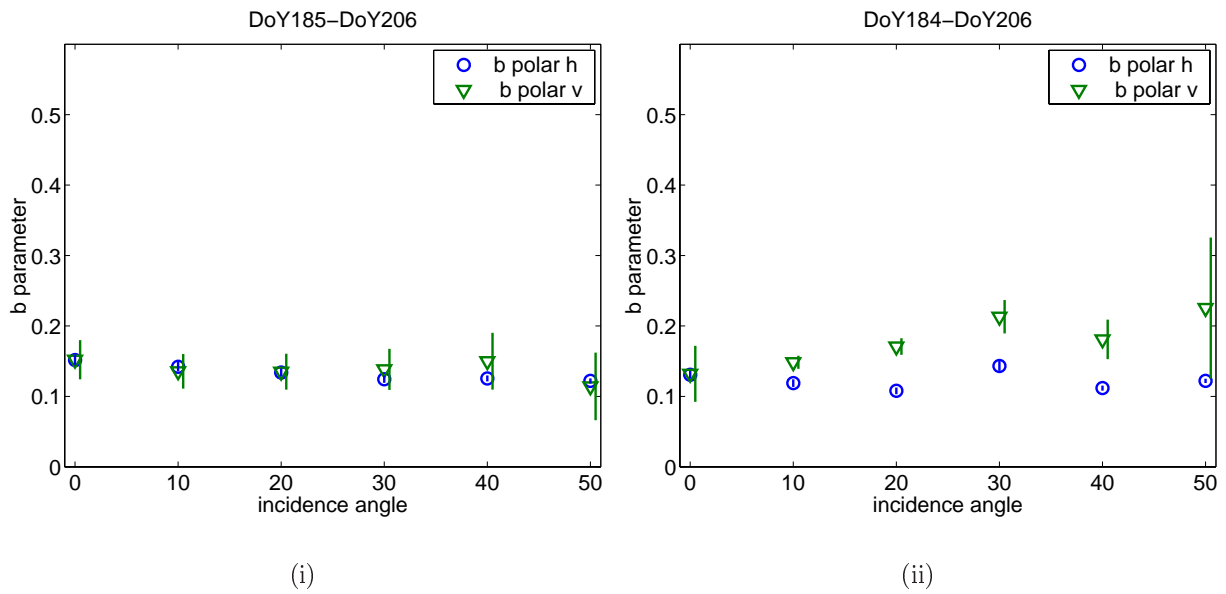


FIG. 5.4 – Dependence of b on view angle θ and polarization p for the // (i) and \perp (ii) azimuthal viewing directions using the M_6 approach (Corn, EMIRAD, DoY 184–DoY 206)

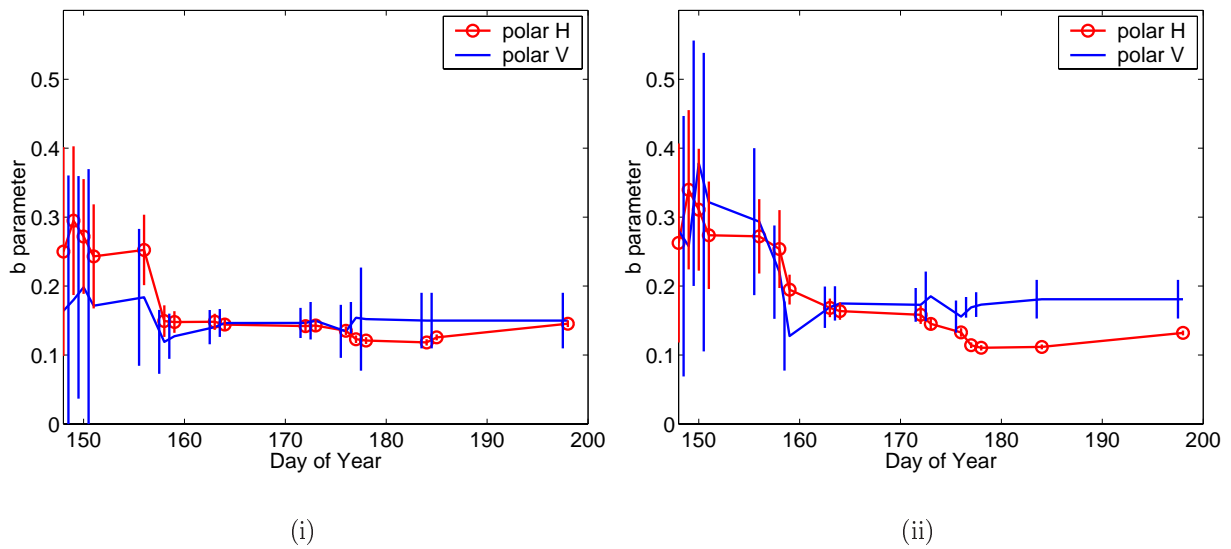


FIG. 5.5 – Time dependence of b at $\theta = 40^\circ$ for the // (i) and \perp (ii) viewing directions using the M_6 approach (Corn, EMIRAD)

to higher vegetation emission). This effect might partly explain the higher retrieved values of b before DoY 160.

The uncertainties in the retrieved b values (represented by errors bars in the figures) depend on the conditioning of the inversion problem. This is well illustrated in Figs. 5.4 : lower accuracies in the estimated b parameters were obtained at the beginning of the crop development, when the value of VWC is very low and close to that of the uncertainty associated to this measurement ($VWC \approx \sigma_{VWC} \approx 0.1 \text{ kg/m}^2$). The uncertainty on b decreases during the vegetative growth, as VWC increases. Note also that significantly higher accuracies in the b retrievals were obtained at H polarization.

5.5 Considering all data sets

In this section, retrieved values of b are presented for all the data sets described in section 2. The results obtained over EMIRAD were found to be generally valid for all the other data sets and the retrievals of the b values were made by considering that ω is a constant (M_6 approach). The values of the $RMSE$ between measured and simulated values of T_b for different values of ω are given in Table 5.4 for all crops. Best-fit values of ω (in bold characters) were found to be close to zero for wheat, soybean and alfalfa. For grass, the best-fit value of ω is 0.05, but very similar results in terms of $RMSE$ were obtained by using $\omega = 0$. For corn, best-fit values are not generally negligible : $\omega \approx 0.10 - 0.13$ for EMIRAD and $\omega \approx 0.05 - 0.06$ for BARC ($//$ and \perp configurations). Using best-fit values of ω , the dependence of b as a function of θ and polarization for a well-developed crop, and the time variations in b (at both polarizations and for $\theta = 40^\circ$) are shown for all data sets in the following sections. Note that the soil roughness parameter (h_r) could not be calibrated over the BARC data set. As discussed before for EMIRAD, uncertainties in the value of this parameter may have some direct consequences in the estimation of the b parameter.

5.5.1 Wheat (PORTOS-93 Experiment)

The b parameter was found to increase very significantly as a function of θ at V polarization, while it remains almost constant at H polarization (Fig. 5.6(i)). This effect may be related to the vertical structure of the stems which dominates the scattering pattern within the wheat canopy [79, 96]. The time variations in the b parameter were also found to be significant (Fig. 5.6(ii)) : at H polarization, the b parameter generally decreases as a function of time ; conversely at V polarization, the value of b is larger when the canopy is well-developed corresponding to the maximum development of the stems. The C_{pol} parameter which was used to compute optical depth at V polarization (equation 5.3) was also found to be closely related to the stem development. As shown in Fig. 5.7, C_{pol} can be linearly related to the height of the stems ($R^2 = 0.92$), during the whole vegetative growth (DoY 120 - 150).

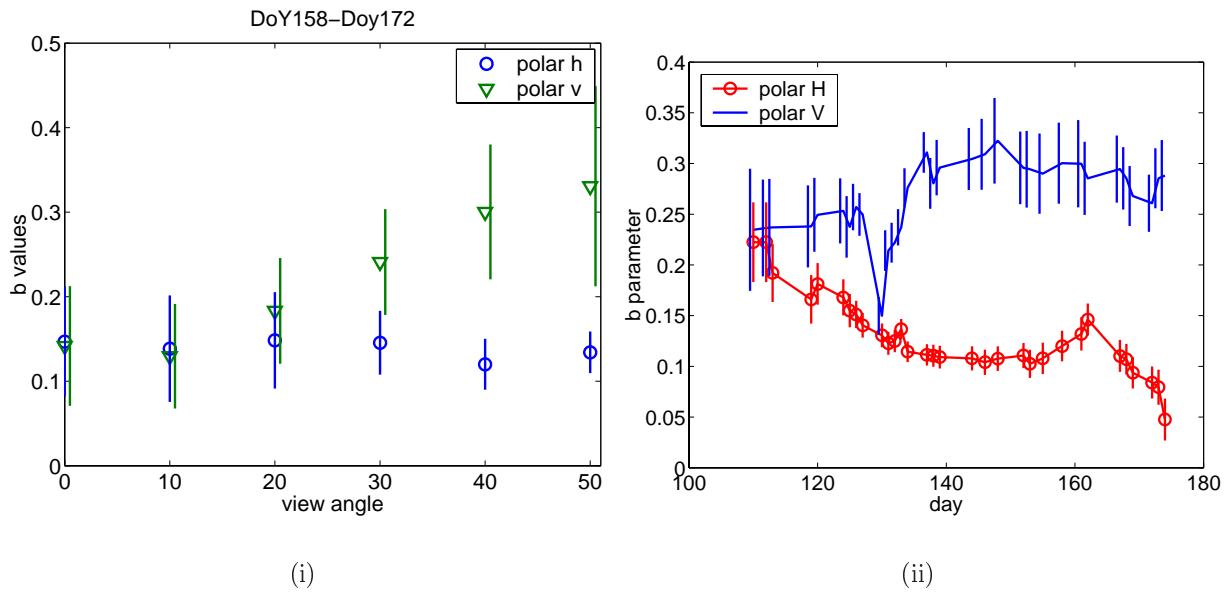


FIG. 5.6 – Wheat (PORTOS-93 experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)

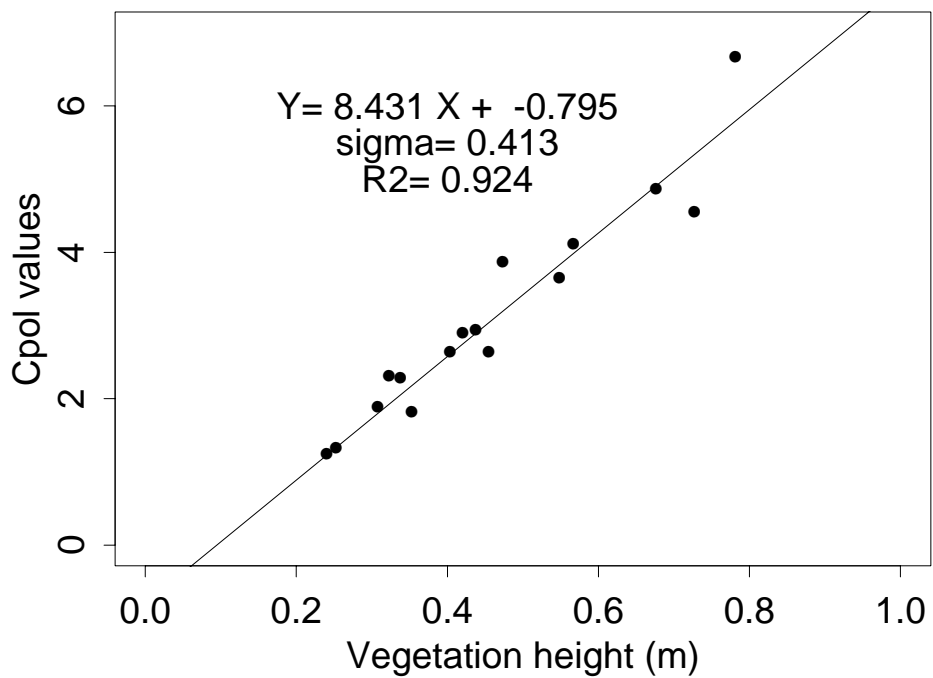


FIG. 5.7 – Wheat (PORTOS-93 experiment) : C_{pol} parameter vs the height of stems during the wheat growth (DoY 120- DoY 150)

5.5.2 Corn (BARC experiment)

From the BARC data (Figs. 5.8), relatively similar results to those of EMIRAD were obtained over corn : there is no significant dependence of b on θ and time. Note that $b(V)$ is generally larger than $b(H)$ at low incidence angles ($\theta \approx 20^\circ$ or 30°) and similar results were obtained for both \parallel and \perp configurations.

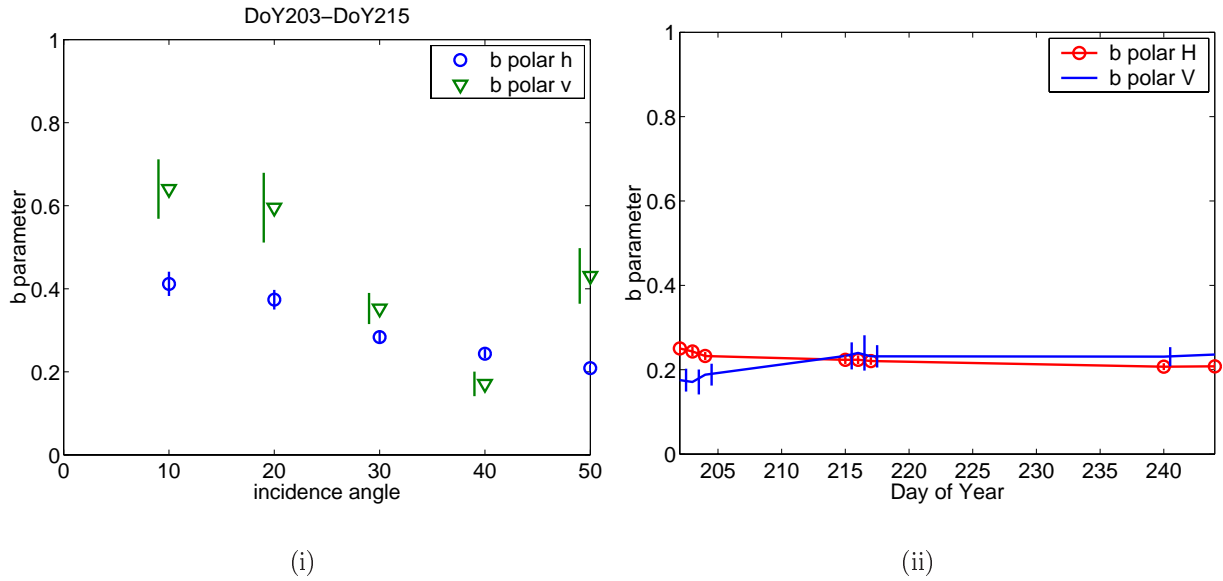


FIG. 5.8 – Corn (BARC Experiment, \parallel) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)

5.5.3 Soybean (PORTOS-91 & BARC Experiments)

Over the soybean field (P91 data set, // direction), both the dependence of the b parameter on (θ, p) and the time variations in the value of b were found to be rather low (Fig. 5.9). This result can be related to the "leafy" structure of the canopy made of almost randomly oriented leaves, stems and petioles which do not present strong scattering pattern in a specific direction. The attenuation properties of the soybean canopy are rather large and the average value of the b parameter could be estimated to be about 0.3. Note that a higher polarization dependence, which could not be explained, was obtained during the senescence phase ($b(V) > b(H)$ at $\theta = 40^\circ$).

Similar results to those obtained from the P91 data set were obtained from the BARC data set (Fig. 5.10). At H polarization : no clear trend can be noted for $b(\theta)$: $b(\theta)$ varies between 0.1 and 0.3. At V polarization, a decreasing trend can be noted in the relationship $b(\theta)$ so that $b(V) \approx 0$, at large incidence angles.

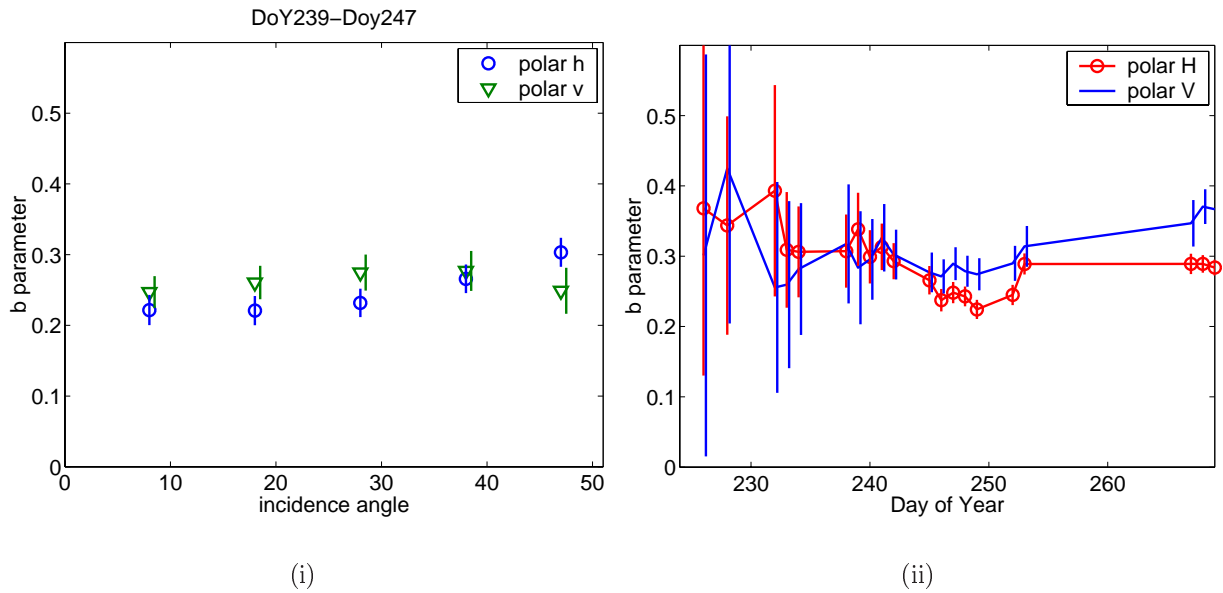


FIG. 5.9 – Soybean (PORTOS-91 Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)

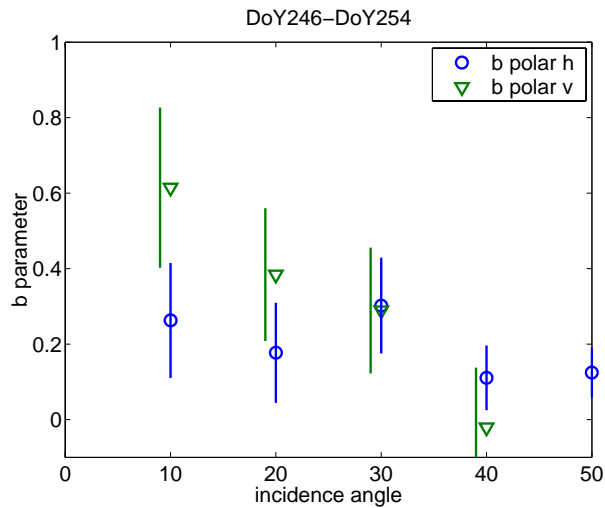


FIG. 5.10 – Soybean (BARC Experiment, //) : dependence of b on view angle θ and polarization p

5.5.4 Grass and Alfalfa (BARC Experiments)

Over grass (Figs. 5.11) and alfalfa (Figs. 5.12), the value of VWC becomes significant (close to 1 kg/m^2) only for $DoY \geq 250$. After this date, rather similar results were obtained for both crops over the BARC test site. The values of b generally decrease as a function of θ . For $\theta \leq 30^\circ$ they are almost independent on polarization ; while for $\theta \geq 30^\circ$, $b(H)$ is significantly larger than $b(V)$. These retrieved values of b were generally found to be much larger than those for the other crop types ($b(H) \approx 0.65$ for grass, ≈ 0.45 for alfalfa at $\theta = 40^\circ$). A slight decrease in the value of b could be also noted during the herbaceous vegetation development.

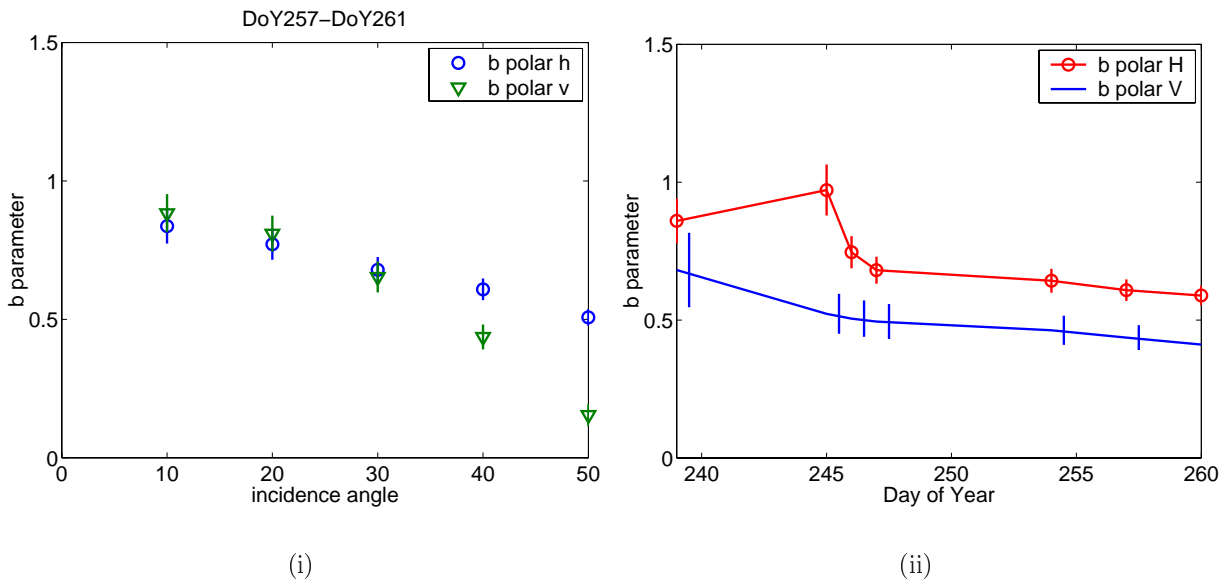


FIG. 5.11 – Grass (BARC Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)

5.6 Summary and conclusion

In the first step of this study, we investigated the dependence of ω on the configuration parameters (θ , p and time). Two main results were illustrated over corn, from the EMIRAD data set, but were found to be also valid for the other crop types :

- (i) best results in terms of AIC were generally obtained by considering that ω depends mainly on time (and polarization). This time dependence is in relation with the

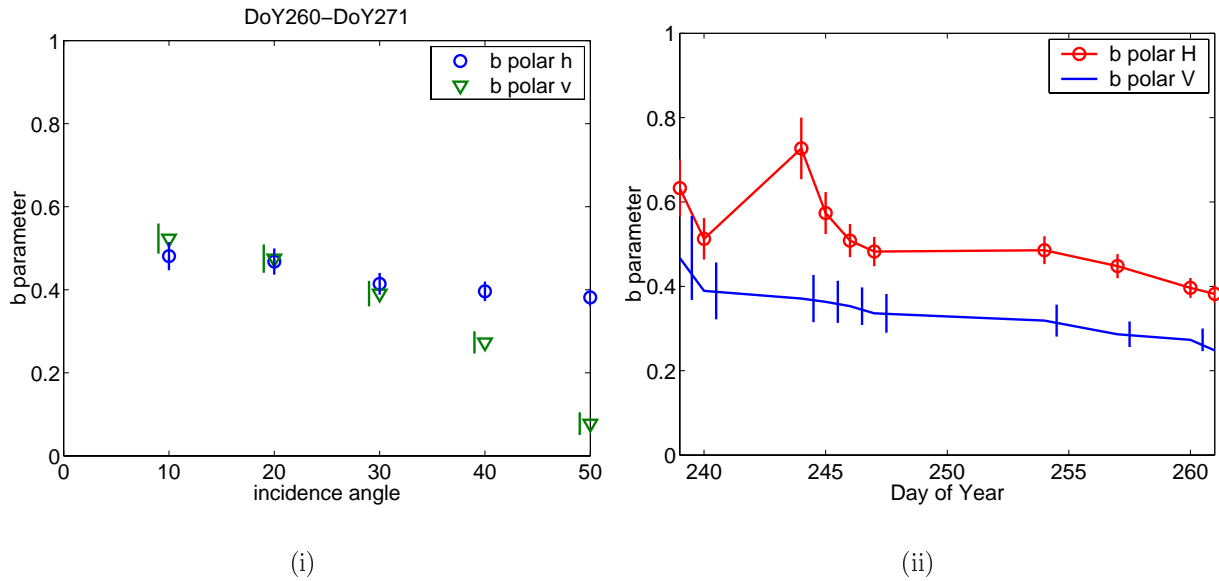


FIG. 5.12 – Alfalfa (BARC Experiment) : dependence of b on view angle θ and polarization p (i) and time (ii)

changing vegetation structure, which is very important over crop fields at the beginning of the vegetation development. This time dependence might be much lower for natural vegetation covers.

- (ii) computed values of AIC for six methods (considering or not the dependence of ω on time, incidence angle or polarization) are very close and for most applications, it seems that ω can be considered as a constant.

Retrieved values of ω were found to be close to zero for soybean and alfalfa. These rather low values of ω could be probably related to the fact there are low multiple scattering effects within the canopy at L-band. Low values of ω were also obtained for crops with scattering patterns with a strong peak in the forward direction (as a wheat canopy) [18]. Conversely, for corn (and to a lower extent for grass), ω was found to be significantly larger than zero ($\omega = 0.06$ for BARC, $\omega \approx 0.13$ for EMIRAD, at // configuration). For each crop, the ω parameter was set to a constant value and the b parameter was retrieved as a function of (time, θ and p). It is difficult to summarize the results about the b parameter, since the value of b may depend not only on (θ and p) but also on the crop type, the azimuthal viewing direction, and time (in relation with crop phenology).

However, an attempt to summarize the main results of the study is given in the following :

- the main determinant of the b values appears to be crop type : the average values of b were about 0.5 for herbaceous canopies, 0.2-0.3 for soybean, 0.15-0.2 for corn, 0.1-0.3 for wheat. For herbaceous canopies, larger values were obtained at lower incidence angles. Due to possible problems in calibrating the soil effect, these results should be confirmed by other studies. Large values in the b parameter have been estimated previously over prairies [33], which may be related to the high values of the volume fraction of vegetation, for these rather low and dense vegetation covers, and to the thatch effects.
- the dependence of b on polarization was significant over several crops. In particular, a marked effect can be noted over wheat and to a slighter extent over corn, relating to the vertical structure of stems ($b(V) > b(H)$).
- the dependence of b on incidence angle θ was generally low at H polarization. At V polarization, a clear increasing and decreasing trend could be noted for wheat and herbaceous canopies, respectively.
- excluding the early phase of the vegetation development, the dependence of b on time was found to be relatively low. A small decreasing trend was noted for herbaceous canopies. Wheat is an outlier : b decreases at H polarization and increases at V polarization reflecting stem growth.

These results should be useful for developing more accurate inversion approaches. For example, the interest in using the H-polarization for retrieval studies emerged from the results : the sensitivity of the b parameter (and thus of the optical depth) on incidence angle was generally lower at this polarization. This study can also be useful to evaluate soil moisture retrievals at larger scale (about 30 – 50 km for SMOS), from synthetic data sets simulated over mixed pixels as done in [63]. Using the additional insights obtained in the present study, more accurate simulations accounting for the dependence of single scattering albedo and attenuation coefficient on vegetation type could be made over each pixel. Based on these results obtained over a variety of crop types, it will be possible to improve the simulations of the brightness temperature at global scale as made in [63]. Future studies will investigate these questions. However, the main results of the evaluation of the SMOS capabilities made in [63] should not be modified much : it is very likely that, at larger scale, the vegetation types can be averaged over the footprint and that it is not necessary to account for an accurate distinction between the different canopies [55].

Acknowledgments. We are very grateful to Dr. Roderick Dewar (INRA) for helpful comments and for revising the English version of the manuscript.

Chapitre 6

Estimation de N paramètres à partir d'observations micro-ondes bande L acquises sur différentes variétés de cultures

Dans la première partie de notre travail, nous avons utilisé le jeu de données PORTOS 1993 pour estimer les paramètres micro-ondes de végétation puis pour estimer l'évolution temporelle de l'humidité du sol par inversion du modèle. Nous avons montré qu'il était possible d'inverser simultanément plusieurs inconnues du modèle (humidité de la surface, épaisseur optique au nadir et le paramètre C_{pol}) pour un couvert de blé. L'étape suivante a consisté à estimer les paramètres de végétation pour l'ensemble des jeux de données micro-ondes passives multi-angulaires disponibles. Nous avons alors montré que l'épaisseur optique variait peu avec l'angle et la polarisation et que l'albédo de simple diffusion prenait généralement des valeurs faibles et même souvent négligeables.

Pour que la méthode d'inversion ainsi que le modèle choisi soient valides dans le cadre d'une utilisation opérationnelle dans l'algorithme d'inversion de la mission SMOS, il est nécessaire d'étudier la signature micro-onde de nombreux types de couverts. D'une part les types de végétation sur la surface continentale sont très variés, d'autre part, plusieurs types de couvert contribueront à la température de brillance d'une tache élémentaire de mesure. Dans ces conditions, il est nécessaire d'envisager la possibilité que l'on n'ait aucune information sur le couvert végétal, sur son type et la quantité présente. Dans le même ordre d'idée, il est possible que l'on ne dispose d'aucune information sur l'état de la surface et donc sur la rugosité de surface. L'étude présentée ici est une investigation visant à déterminer quelle pourrait être, dans ces conditions, la configuration d'inversion de

l'humidité du sol. Plus précisément, les questions que l'on se pose alors sont les suivantes :

- Combien d'inconnues est-il possible d'estimer simultanément ?
- Le paramètre C_{pol} permet-il d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol pour d'autres couverts que le blé ?
- Est-il possible d'utiliser des contraintes sur les paramètres inversés pour les forcer à rester proche de valeurs *a priori* ?
- Quelles valeurs *a priori* utiliser pour chacun des paramètres ?

Pour répondre à ces questions, nous avons testé un grand nombre de configurations d'inversion sur tous les jeux de données disponibles, et nous les avons comparés à l'aide du *RMSE* (Root Mean Square Error) et de l'efficacité appliquées à l'humidité du sol. Afin d'évaluer la capacité à estimer l'humidité de surface sous plusieurs couverts différents, nous avons également comparé ces différentes méthodes sur un jeu de données unique regroupant l'ensemble des mesures disponibles.

A l'aide de l'algorithme de régression non linéaire présenté dans la seconde partie de ce rapport, nous avons appliqué différentes contraintes aux paramètres du modèle d'émission de la surface ($\tau - \omega$ pour la partie végétation). Selon les informations complémentaires dont nous disposons, il est possible d'inverser ou non chaque paramètre simultanément à l'humidité du sol. Pour améliorer l'estimation de l'humidité du sol sur le jeu de données global, il est également possible d'affecter des valeurs spécifiques à plusieurs paramètres et à chaque couvert, suivant les caractéristiques du sol et de la végétation.

Les résultats de cette étude sont présentés dans l'article "N-parameter retrievals from L-band microwave observations acquired over a variety of crop fields" soumis à IEEE Transaction on Geosciences and Remote sensing [60] (et également présentés au Symposium IGARSS 2003 [59]).

6.1 Introduction

Surface soil moisture is a key variable for many applications as it drives the water flux at the surface/atmosphere interface. Monitoring soil moisture (s_m) at global scale would be very useful to improve atmospheric model simulations [20, 16, 43] and the capability to forecast natural risks (such as floods and forest fires). A number of airborne and ground-based experiments have shown the feasibility of estimating s_m from L-band passive microwave measurements over bare soils [70], [12] and vegetation-covered areas [36, 96, 58, 95]. The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission [41] is an ESA

(European Space Agency) satellite project based on that technique and scheduled for a launch in 2007. Over the land surfaces, the main objective of the mission is to monitor soil moisture at global scale. The instrument used in SMOS is based on a two-dimensional aperture synthesis concept that allows achieving a suitable spatial resolution (the pixel size should be approximately 40 km [84]) and obtaining dual-polarization and multi-angular observations.

Over the land surfaces, in addition to surface soil moisture (s_m), several surface parameters also play a significant role in the L-band microwave emission : vegetation optical depth (τ) (which is used to parameterize the attenuation effects of the overlying vegetation canopy), surface temperature (T_S), soil surface roughness, etc. . . Multi-configuration measurements, such as those provided by SMOS in the near future, could thus be very useful in soil moisture retrievals for decoupling between the effects of soil moisture (s_m) and these various surface parameters [95]. For instance, based on experimental observations acquired over crop fields, [96] showed that it was possible to retrieve simultaneously soil moisture and vegetation optical thickness (τ) using multi-configuration measurements at L-band (the so-called two-parameter (2-P) retrieval method). [103] have made a theoretical study of the two- and three- parameter retrieval methods accounting for the expected SMOS configuration system (in the 3-P retrieval method, T_S was retrieved in addition to s_m and τ). At global scale, the 3-P retrieval approach has been investigated from a synthetic simulated data set [63]. The 2-P and 3-P retrieval methods have also been investigated at higher frequencies (C- and X- bands) from spatial observations [53, 55, 5]. In most of these studies, the retrievals were based on the inversion of a simple forward model using an iterative least-square minimization algorithm. The forward model is the so-called $\tau - \omega$ model [102] which is a zeroth-order solution of the radiative transfer equations in a vegetation layer. It is based on two main parameters : the optical depth (τ) and the single scattering albedo (ω) accounting for vegetation scattering effects [79].

Even though all the above-cited studies showed the concept of the 2- and 3-P retrieval methods was very interesting, it was generally uneasy to validate the retrieved soil moisture products which were estimated from satellite-based or synthetic data sets. Therefore, several aspects of the retrieval methods are still open to questions. For instance, should surface temperature (T_S) be retrieved in the inversion process (the results found in the literature were rather contradictory on this issue)? Can the accuracy of the s_m estimates be improved if other surface parameters were retrieved (such as surface roughness, single scattering albedo (ω), . . .) concurrently with s_m , τ and T_S ?

As no airborne or satellite-based data sets including multi-angular L-band observations is currently available over the land surfaces, the present study investigated these different questions using ground-based experimental data sets. Of course, the generalization of the obtained results is limited by the fact that the used data sets were obtained over rather homogeneous (agricultural) vegetation canopies. However, this study can be considered as a first step before data sets obtained at larger scale from airborne campaigns will be available. The multi-angular L-band observations used in this study were acquired during campaigns conducted over a variety of crop types : BARC 1981 over corn, alfalfa, grass and soybean [90]; PORTOS 91 over soybean [100], PORTOS 93 over wheat and sorghum [96], [9] and EMIRAD 2001 over corn [102]. In the first part of this study, the N-P retrieval approach was applied to the experimental observations. Many configurations of the N-P retrievals were investigated : in addition to surface soil moisture several surface parameters were either considered as fixed (known from a priori information) or retrieved from model inversion : the optical depth (τ), the surface temperature (T_S), a parameter (h_r) used to account for soil surface roughness, the single scattering albedo (ω), etc. . .

The accuracy in the soil moisture estimations was evaluated for all the configurations of the N-P retrievals and three main questions were analyzed :

- What is the best "general" retrieval configuration for a large global data set including all the campaigns ?
- What is the best specific retrieval configuration for each campaign ?
- To which extent, the accuracy obtained using the best "general" configuration may be improved by considering that optimal values of some of the surface parameters (such as soil surface roughness for example) are known a priori over each experimental site ?

In the second part of this paper, the time variations in the parameters retrieved from the EMIRAD 2001 data set are presented. These results are used to illustrate the implementation of the N-P retrieval methods over experimental data sets.

6.2 Material and method

6.2.1 The Experimental Data sets

Experimental data sets acquired over a variety of crops were used in this study. The BARC data set [90] was acquired in 1981 in Beltsville (Maryland, USA), over corn, grass, alfalfa and soybean. The L-band radiometer was mounted on a mobile tower and measu-

rements over crop fields were made at incidence angles (θ) varying from 10 to 70° with a 10° step for both H and V polarizations. For corn and soybean, measurements were made for an azimuthal viewing configuration either parallel or orthogonal to the vegetation rows (referred to as the // and \perp azimuthal configurations).

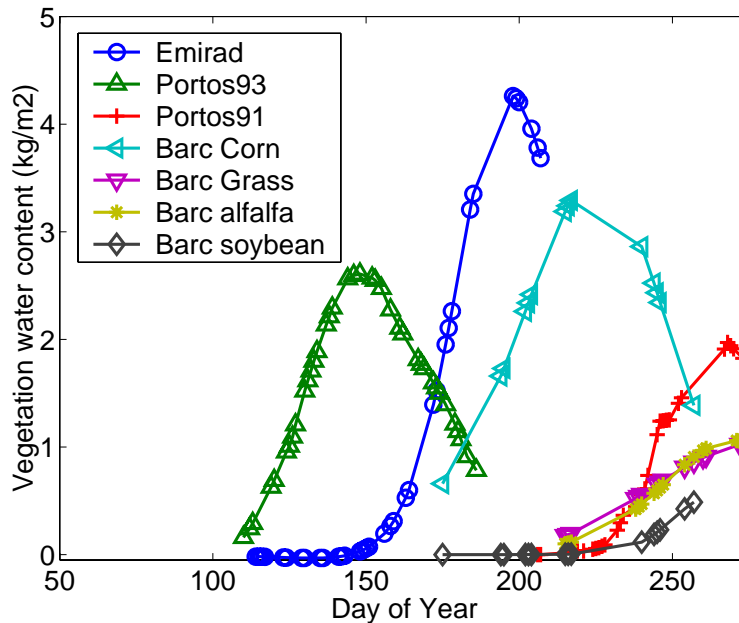


FIG. 6.1 – Temporal variations in the vegetation water content (VWC , kg/m^2 for each crop considered in this paper. The symbols (o,+,*...) denote dates of T_b measurements

The PORTOS-91 and -93 campaigns were conducted in 1991 and 1993 on a plot located at the INRA (Institut National de la Recherche Agronomique) Avignon test site. During both campaigns, the brightness temperature was measured by the dual-polarization multifrequency PORTOS radiometer. In 1991, radiometric measurements were made over a 40 m soybean field. During the 1993 campaign, the measurements were made over a 40 m wheat field, and over two smaller 20 m fields : a sorghum and a "heterogeneous wheat" field. The sorghum field was a sparsely-vegetated canopy, where plant clumps were arranged regularly on a 1 m grid. The "heterogeneous wheat" field was initially a homogeneous field which was gradually changed to a patchy canopy by regularly removing vegetation strips during the crop growth. During both PORTOS-91 and -93, the sensor was hung on a 20-m crane boom, and observations were carried out at different incidence angles (from 0° to 60° over the 20 m field and from 0° to 40° over the 20 m fields).

The EMIRAD 2001 data set [102] was obtained over a corn field (about 80 m) at the same test site by the L-band EMIRAD instrument designed by the Technical University of

Denmark (TUD) [71, 68] which was also hung on a 20-m crane boom. The measurements were carried out during a three-month period (from DoY (Day of Year) 114 to DoY 207) spanning the whole green vegetation stage in 2001 for both // and \perp azimuthal configurations. At L-band, the absolute accuracy of the measurements during all campaigns was estimated to be in the 1-3 K range (it was generally difficult to obtain more accurate information on the radiometric accuracy).

Soil and vegetation measurements were carried out concurrently with the radiometric measurements. Soil moisture was obtained from gravimetric measurements at the depths of 0-2.5, 2.5-5 and 5-10 cm and soil temperature was measured near the surface and at the depths of $\sim 1, 2, 7$ and 10 cm. The values of the soil texture parameters and the bulk soil density are given in Table 6.1 for all fields. Measurements of dry and wet biomass were carried out regularly during all experiments and the time variations in the amount of water in the vegetation canopy (the vegetation water content VWC , kg/m^2) are illustrated in Fig. 6.1. In this figure, each symbol corresponds to a date of radiometric measurements. For the wheat (PORTOS 93) and soybean (PORTOS 91) crops, the radiometric measurements were made during the whole crop cycle, including the growth and the senescence period. Conversely, the BARC data set measurements were made only during the vegetation growth (there were no measurements before the crop emergence and during crop senescence) and the EMIRAD 2001 data set does not include measurements during the senescence period. More details about the soil and vegetation measurements can be found in the literature for the BARC [79], PORTOS [100, 96] and EMIRAD [102] experiments. Abbreviations and the number of radiometric observations used for each data set are given in Table 6.2.

Data set	Density (g/cm^3)	Sand %	Clay%	Salinity ‰
PORTOS 91 & 93	1.19	11	27	0.65
BARC	1.2	67	15	0.65
EMIRAD 2001	1.28	13.2	32.8	0.65

TABLE 6.1 – Soil Characteristics of the three sites

6.2.2 The $\tau - \omega$ Model

The model used in this study to compute the surface L-band brightness temperature is the $\tau - \omega$ model [96, 58, 7]. In this model, which neglects the phase matrix in the radiative

Data set	Abbreviation	Number of T_b data
PORTOS 91 (Soybean, //)	Psb	320
PORTOS 93 (wheat, //)	Pw3	400
PORTOS 93 (Heterogeneous wheat, \perp)	Pwh	379
PORTOS 93 (Sorghum, \perp)	Ps	306
EMIRAD 2001 (Corn, //)	Ep	528
EMIRAD 2001 (Corn, \perp)	Eo	616
BARC (Corn, //)	Bcp	196
BARC (Corn, \perp)	Bco	196
BARC (Soybean, //)	Bsp	110
BARC (Soybean, \perp)	Bso	110
BARC (Alfalfa)	Ba	238
BARC (Grass)	Bg	210

TAB. 6.2 – Abbreviation and number of T_b data for each data set

transfer equations, the brightness temperature T_b can be written as a function of two vegetation parameters (ω , γ), soil reflectivity Γ_S and of the effective soil and vegetation temperatures (T_{Soil}^E and T_v respectively) :

$$T_b = (1 - \omega)(1 - \gamma)(1 + \Gamma_S \gamma)T_v + (1 - \Gamma_S)T_{Soil}^E \gamma \quad (6.1)$$

where the different terms are :

- the soil reflectivity $\Gamma_S(\theta, p)$, depending on view angle θ and polarization p ($p = V$ for the vertical polarization, $p = H$ for the horizontal polarization).
- the single scattering albedo ($\omega(\theta, p)$),
- the transmissivity of the vegetation layer ($\gamma(\theta, p)$) which can be expressed as a function of the optical thickness ($\tau(\theta, p)$) and the incidence angle θ :

$$\gamma = \exp\left(-\frac{\tau}{\cos \theta}\right) \quad (6.2)$$

In this study, 6.2 was simplified by assuming that both temperatures T_{Soil}^E and T_v were equal ($T_{Soil} \approx T_v = T_S$). A modified Fresnel reflection formulation [85] was used to

calculate the soil reflectivity $\Gamma_S(\theta, p)$:

$$\Gamma_S(\theta, p) = \Gamma_S^{SPC}(\theta, p) \exp(-h_r) \quad (6.3)$$

where $\Gamma_S^{SPC}(\theta, p)$ is the p-polarized specular reflectivity, which is derived from computations of the soil dielectric properties using a dielectric mixing model [18] and h_r is a parameter which accounts for the effects of surface roughness. The soil model given by 6.3 has been tested against observations over agricultural bare soils for a large range in surface roughness conditions [101]. Usually, h_r is considered as a best fit parameter which is estimated from the microwave observations. Several parameterizations have been developed to compute the vegetation optical depth (τ). For instance, a simple formulation was proposed to evaluate the values of τ as a function of the vegetation water content VWC (kg/m^2) and a parameter (b) depending mainly on crop type [33] :

$$\tau = b VWC \quad (6.4)$$

However, some studies have shown that τ could be strongly dependent on polarization and incidence angle for 'stem-dominated' crops with a vertical structure such as wheat, and barley [79]. To take into account this dependence, a formulation based on a correction parameter, $Cpol$, was proposed for wheat fields by [96]. The formulation is given by the equations :

$$\begin{cases} \tau(\theta, H) = \tau(H) = constant \\ \tau(\theta, V) = \tau(H)(\cos^2 \theta + Cpol \sin^2 \theta) \end{cases} \quad (6.5)$$

Even though this formulation was proposed originally for wheat, different attenuation properties at H and V polarizations were noted over a variety of crop types [102]. These results suggest it might be interesting to use the $Cpol$ formulation for other vegetation types than wheat. Therefore, the use of Eq. 6.5 was tested over all experimental data sets in this study.

6.2.3 Model Inversion

As made in previous studies using the 2-P and 3-P retrieval methods [96, 63, 53, 5], the retrievals were based on the inversion of the $\tau - \omega$ model. Contrary to the 2-P and

3-P retrievals, where only two or three parameters were retrieved, we considered seven model parameters in the retrievals : soil moisture (s_m) and the roughness parameter (h_r) which were used to compute the soil reflectivity, surface temperature (T_S), optical thickness (τ), the single scattering albedo at both polarizations ($\omega(V)$ and $\omega(H)$), and the C_{pol} parameter. Note that instead of retrieving both $\omega(V)$ and $\omega(H)$, we considered the two parameters : $\omega(H)$ and the ratio $\omega(V)/\omega(H)$ for an easier implementation of the inversion process. These parameters were retrieved by minimizing a cost function (C) using a generalized least square iterative algorithm [48] modified to account for a priori information available on the model input parameters. This a priori information consisted of (i) the initial value of the parameters (s_m, τ, T_S, \dots), which corresponds to an a priori estimate of the parameter and (ii) the uncertainty ($\sigma(s_m), \sigma(\tau), \sigma(T_S), \dots$) associated with these estimates. The minimization routine provided both the retrieved surface parameters and the theoretical estimates of the standard deviation associated to these retrievals, assuming that the brightness temperature measurements and the model-input parameters were affected by a Gaussian random error. The cost function (C) is the sum of the weighed squared differences between retrieved and measured values :

$$C = \frac{\sum (T_{bmes} - T_b^*)^2}{\sigma(T_b)^2} + \sum_i \frac{\sum (P_i^{ini} - P_i^*)^2}{\sigma(P)^2} \quad (6.6)$$

where the sum of the difference between measured (T_{bmes}) and simulated (T_b^*) brightness temperature (T_b) was computed using all available incidence angles and both polarizations ; $\sigma(T_b)$ is the standard deviation associated with the brightness temperature measurements ; P_i^* ($i = 1, \dots, N$) is the value of the retrieved parameter ($s_m, T_S, \tau, C_{pol}, h_r, \omega(H)$ and $\omega(V)/\omega(H)$) ; P_i^{ini} ($i = 1, \dots, N$) is the initial value of each parameter in the retrieval process and corresponds to an a priori estimate of the parameter P_i ; $\sigma(P_i)$ is the standard deviation associated with this estimation. The value of $\sigma(P_i)$ was used to parameterize the constraint on the parameter P_i^* in the retrievals : this parameter can be free ($\sigma(P_i) \gg 1$), it can be constrained to be more or less close to the initial value P_i^{ini} or it can be fixed. In this latter case, $\sigma(P_i)$ was set equal to a very low value ($\sigma(P_i) = 1e-5$) so that $P_i^* \approx P_i^{ini} = constant$. In 6.6 we tested two values (1 K and 3 K) of the standard deviation $\sigma(T_b)$, which are representative of the range of values in the absolute accuracy of the radiometric measurements during the Avignon and BARC campaigns. The possibility to calibrate the initial parameters (P_i^{ini} and $\sigma(P_i)$) depends on the ancillary information which is a priori available on the observed scene. For instance, the surface temperature

(T_s) can be estimated from the temperature (T_{ir}) obtained from thermal infrared radiometric measurements, from ground measurements of the soil surface temperature or from meteorological model outputs. In this study, a given set of initial values for the parameters (P_i^{ini} and $\sigma(P_i)$), $i = 1, \dots, N$, will be referred to as a N-P retrieval configuration. All the different possible values used to initialize the parameters are given in Table 6.3. A high value was selected for $\sigma(s_m)$, which means that soil moisture (s_m) is considered as a free parameter. The optical thickness was initialized using either an arbitrary constant value ($\tau^{ini} = 0.05$) or using the value which was retrieved at the previous measurement date ($\tau^{ini}(t) = \tau^*(t-1)$). In this study, the time lag between two consecutive measurements (at date (t-1) and t) did not exceed one week and the initialization for the first date of the data set ($t = 0$) was arbitrary made using $\tau^{ini}(t = 0) = 0.05$. To initialize surface temperature we used either the thermal infrared temperature (T_{ir}) measured concurrently with the microwave observations, or a crude estimate ($T_{mean} = constant$) which is the mean value of T_{ir} during the whole campaign. Three values were used to initialize the soil roughness parameter : $h_r = 0$ (very smooth soil), $h_r = 0.2$ (intermediate case) and $h_r = 0.5$ (rough soil). The values used to initialize (C_{pol} , $\omega(H)$ and $\omega(V)/\omega(H)$) were selected by considering the range of values described in the literature in that field. All possible combinations of the different cases given in Table 6.3 (about 3450 configurations) were tested over each date of all data sets.

Parameter (P_i)	Initial value (P_i^{ini})	Standard deviation ($\sigma(P_i)$)
Soil moisture (s_m)	0.05	2
Surface temperature (T_s)	T_{mean} or T_{ir}	1,3 or 10 K
Optical thickness (τ)	0.05 or $\tau^*(t-1)$	0.01 or 2
Soil roughness (h_r)	0, 0.2 or 0.5	0.1 or 1e-5
$\omega(V)/\omega(H)$	1	1e-5 or 0.03
Single scattering albedo ($\omega(H)$)	0.001, 0.05 or 0.1	1e-5
C_{pol}	1 or 4	1e-5 or 2

TAB. 6.3 – Initial configurations of the retrieval process

The analysis was carried out using both polarizations or using the H polarization only. The rationale for this distinction was that in previous studies over many crops [96, 102, 79], the optical depth was found to depend on incidence angle at V polarization while it was

almost constant at H polarization. This fact might make the use of measurements at V polarization detrimental to the retrieval accuracy for some crops. The scores employed to compare the different configurations were the Root Mean Squared Error (*RMSE*) between the estimated and measured soil moisture (the measured value over the 0-2.5cm or 0-3 cm top soil layer was used in this study) and the efficiency. The efficiency (E) was defined as :

$$E = 1 - \frac{\sum(\nu_i - \nu_i^*)}{\sum(\nu_i - \mu)} \quad (6.7)$$

where ν_i and ν_i^* are, respectively, the measured and the retrieved values of a surface variable ν and μ is the mean value of ν . Positive values of E indicate that the employed retrieval method is more efficient than the simple method that consists of prescribing ν equal to μ .

6.3 Results

6.3.1 Best N-P retrieval configurations using the global data set

If we consider that no a priori information is available on the different data sets, all data can be considered as included in a single data set, referred to as the global data set. Illustrations of the retrieval results are given in Fig. 6.2-6.6 for the case $\sigma(T_b) = 1K$. Each figure is associated with a model parameter P_i and illustrate the results obtained using several retrieval configurations of (P_i^{ini} and $\sigma(P_i)$). Each symbol provides the value of the *RMSE* for the best s_m retrieval methods (providing the lowest value of the *RMSE*), by considering all possible configurations for the other model parameters :

- the symbol (x) gives the value of the best *RMSE* obtained over the global data set.
- the value of the best *RMSE* for each individual experiment is labeled using the abbreviation of the name of the experiment (Table 6.2).

In Fig. 6.2 (results on the τ parameter), it can be seen that the lowest value of the *RMSE* for the global data set was obtained using the retrieved value of τ at date (t-1) ($\tau^*(t-1)$) to initialize the retrievals. Using this initialization, a strong constraint on τ was preferable ($\sigma(\tau) = 0.01$). The lowest value of the *RMSE* for each specific experiment was also generally obtained for this configuration.

In Fig. 6.3 (results on surface temperature T_S) it can be seen very clearly that the best *RMSE* were obtained by using a strong constraint on T_S (namely $\sigma(T_S) = 1K$) for both

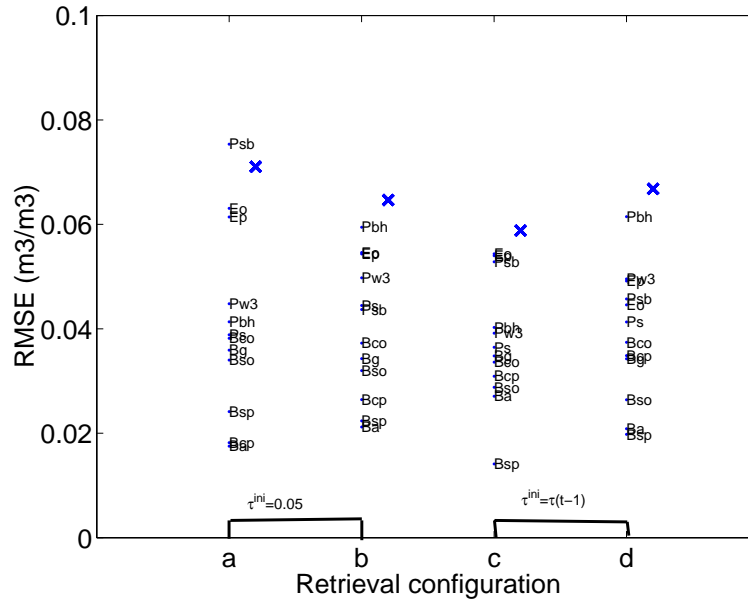


FIG. 6.2 – Sensitivity of the s_m retrievals to optical depth (τ) : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[\tau^{ini}, \sigma(\tau)]$ are : a=[0.05, 0.01], b=[0.05, 2], c=[$\tau^*(t-1)$, 0.01], d=[$\tau^*(t-1)$, 2]

the global and all the specific data sets. Relatively similar results were obtained if T_S was initialized using the thermal infrared measurements (T_{ir}) or a crude constant estimate (T_{mean}).

In Fig. 6.4 (results on the soil roughness parameter h_r), best results for the global data set were obtained using low values for h_r ($h_r = 0$) and considering this parameter was fixed ($\sigma(h_r) = 1e-5$). Note that for the BARC data sets, the best $RMSE$ were generally obtained using higher values of h_r ($h_r = 0.2$ or 0.5) corresponding to rather rough soils; whereas for the other data sets, the best $RMSE$ were generally obtained using $h_r = 0$ (corresponding to rather smooth soils).

In Fig. 6.5 (results on the single scattering albedo ω), results are generally similar for all configurations. Slightly better results were obtained by considering that $\omega(H) \gg 0$ and that $\omega(V)/\omega(H)$ is a free parameter. This result was obtained for the global data set but it was also generally valid if we consider all the experimental data sets individually.

In Fig. 6.6 (results on the C_{pol} parameter) the lowest $RMSE$ on the global data set was obtained by considering that C_{pol} is a free parameter ($\sigma(C_{pol}) = 2$). This result was also generally obtained if we consider all the data sets individually. All these results are summarized in Table 6.4, where the best configuration for the global data set is given

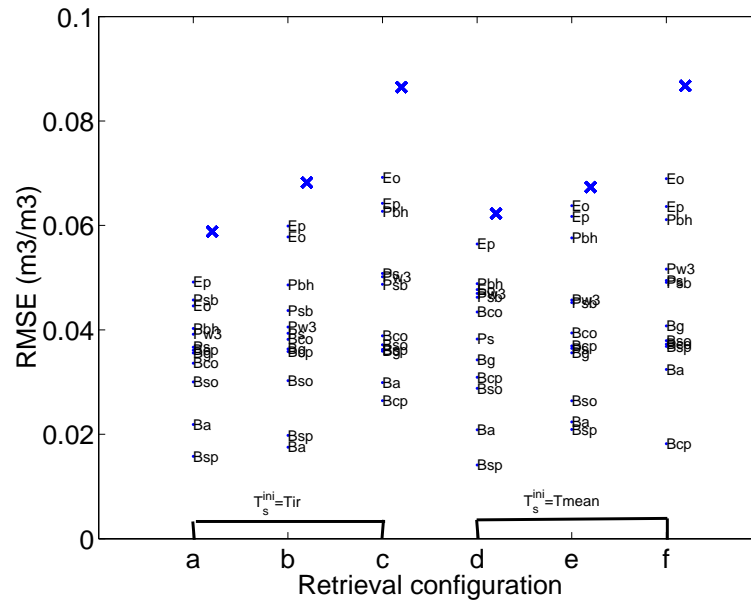


FIG. 6.3 – Sensitivity of the s_m retrievals to the surface temperature $T_S(K)$: $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[T_S^{ini}, \sigma(T_S)]$ are : a= $[Tmean,1]$, b= $[Tmean,3]$, c= $[Tmean,10]$, d= $[Ttir,1]$, e= $[Ttir,3]$, f= $[Ttir,10]$.

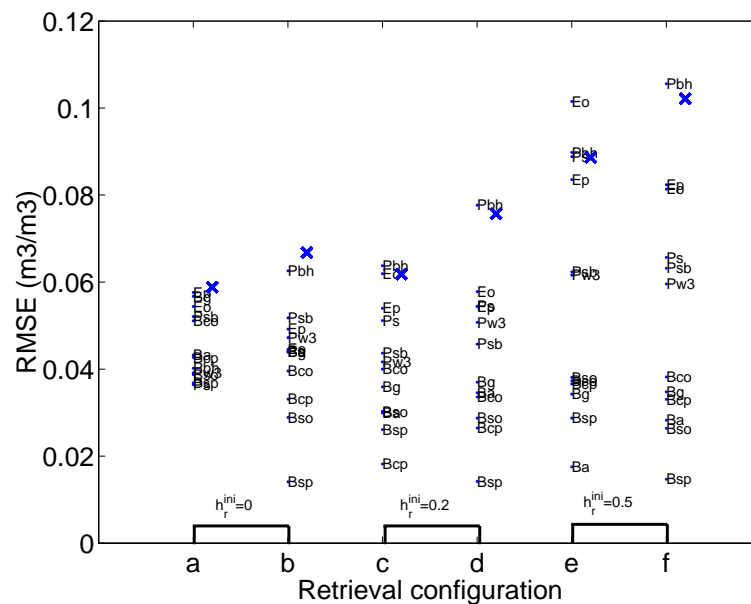


FIG. 6.4 – Sensitivity of the s_m retrievals to h_r : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo ...) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[h_r^{ini}, \sigma(h_r)]$ are : a= $[0,1e-5]$, b= $[0,0.1]$, c= $[0.2,1e-5]$, d= $[0.2,0.1]$, e= $[0.5,1e-5]$, f= $[0.5,0.1]$.

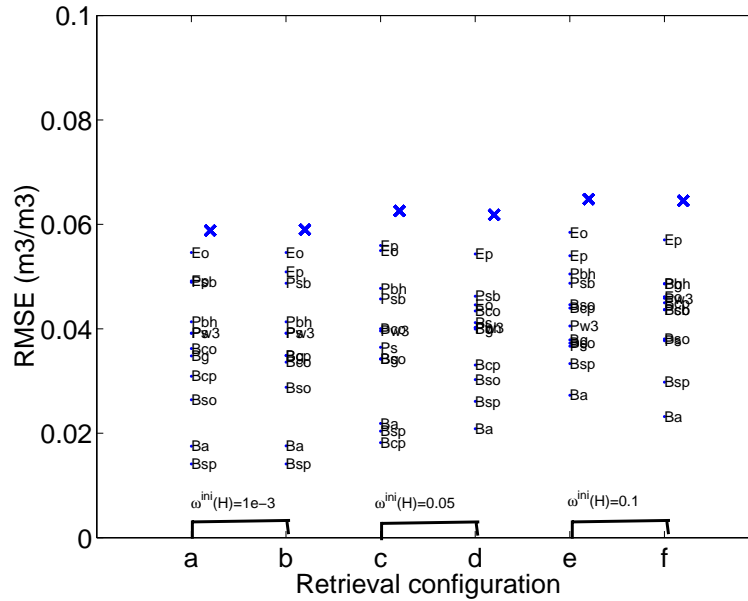


FIG. 6.5 – Sensitivity of the s_m retrievals to $\omega(H)$: $RMSE$ obtained over each individual data set ($E_p, E_o \dots$) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals $[\omega(H)^{ini}, \sigma(\omega(V)/\omega(H))]$ are : a=[$1e-3, 1e-5$], b=[$1e-3, 0.3$], c=[$0.05, 1e-5$], d=[$0.05, 0.3$], e=[$0.1, 1e-5$], f=[$0.1, 0.3$].

for the two cases : $\sigma(T_b) = 1K$ and $\sigma(T_b) = 3K$. For both cases, the global $RMSE$ on soil moisture is about $0.059 m^3/m^3$. If we consider the results obtained using a lower radiometric accuracy ($\sigma(T_b) = 3K$) in 6.6, relatively similar results were obtained to the case $\sigma(T_b) = 1K$. There is one main exception : best results were obtained using T_{ir} to initialize surface temperature. However, the difference is not very significant : rather similar results were obtained using T_{ir} or T_{mean} to initialize the retrievals for both levels of radiometric noise (1 K or 3 K).

An analysis was also carried out using the H polarization only (results given in Table 6.4) for the case $\sigma(T_b) = 1K$. Using the H polarization only, there was a decrease in the number of observations used in 6.6, and also in the number of unknown parameters : the C_{pol} parameter and the ratio $\omega(V)/\omega(H)$ were no more used in the retrievals. The remaining unknown parameters were thus $s_m, \tau, T_S, \omega(H)$ and h_r . The $RMSE$ obtained using the best retrieval configuration over the global data set was $0.069 m^3/m^3$. This value was significantly larger than that obtained using both polarizations.

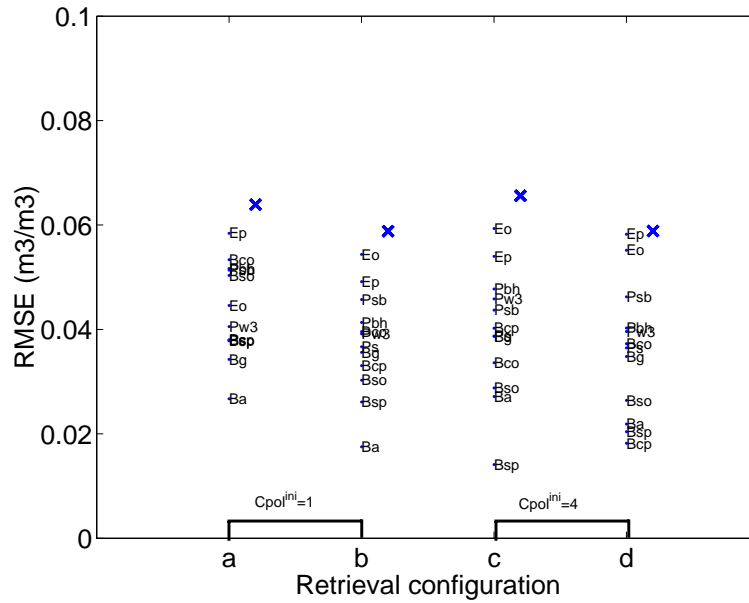


FIG. 6.6 – Sensitivity of the s_m retrievals to C_{pol} : $RMSE$ obtained over each individual data set (Ep, Eo . . .) and the global data set (x). The initial configurations of the retrievals [$C_{pol}^{ini}, \sigma(C_{pol})$] are : a=[1,1e-5], b=[1,2], c=[4,1e-5], d=[4,2].

Configurations	$\sigma(T_b) = 1K, H\& V$		$\sigma(T_b) = 3K, H\& V$		$\sigma(T_b) = 1K, H$ only	
	P_i^{ini}	$\sigma(P_i)$	P_i^{ini}	$\sigma(P_i)$	P_i^{ini}	$\sigma(P_i)$
Soil moisture (s_m)	0.05	2	0.05	2	0.05	2
Surface temperature (T_s)	T_{mean}	1 K	T_{ir}	1 K	T_{mean}	1 K
Optical thickness (τ)	$\tau^*(t-1)$	0.01	$\tau^*(t-1)$	2	0.05	0.01
Soil roughness (h_r)	0	1e-5	0	1e-5	0	1e-5
$\omega(V)/\omega(H)$	1	1e-5	1	1e-5	-	-
Single scattering albedo ($\omega(H)$)	0.001	1e-5	0.05	1e-5	0.05	0.1
C_{pol}	1	2	4	1e-5	-	-
$RMSE$ in the s_m retrievals (m^3/m^3)	0.0588		0.0587		0.0687	

TAB. 6.4 – Best configurations and $RMSE$ in the s_m retrievals considering the global data set

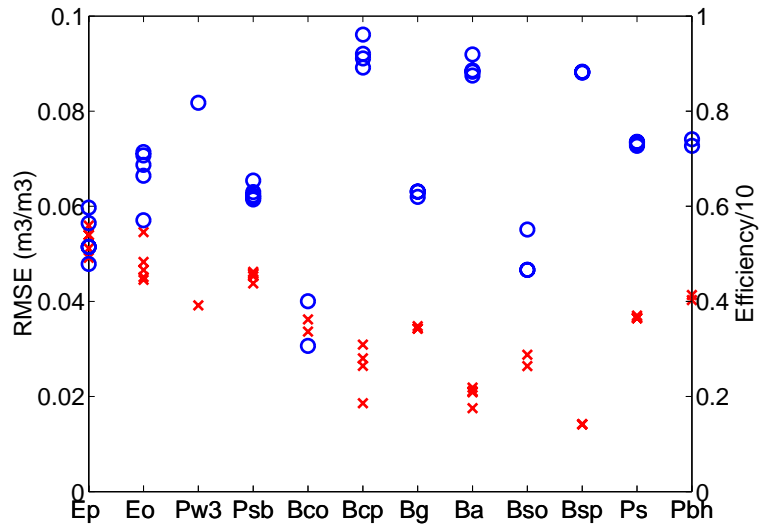
6.3.2 Best N-P retrieval configurations over each experimental data set

In this section, we consider the best specific configurations of the soil moisture retrievals for each experimental data sets (for $\sigma(T_b) = 1K$ only). Results in terms of *RMSE* (m^3/m^3) and efficiency obtained using the five best configurations (providing the lowest *RMSE*) for each crop are illustrated in Figs. 6.7(i)-(ii). These results are given for two cases : using both polarizations (Fig. 6.7(i)) or using the H polarization only (Fig. 6.7(ii)). Fig. 6.7(i) shows that using the best retrieval configurations, the *RMSE* in the soil moisture retrievals were equal or lower than $0.04 m^3/m^3$ and the efficiency (*E*) larger than 0.6 for almost all crops, except for EMIRAD 2001 over corn. Note that the $0.04 m^3/m^3$ threshold was considered as the required accuracy in the s_m retrievals for the SMOS mission [41]. Very good results were generally obtained for the BARC data sets, which included a shorter measurement period (about one month) : *RMSE* = $0.03 m^3/m^3$ and $E \approx 0.8$ except for two data sets including measurements made in the orthogonal configuration (Bso and Bco) and for Bg. Fig. 6.7(ii) shows that the results, in comparison with Fig. 6.7(i), were generally poorer if the H polarization only was used in the soil moisture retrievals : for most of the data sets the *RMSE* is larger (and the efficiency is lower) except for two data sets over corn (Ep and Bco) and over grass (Bg).

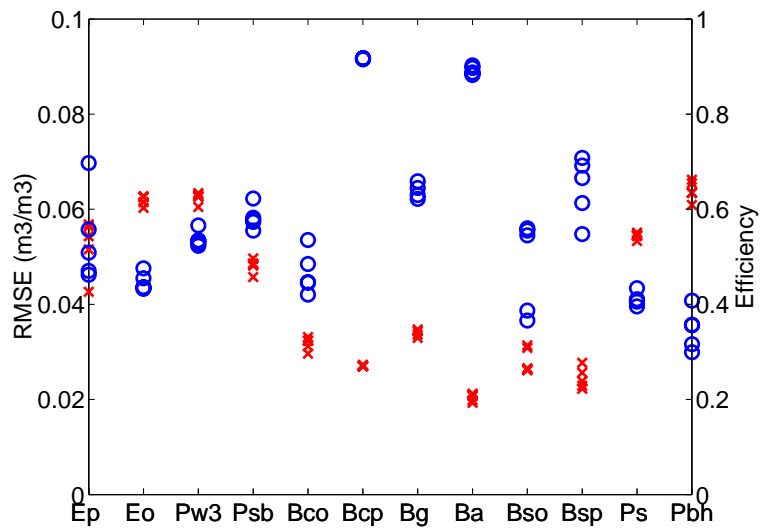
6.3.3 Soil moisture retrievals using best-fit soil and/or vegetation parameters

The results presented in the previous sections were obtained : (section 6.3.1) over a global data set assuming that no a priori information was known or (section 6.3.2) using the best specific configuration for each data set. However, in this latter case, no rules could be found to define a priori which was the best configuration for a given data set. In this section an intermediate case was investigated : we used the general configuration obtained in section 6.3.1 (defined in Table 6.4 for $\sigma(T_b) = 1K$, H&V) and we computed the best-fit values of some of the model parameters over each experimental data set, by minimizing the *RMSE* in the s_m retrievals.

The questions we investigated here were : (i) if a priori information can be available on the land surface conditions, which are the most important parameters that should be calibrated? (ii) what is the obtained improvement in the s_m retrievals? A preliminary analysis showed that the most important parameters that should be calibrated a priori



(i)



(ii)

FIG. 6.7 – $RMSE$ (x) and efficiency ($E/10$) (o) obtained using the five best configurations in the s_m retrievals over each data set using both polarisation (i) or the H polarization only (ii)

were the soil roughness parameter (h_r), and two vegetation parameters ($\omega(H)$ and $Cpol$). The $RMSE$ in the soil moisture retrievals, using the general configuration and the best-fit values of one, two or three of these model parameters, are given in Table 6.5. It can be seen that if the soil roughness was calibrated over each data set, the accuracy in the soil moisture retrievals could be improved very significantly : the global $RMSE$ decreased from $0.059 \text{ m}^3/\text{m}^3$ (in section 6.3.1) to $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$. A further decrease in the $RMSE$ was obtained if two parameters were calibrated over each data set ($RMSE \approx 0.047 - 0.049 \text{ m}^3/\text{m}^3$). We found that if the vegetation parameters ($\omega(H)$ and $Cpol$) only were calibrated, the $RMSE$ did not decrease significantly ($RMSE \approx 0.054 \text{ m}^3/\text{m}^3$).

Calibrated parameter	$RMSE$ on s_m (m^3/m^3)
h_r	0.0517
$Cpol$	0.570
$\omega(H)$	0.0566
h_r and $\omega(H)$	0.0487
h_r and $Cpol$	0.0499
$\omega(H)$ and $Cpol$	0.0554
$\omega(H)$, h_r and $Cpol$	0.0472

TAB. 6.5 – $RMSE$ in the s_m retrievals using calibrated soil and vegetation parameters

Values of the best-fit parameters (h_r , $\omega(H)$ and $Cpol$) obtained over each data set are given in Table 6.6. As noted before, soil roughness effects were found to be generally rather low over the INRA site and rather high over the BARC site ($h_r \approx 0.5$). The best-fit value of ω was found to be zero for most of the vegetation covers, except over corn and sorghum (Ep, Eo, Bcp, Bco, Ps) which have a similar canopy structure and over alfalfa (Ba). These two results are in good agreement with the literature [102, 7, 33]. The best-fit value of $Cpol$ was generally found to be zero. Note that, contrary to the two other parameters h_r and $\omega(H)$, a rather low constraint was applied to $Cpol$ in the retrievals ($\sigma(Cpol) = 2$). Therefore, the retrieved value of $Cpol$ may be different to that used for the initialization of the retrievals.

Data set	h_r^{ini} ($\sigma(h_r) = 0$)	$\omega(H)^{ini}$ ($\sigma(\omega) = 0$)	$Cpol^{ini}$ ($\sigma(Cpol) = 2$)
Psb	0.2	0.001	4
Pw3	0	0.001	1
Pwh	0	0.05	4
Ps	0	0.1	1
Ep	0.2	0.1	1
Eo	0	0.1	1
Bcp	0.5	0.1	1
Bco	0.5	0.1	1
Bsp	0.2	0.05	1
Bso	0.5	0.001	4
Ba	0.5	0.1	1
Bg	0.5	0.001	1

TAB. 6.6 – Best-fit initial values of the parameters (h_r , $Cpol$ and $\omega(H)$) over each data set

6.3.4 Soil moisture retrievals during EMIRAD 2001

Results obtained using the EMIRAD 2001 data set ($//$ configuration) are used to illustrate the retrieval results obtained in this study. The rationale for selecting this data set is that EMIRAD 2001 is a very large data set acquired during a three month period, from bare soil conditions to a well-developed canopy. Moreover, no results describing soil moisture retrievals during EMIRAD 2001 have been published yet. The configuration used for the retrievals was that obtained from results given in section 6.3.1 considering the global data set (defined in Table 6.4 for $\sigma(T_b) = 1K$, H&V). The only difference with this general configuration was that it was found preferable to consider the roughness parameter (h_r) as a free parameter, using $\sigma(h_r) = 0.1$. The comparison between measured (0-2.5 cm top soil layer) and retrieved soil moisture is shown in Fig. 6.8. Relatively good results were obtained and the $RMSE$ in the soil moisture retrievals over the whole campaign was $0.0491 m^3/m^3$ ($E = 0.59$). Retrieved time variations in optical depth (τ) are in good agreement with the measured values of the vegetation water content (VWC) in Fig. 6.9 (a coefficient $b = 0.1$ was applied to the values of VWC in the figure).

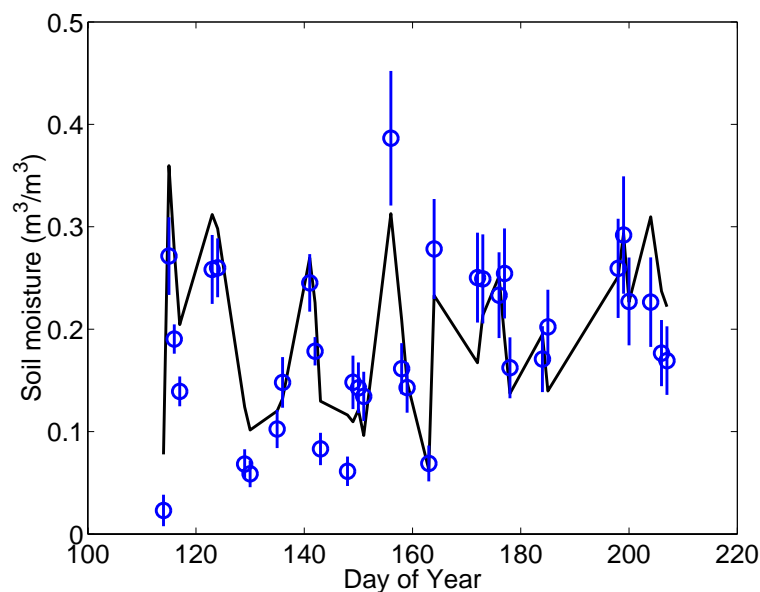


FIG. 6.8 – Time variations in the measured (–) and retrieved (o) surface soil moisture during the EMIRAD 2001 campaign

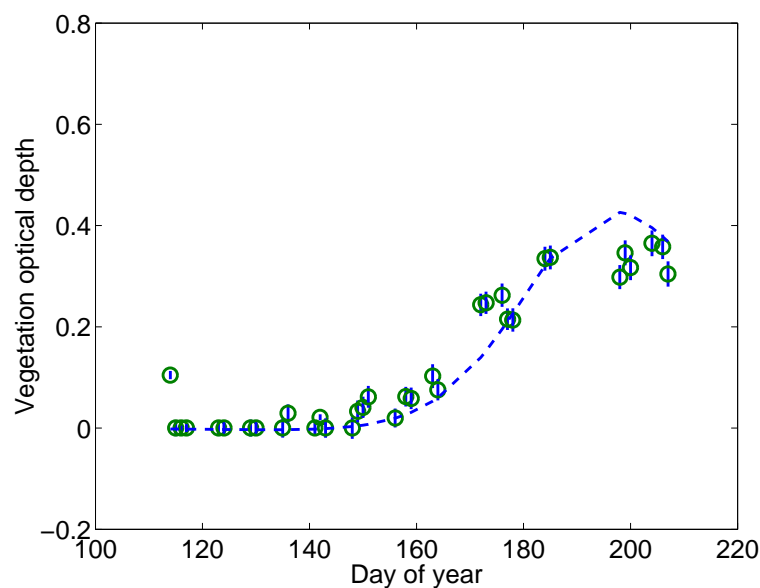


FIG. 6.9 – Time variations in the retrieved τ parameter during the EMIRAD 2001 campaign (o). Values of τ computed using $\tau = b W_c$, with $b = 0.1$ are shown (– –)

If these results were used to provide an estimate of the vegetation water content, the *RMSE* of that estimation would be equal to 0.57 kg/m^2 . The retrieved time variations obtained for h_r and C_{pol} are shown in Fig. 6.10. Higher values of the soil roughness

parameter ($h_r \approx 0.3$) were retrieved at the beginning of the crop growth, while $h_r \approx 0$ at the end of the experiment. These results are consistent with the ground measurements of soil roughness : the standard deviation of the surface height $\sigma(S)$ was found to decrease slightly from $\sigma(S) = 12.5mm$ on DoY 115 to $\sigma(S) = 5mm$ on DoY 149. This trend is rather general over many crops : soil roughness decreases after sowing due to the combined effects of rainfall and irrigation that smooth the soil surface. It is more complex to interpret the general decreasing trend in the retrieved values of C_{pol} : $C_{pol} = 5 - 10$ (these large values correspond to vertical-stem dominated canopies) at the beginning of the crop growth, while $C_{pol} \approx 1$ (corresponding to isotropic attenuation effects) at the end of the experiment. This result may possibly be related to the fact leaves contribute, relatively to stems, more and more to the attenuation effects during the vegetation growth.

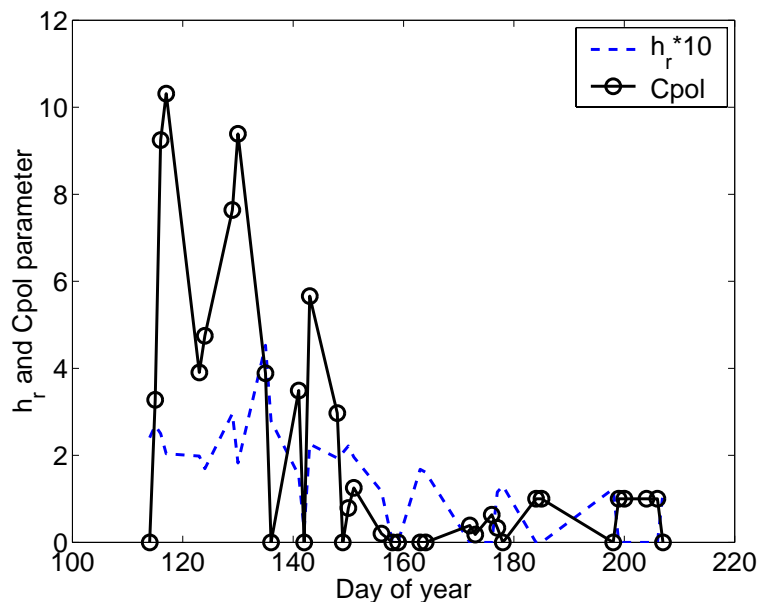


FIG. 6.10 – Time variations in the retrieved C_{pol} and H_r parameters during the EMIRAD 2001 campaign

6.4 Discussion and conclusion

Using several experimental data sets, a large number of configurations of the soil moisture retrieval process were evaluated in this study. The various configurations consider several values of the estimates of the model parameters (used as initial parameters of the retrieval process) and several values of the standard deviation associated with these estimates. Due to the large number of data sets, surface conditions, and retrieval confi-

gurations considered in this study it is difficult to provide a detailed analysis of all the results. However some main results, which should be useful for soil moisture retrieval studies can be summarized as follows :

- If the radiometric measurements are frequent enough (the time lag between two measurement dates did not exceed one week in this study) the best value to initialize optical depth (τ) at a date t is the value of τ retrieved at date $t - 1$ ($\tau^{ini}(t) = \tau^*(t - 1)$). Such a consideration was already used in theoretical studies [103] but it had never been tested before from radiometric observations.
- It seems that rather crude estimates of the surface temperature T_S can be used in the soil moisture retrievals (the average of the surface temperature measured by thermal infrared radiometry during each campaign was used in this study). However, it is preferable not to retrieve this parameter in the inversion process : a rather strong constraint on T_S ($\sigma(T_S) = 1K$) provided best results in this study.
- In general it is preferable to consider C_{pol} as a free parameter (a rather low constraint was used in this study ($C_{pol} = 2$) that is retrieved concurrently with soil moisture and optical depth. The retrieved values of C_{pol} may provide information on the time variations in the (vertical) vegetation structure [58].
- If no information on the land surface conditions are known a priori, the parameters h_r , $\omega(H)$, $\omega(V)/\omega(H)$ should be set to a constant value and should not be retrieved ($h_r = 0$, $\omega(H) = 0$, $\omega(V)/\omega(H) = 1$). These results are in good agreement with the literature : values of ω and h_r were often considered as very low in retrieval studies at L-band [35].
- If a priori information can be available on the land surface conditions, the most important parameter that should be calibrated prior to the retrieval process is soil roughness (h_r). In a second step, calibration of $\omega(H)$ and C_{pol} (with the same order of priority) should be considered.

Considering the global data set, the *RMSE* in the soil moisture estimation was found to be larger than $0.04 m^3/m^3$, which is considered as the reference value in the s_m retrievals for the SMOS mission. However, some considerations should be taken into account to better evaluate this result : (1) it was assumed that no a priori information was available (2) there was generally a rather large heterogeneity in the surface conditions so that the uncertainty in the measured soil moisture value was generally about $0.02 m^3/m^3$ (3) during all experiments some technical problems affected the radiometric measurements and could not be systematically detected and corrected (microwave interference, problems in the

internal temperature regulation system of the radiometer, antenna side-lobe effects...)

(4) some crops, such as corn, have a very specific structure (dense canopy with large vertical stalks arranged in rows). The simple modelling approach used in this study was not able to accurately account for the complex scattering effects due to this specific structure [102]. These effects are probably larger than over most natural or agricultural canopy types. Finally and as noted in Introduction, the application of the obtained results in the framework of spaceborne missions such as SMOS (the average size of the SMOS pixel will be about 40 km) is limited by the fact the used data sets were obtained at field scale. However, this study can be considered as a first step in the analysis of the N-P retrieval methods. The main results obtained in this study are currently investigated at larger scale from synthetic (simulated) data sets [64].

Conclusion générale et Perspectives

Le changement climatique, dont les effets commencent à être observés, risque de rompre l'équilibre climatique si l'on ne trouve pas d'alternatives à l'émission de gaz à effet de serre. A une échelle plus humaine, l'évolution démographique actuelle commence à poser des problèmes importants de répartition des ressources en eau. La question de l'eau est centrale pour ces deux problèmes concernant l'avenir de notre environnement : en climatologie, météorologie et en hydrologie, le cycle de l'eau est un élément fondamental qu'il sera nécessaire de mieux contrôler afin de préserver les conditions de vie de l'homme sur terre.

L'eau en surface se trouve à l'interface entre l'atmosphère, le sol et la biosphère. Accéder aux variations spatiales et temporelles de l'humidité de surface, à des échelles allant du bassin versant au continent, permettrait des avancées significatives dans la recherche météorologique et hydrologique, et permettrait ainsi de trouver quelques éléments de réponses aux problèmes que l'on vient de citer. Or, à ce jour, aucune mesure de l'humidité du sol à une échelle compatible avec les échelles météorologiques (entre 10 et 100 kilomètre) ou hydrologique ($< 10 \text{ km}$) n'est disponible.

Dans ce contexte, la mission SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) a pour objectif l'estimation de l'humidité du sol sur l'ensemble des surfaces continentales et la mesure de la salinité de la surface des océans. La résolution spatiale du futur capteur sera de l'ordre de 40 Km et la résolution temporelle de trois jours, ce qui correspond à une échelle intermédiaire entre échelle météorologique et échelle climatique. C'est par la mesure de l'émission micro-onde (en bande L) de la surface, avec une nouvelle technique utilisant l'interférométrie (pour effectuer des mesures multi-angulaires, avec une résolution spatiale raisonnable), qu'il sera possible de séparer l'effet de la végétation de l'effet du sol et ainsi accéder au contenu en eau de la surface (pour les 3 à 5 premiers centimètres). La présence de végétation sur une grande majorité des sols atténue l'émission du sol, mais la possibilité d'estimer simultanément l'humidité de la surface du sol et l'épaisseur optique de la végétation (qui caractérise l'effet du couvert sur l'émission du sol), à l'aide de mesures

multi-angulaires et en bi-polarisation, a été montrée par Wigneron et al. [96, 103].

Le modèle de transfert radiatif utilisé dans ce cas pourrait être le modèle semi-empirique $\tau - \omega$. Dans ce modèle, deux paramètres, l'épaisseur optique (τ) et l'albédo de simple diffusion (ω), caractérisent l'effet de la végétation. Ces paramètres varient en fonction de l'angle et de la polarisation, et si l'on compte la température de surface, la rugosité de surface et l'humidité du sol, nous avons 27 inconnues (pour six angles, douze valeurs de τ et autant de ω) avec seulement douze mesures radiométriques. Pour pouvoir estimer les valeurs des variables d'intérêts (humidité du sol en priorité), il est nécessaire de réduire le nombre d'inconnues. Ensuite, les hypothèses simplificatrices posées, différentes possibilités d'inversion sont possibles : estimation de plusieurs paramètres simultanément, utilisation d'information *a priori* sur les paramètres pour améliorer la précision de l'inversion. . .

Dans ce travail de thèse, nous avons cherché à connaître les valeurs des paramètres de végétation pour différents couverts et dans différentes configurations de visée, afin de proposer des hypothèses simplificatrices cohérentes et adéquates pour améliorer l'estimation de l'humidité de la surface du sol. Différentes configurations d'inversion, basées sur ces hypothèses ont ensuite été testées sur les différents jeux de données acquis sur plusieurs couverts végétaux aux caractéristiques géométriques variées. L'objectif final de l'ensemble de ce travail est de déterminer la méthode optimum pour estimer l'humidité du sol à partir de mesures multi-angulaires en bi-polarisation. Notre étude est basée sur plusieurs jeux de données radiométriques qui nous ont permis de confronter mesures et simulations ; c'est avec l'aide des outils de régression non linéaire qu'il est possible d'estimer les paramètres des modèles de transfert radiatif inconnus.

D'une manière générale, deux étapes sont explorées :

- Dans une première étape, nous considérons que les variables du sol (humidité, rugosité et température) sont connues, nous estimons alors les paramètres de végétation par régression pour différents angles, pour les deux polarisations et au cours du temps. Différentes hypothèses simplificatrices sont testées et comparées en terme de *RMSE* (sur la température de brillance) et en terme de *AIC* (critère de Akaike de choix de modèle).
- La seconde étape, que nous avons appelé inversion du modèle de transfert radiatif, consiste à estimer l'humidité du sol, et éventuellement d'estimer simultanément plusieurs variables liées au sol ainsi que les paramètres de végétation. Ici, nous utilisons les résultats précédents pour définir le modèle et la configuration d'inversion

(nombre de paramètres à inverser...).

Ces deux étapes ont été appliquées à plusieurs couverts végétaux, les résultats sont présentés de la façon suivante :

Dans les deux premières parties de ce rapport, nous avons présenté les bases physiques d'électromagnétisme et de radiométrie qui permettent de comprendre les principes de la télédétection micro-onde passive. Nous avons alors décrit le modèle de transfert radiatif dans la végétation $\tau - \omega$ ainsi que le modèle d'émission du sol. Nous avons montré les différentes possibilités jusqu'alors utilisées afin d'estimer les paramètres de végétation τ et ω et pouvoir ainsi inverser le modèle et donc estimer l'humidité du sol. Enfin, nous avons présenté la régression non linéaire, méthode statistique d'estimation des paramètres inconnus d'un modèle non linéaire.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation de la campagne de mesures EMIRAD 2001 effectuée sur un champ de maïs durant la première année de cette thèse. Nous présentons le site expérimental, le radiomètre EMIRAD, la méthode de calibration du capteur, puis l'ensemble des mesures effectuées : les mesures radiométriques ainsi que les mesures effectuées au sol (humidité, température...). Un grand nombre de mesures ont été effectuées durant la période de croissance du couvert, pour des visées orthogonales et parallèles aux rangées de végétation. Les angles de mesure radiométrique varient de 0° à 55° et les deux polarisations du champ EM étaient mesurées.

La première étude a été menée sur le blé (campagne de mesure PORTOS 1993) et est présentée dans le chapitre 4 [58]. L'objectif était de compléter et poursuivre les travaux de Wigneron et al. [96] sur le même jeu de données : nous souhaitions estimer les paramètres micro-onde du couvert afin d'inverser ensuite le modèle $\tau - \omega$ en utilisant différentes configurations d'inversion. Nous avons obtenu plusieurs résultats importants :

- Basé sur une méthode statistique, nous avons confirmé que pour ce type de végétation (à structure verticale), il est possible de réduire le nombre d'inconnues liées à la végétation à deux : l'épaisseur optique au nadir ($\tau(0, H)$) et le paramètre C_{pol} qui permet d'évaluer l'évolution angulaire et en polarisation de τ (nous considérons alors que l'albédo de simple diffusion est nul).
- Nous avons montré également que le paramètre b (pente de la relation linéaire entre l'épaisseur optique et le contenu en eau de la végétation) variait avec le temps (passant de 0.15 à environ 0.05) l'angle et la polarisation.
- Par régression non linéaire, nous avons établi qu'il est alors possible d'estimer ces deux paramètres simultanément à l'humidité du sol : $\tau(0, H)$ et C_{pol} . Dans ce travail,

nous considérons que la température de surface est proche de la température infra-rouge thermique. La précision sur l'estimation de l'humidité est alors : $RMSE = 0.051 m^3/m^3$.

Pour compléter ce travail sur d'autres types de végétation, nous avons utilisé les données de BARC 1981 (sur maïs, luzerne, herbe et soja), de PORTOS 1996 (sur soja), PORTOS 1993 (sur blé, sorgho, et blé hétérogène) ainsi que les données collectées durant la campagne EMIRAD 2001. L'étude des paramètres de végétation sur ces jeux de données nous a permis de mettre en évidence plusieurs résultats présentés dans le chapitre 5 [102] :

- Nous avons confirmé que l'albédo de simple diffusion prend des valeurs faibles et variant peu au cours du temps pour la luzerne, le colza et le blé. Seuls pour un couvert de maïs les valeurs de ω sont importantes ($\omega = 0.06 - 0.1$).
- Nous avons souligné que le paramètre b [33] dépendait essentiellement du type de couvert (0.5 pour l'herbe et 0.1-0.3 pour le blé par exemple), que les valeurs estimées de b variaient peu avec le temps (sauf pour le blé) et avec la polarisation, sauf pour les couverts de blé et de maïs (pour lesquels $b(V) > b(H)$).

Aucune autre étude n'avait décrit de façon aussi complète les paramètres de végétation pour différents types de végétation.

Une fois l'étude sur les paramètres de végétation terminée, nous avons testé différentes approches d'inversion du modèle $\tau - \omega$ sur l'ensemble des jeux de données disponibles. Les résultats obtenus sur les paramètres de végétation ont été exploités pour définir différentes configurations d'inversion possibles : plusieurs valeurs de l'albédo de simple diffusion ($\omega = 0, 0.05$ ou 0.1) et possibilité d'utiliser le paramètre C_{pol} simultanément à l'épaisseur optique. Les principaux résultats obtenus sont les suivants :

- Pour une inversion des paramètres du modèle $\tau - \omega$ sur l'ensemble des couverts, sans connaissance du type de sol ni du type de couvert, des contraintes fortes peuvent être appliquées sur les paramètres τ et T_s (température de la surface). Dans ce cas, ces paramètres sont initialisés par : $\tau(j - 1)$ (dernière épaisseur optique estimée) et température infra-rouge thermique (T_{ir}) ou température moyenne sur toute la campagne (T_{mean}) respectivement. Les paramètres ω et h_r (rugosité du sol) peuvent en général être considérés comme nuls. L'inversion de l'humidité du sol dans ces conditions donne une $RMSE = 0.058 m^3/m^3$.
- Estimer l'humidité du sol sur l'ensemble des couverts mais en utilisant des informations *a priori* sur l'état du couvert : une connaissance des valeurs de ω et h_r

appropriées permet d'obtenir une $RMSE = 0.048 m^3/m^3$.

- Enfin, estimer l'humidité du sol sous un couvert unique connu permet d'inverser l'humidité du sol avec une précision variant entre $0.02 m^3/m^3$ et $0.05 m^3/m^3$ suivant le type de couvert.

Plusieurs critiques peuvent être apportées à ce travail. La première concerne la diversité des mesures utilisées pour cette étude : seuls les jeux de données de PORTOS 1993 et EMIRAD 2001 sont complets et de bonne qualité, les résultats obtenus sur le jeu de données BARC semblent bons (estimation de l'humidité du sol avec une $RMSE = 0.02 - 0.03 m^3/m^3$) mais la dynamique de l'humidité de surface était très limitée durant cette campagne. Ainsi, nous avons exploré qu'un nombre limité de conditions ; les conclusions proposées dans nos différentes études restent encore à vérifier dans de nouvelles conditions (végétation différentes, sol labourés, effet de la litière...).

La seconde concerne la rugosité du sol : dans ce travail, nous avons montré un couplage important entre le paramètre de rugosité h_r et l'épaisseur optique de la végétation. Ce couplage conduit à une confusion entre les deux effets mais ne semble pas nuire à l'estimation de l'humidité du sol. Pourtant, la prise en compte de manière plus rigoureuse de l'état du sol permet d'améliorer sensiblement cette précision : dans la partie 6 nous montrons que avoir de l'information *a priori* sur les valeurs prises par h_r permet d'obtenir une $RMSE = 0.051 m^3/m^3$ (et $RMSE = 0.047 m^3/m^3$ si l'on considère que l'on dispose d'informations sur l'albédo de simple diffusion). L'utilisation de paramétrisation telle que celle proposée par Wigneron et al. [101] (liant le paramètre de rugosité H_r et humidité du sol) n'a pas apporté d'amélioration significative.

Les résultats de l'estimation des paramètres de végétation a soulevé une nouvelle question : sur le maïs, l'herbe et la luzerne, il est apparu que l'épaisseur optique décroît avec l'angle de visée (et ceci pour les deux polarisations). Cette tendance, observée essentiellement sur les données de BARC, n'était pas connue auparavant ; nous n'avons pas trouvé d'explication physique à un tel comportement qui pourrait être du à un effet d'hétérogénéité des parcelles observées. L'utilisation d'un modèle discret [22] pour estimer les paramètres de végétation pourrait apporter quelques éléments de réponse.

Finalement, nous avons privilégié une approche pragmatique de l'estimation de l'humidité du sol, nous avons comparé différentes méthodes d'inversion du modèle de transfert radiatif par leur capacité à estimer l'humidité de la surface (par la $RMSE$ et l'efficacité) en renonçant en partie à l'approche déterministe qui consisterait à déterminer préalablement les paramètres inconnus (de végétation notamment) pour chaque condition qu'il est

possible de rencontrer. Cette méthode semble la plus adéquate pour poser les bases de l'estimation de l'humidité du sol pour la mission SMOS, mais elle reste en concurrence avec l'approche purement statistique proposée par Pellarin et al. [61] qui proposent de l'estimer à partir de paramètres empiriques préalablement calibrés. Les résultats obtenus à l'aide de cette dernière méthode permettent d'estimer l'humidité du sol avec une *RMSE* meilleur que $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ sur environ 90 % de la surface continentale (à condition que le bruit radiométrique soit inférieur à 1K).

Pour répondre à ces différents problèmes et compléter les études effectuées, nous proposons plusieurs axes de recherche :

- à l'échelle de la parcelle, les études que nous avons menées sur les différents couverts doivent être poursuivies et confirmées à l'aide de nouvelles campagnes de mesures, notamment avec la campagne SMOSREX menée sur le site FAUGA de l'ONERA. Cette campagne est effectuée sur une parcelle non cultivée (sur des sols non labourés, avec une couche de litière, des galets...) durant une longue période; tester les configurations d'inversion proposées pour les différentes conditions rencontrées (durant plus d'un an) apportera sans doute de nouvelles informations sur la méthode optimum d'estimation de l'humidité du sol.
- Il semble de plus important d'améliorer nos connaissances concernant la rugosité du sol. Les formulations proposées jusqu'à présent semblent être trop dépendantes du site d'observation et ne pas convenir pour l'estimation des paramètres de surface dans des situations plus générales. Il pourrait être intéressant de tester une telle formulation en complément des configurations d'inversion sur différentes parcelles même si ces études, utiles à petite échelle, pourraient ne pas avoir d'implications importantes à l'échelle des pixels SMOS, l'effet de rugosité étant alors moyenné et constant.
- à plus large échelle, un travail similaire à celui effectué par Pellarin et al. [63]. Dans ce travail, trois paramètres seulement sont estimés simultanément (s_m , τ et T_S) à partir d'un jeu de données simulées à l'échelle globale. Ce jeu de données pourrait être complété à l'aide des résultats obtenus en sens direct (chapitre 5), puis l'inversion des données pourrait être testée à l'aide de la meilleure configuration obtenue sur l'ensemble des parcelles (chapitre 6). Cette méthode semble la plus adéquate pour évaluer la capacité à estimer l'humidité du sol à partir des mesures multi-angulaires du futur capteur MIRAS.

L'ensemble de ces travaux devrait contribuer à la définition des algorithmes d'inversion

des données micro-ondes de SMOS, pour ensuite être utilisés opérationnellement dès la réception des premières mesures du satellite dont le lancement est prévu pour 2007.

Bibliographie

- [1] AHMED, N. Estimating soil moisture from 6.6 ghz dual polarization, and/or satellite derived vegetation index. *Int. J. Remote Sens.* 16(4) (1995).
- [2] ALLEN, C., AND ULABY, F. Modeling the polarization dependence of the attenuation in vegetation canopies. In *Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'84)* (1984), IEEE.
- [3] BAYLE, F., WIGNERON, J.-P., KERR, Y., WALDTEUFEL, P., ANTERRIEU, E., ORLHAC, J.-C., CHANZY, A., MARLOIE, O., BERNARDINI, M., SOBJEARG, S., CALVET, J.-C., GOUTOULE, J.-M., AND SKOU, N. Two-dimensional synthetic aperture images over a land surface scene. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40 (2002).
- [4] BECKMANN, P., AND SPIZZICHINO, A. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. Pergamon press, 1963.
- [5] BINDLISH, R., JACKSON, T., WOOD, E., GAO, H., STARKS, P., BOSH, D., AND LAKSHMI, V. Soil moisture estimates from trmm microwave imager observations over the southern united states. *Remote sens. environ.* 85 (2003).
- [6] BORN, M., AND WOLF, E. *Principles of optics*. Pergamon Press, 1980.
- [7] BRUNDFELDT, D., AND ULABY, F. Measured microwave emission and scattering in vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-22* (1984).
- [8] BRUNDFELDT, D., AND ULABY, F. Microwave emission from row crops. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-24* (1986).
- [9] CALVET, J., WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., AND HABOUDANE, D. Retrieval of surface parameters from microwave radiometry over open canopies at high frequencies. *Remote Sens. Environ.* 53 (1995).
- [10] CHANDRASECKHAR, S. *Radiative Transfer*. Dover Publications, 1960.

- [11] CHANZY, A., RAJU, S., AND WIGNERON, J.-P. Estimation of soil microwave effective temperature at l and c bands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35, 3 (1997).
- [12] CHANZY, A., SCHMUGGE, T., CALVET, J., KERR, Y., OEVELEN, P., GROSJEAN, P., AND WANG, J. Airborne microwave radiometry on a semi-arid area during hapex-sahel. *J. Hydrol.* 188-189 (1997).
- [13] CHOUDHURY, B., SCHMUGGE, T., CHANG, A., AND NEWTON, R. Effect of roughness on the microwave emission from soils. *J. geophys. res.* 84, C9 (1979).
- [14] DE GRIEND, A. V., AND OWE, M. The influence of polarization on canopy transmission properties at 6.6 ghz and implications for large scale soil moisture monitoring in semi-arid environments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 32 (1994).
- [15] DE GRIEND, A. V., OWE, M., DE RUITER, J., AND GOUWELEEUW, B. Measurement and behavior of dual-polarization vegetation optical depth and single scattering albedo at 1.4 and 5 ghz microwave frequencies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34, 4 (1996).
- [16] DIRMEYER, P. Using a global soil wetness dataset to improve seasonal climate simulation. *Journal of Climate* 13 (2000).
- [17] DIU, B., GUHTMANN, C., LEDERER, D., AND ROULET, B. *Mécanique statistique*. Hermann, 1989.
- [18] DOBSON, M., ULABY, R., HALLIKAINEN, M., AND EL-RAYES, M. Microwave dielectric behavior of wet soil-part 2 : Dielectric mixing models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23, 1 (1985).
- [19] DUFFO, N., CORBELLA, I., VALL-LLOSSERA, M., CAMPS, A., TORRES, F., ZAPATA, M., BENITO, J., AND CAPDEVILLA, J. Miras imaging validation. In *Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'03)* (2003), IEEE.
- [20] FENNESSY, M., AND SHUKLA, J. Impact of initial soil wetness on seasonal atmospheric prediction. *Journal of Climate* 12 (1999).
- [21] FERRÉ, P., KNIGHT, J., RUDOLPH, D., AND KACHANOSKI, R. The sample areas of conventional and alternative time domain reflectometry probes. *Water Resour. Res.* 34 (1998).

BIBLIOGRAPHIE

- [22] FERRAZZOLI, P., WIGNERON, J.-P., GUERRIERO, L., AND CHANZY, A. Multi-frequency emission of wheat : modeling and applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38, 6 (2000).
- [23] FEYNMAN, LEIGHTON, AND SANDS. *Le cours de Physique de FEYNMAN*. Inter-Edition, 1979.
- [24] FUNG, A., AND EOM, A. Emission from a rayleigh surface with irregular boundaries. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer.* 26 (1981).
- [25] FUNG, A., LI, Z., AND CHEN, K. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30, 2 (1992).
- [26] FUNG, A., AND PAN, G. A scattering model for perfectly conducting random surfaces, i model development, ii. range of validity. *Int. J. Remote Sens.* 8 (1987).
- [27] GABARRÓ, C., FONT, J., CAMPS, A., AND VALL-LLOSSERA, M. Retrieving sea surface salinity and wind from laura radiometer during wise. In *Proc SMOS campaign workshop* (2003).
- [28] GARRATT, J. Sensitivity of climate simulations to land-surface and atmospheric boundary-layer treatments a review. *Journal of Climate* 6 (1993).
- [29] HALLIKAINEN, M., ULABY, F., DOBSON, M., EL-RAYES, M., AND WY, L. Microwave dielectric behavior of wet soils- part i : empirical models and experimental observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23 (1985).
- [30] HUET, S., , JOLIVET, E., AND MESSÉAN, A. *La régression non linéaire, méthodes et applications en biologie*. Editions INRA, Paris, 1992.
- [31] HUET, S., GRUET, A., BOUVIER, A., AND JOLIVET, E. *Statistical tools for non-linear regression : a practical guide*. Springer-Verlag, New-York, 1996.
- [32] JACKSON, T., AND O'NEILL, P. Attenuation of soil microwave emissivity by corn an soybeans at 1.4 and 5 ghz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-28* (1990).
- [33] JACKSON, T., AND SCHMUGGE, T. Vegetation effects on the microwave emission of soil. *Remote sens. environ.* 36 (1991).
- [34] JACKSON, T., SCHMUGGE, T., AND WANG, J. Passive microwave sensing of soil moisture under vegetation canopies. *Water resources research* 18, 4 (1982).
- [35] JACKSON, T., VINE, D. L., HSU, A., OLDAK, A., STARKS, P., CALVIN, T., ISHAM, J., AND HAKEN, M. Soil moisture mapping at regional scales using micro-

-
- wave radiometry : the southern great plains hydrology experiment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37, 5 (1999).
- [36] JACKSON, T., VINE, D. L., SWIFT, C., SCHMUGGE, T., AND IEBE, F. S. Large area mapping of soil moisture using the estar passive microwave radiometer in washita '92. *Remote Sens. Environ.* 53 (1995).
- [37] JENNRICH, R. Asymptotic properties of nonlinear least squares estimators. *Ann. Math. Statist.* 40 (1969).
- [38] KARAM, M., AND FUNG, A. Scattering from randomly oriented circular discs with application to vegetation. *Radio Sci.* 18, 4 (1983).
- [39] KARAM, M., AND FUNG, A. Leaf-shape effects in electromagnetic wave scattering from vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 27 (1989).
- [40] KARAM, M., AND FUNG, A. A microwave scattering model for layered vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30 (1992).
- [41] KERR, Y., WALDTEUFEL, P., WIGNERON, J.-P., MARTINUZZI, J.-M., FONT, J., AND BERGER, M. Soil moisture retrieval from space : The soil moisture and ocean salinity (smos) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39, 8 (2001).
- [42] KERR, Y., AND WIGNERON, J.-P. Vegetation models and observations-a review. In *Proceedings of the ESA/NASA international workshop on passive microwave remote sensing research* (2000).
- [43] LEESE, J., JACKSON, T., PITMAN, A., AND DIRMEYER, P. Gewex/bahc international workshop on soil moisture monitoring, analysis, and prediction for hydrometeorological and hydroclimatological applications. *Bulletin of the American Meteorological Society* 82 (2001).
- [44] LIOU, Y.-A., LIU, S., AND WANG, W. Retrieving soil moisture from simulated brightness temperatures by a neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39(8) (2001).
- [45] L.PREVOT, CHAMPION, I., AND GUYOT, G. Estimating surface soil moisture and leaf area index of a wheat canopy using a dual-frequency (c and x bands) scatterometer. *Remote sens. environ.* 46 (1993).
- [46] MARQUARDT, D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the society for industrial and applied mathematics* 11 (1963).

BIBLIOGRAPHIE

- [47] MARTIN-NEIRA, M., RIBÓ, S., AND MARTIN-POLEGRE, A. Polarimetric mode of miras. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40, 8 (2002).
- [48] MCQUARRIE, A. D., AND TSAI, C.-L. *Regression and time series model selection*. World scientific, Singapor, 1998.
- [49] MO, T., CHOUDHURY, B., SCHMUGGE, T., WANG, J., AND JACKSON, T. A model for microwave emission from vegetation-covered fields. *J. Geophys. Res.* 87, C13 (1982).
- [50] MO, T., AND SCHMUGGE, T. A parameterization of the effect of surface roughness on microwave emission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-25*, 4 (1987).
- [51] MO, T., SCHMUGGE, T., AND WANG, J. Calculation of the microwave brightness temperature of rough soil surfaces : bare field. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-25*, 1 (1987).
- [52] NJOKU, E., AND ENTEKHABI, D. Passive microwave remote sensing of soil moisture. *J. of Hydrology* 184 (1996).
- [53] NJOKU, E., AND LI, L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 ghz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37, 1 (1999).
- [54] NJOKU, E., RAHMAT-SAMII, Y., SERCEL, J., WILSON, W., AND MOGHADDAM, M. Evaluation of an inflatable antenna concept for microwave sensing of soil moisture and ocean salinity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37 (1999).
- [55] OWE, M., DE JEU, R., AND J.WALKER. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39, 8 (2001).
- [56] PAMPALONI, P., AND PALOSCIA, S. Microwave emission and plant water content : a comparison between field measurements and theory. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-24*, 6 (1986).
- [57] PARDÉ, M., WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., AND FERRAZZOLI, P. Characterizing the vegetation microwave parameters dependence on view angle and polarization (smos mission). In *Recent advances in quantitative remote sensing* (2002), Universitat de Valencia.

-
- [58] PARDÉ, M., WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., WALDTEUFEL, P., KERR, Y., AND HUET, S. Using passive multi-angular and bi-polarization microwave measurements to retrieve soil moisture over a wheat fields, comparison of different methods. *Remote Sensing Environment XX* (2003).
- [59] PARDÉ, M., WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., WALDTEUFEL, P., SØBJÆRG, S., AND SKOU, N. Soil moisture retrieval from l-band measurements over a variety of agricultural crops. In *Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'03)* (2003), IEEE.
- [60] PARDÉ, M., WIGNERON, J.-P., WALDTEUFEL, P., KERR, Y., CHANZY, A., SØBJÆRG, S., AND SKOU, N. N-parameter retrievals from l-band microwave observations acquired over a variety of crop fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (2003).
- [61] PELLARIN, T., CALVET, J., AND WIGNERON, J.-P. Surface soil moisture retrieval from smos : a global regression study. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (2003).
- [62] PELLARIN, T., WIGNERON, J.-P., CALVET, J., BERGER, M., DOUVILLE, H., FERRAZZOLI, P., KERR, Y., LOPEZ-BAEZA, E., AN L.P. SIMMONDS, J. P., AND WALDTEUFEL, P. Two-year global simulation of l-band brightness temperatures over land. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (2002).
- [63] PELLARIN, T., WIGNERON, J.-P., CALVET, J., AND WALDTEUFEL, P. Global soil moisture retrieval from a synthetic l-band brightness temperature data set. *J. of Geophys. Res.* 108, D12 (2003).
- [64] PETITCOLLIN, F., WALDTEUFEL, P., VERGELY, J.-L., AND COT, C. Soil moisture retrieval for the smos mission. In *Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'03)* (2003), IEEE.
- [65] RAJU, S. *Effects of soil moisture and temperature vertical profiles on microwave emission from bare soils : consequence in soil moisture estimation*. PhD thesis, Université de Paris VII, 1993.
- [66] RAJU, S., CHANZY, A., WIGNERON, J.-P., CALVET, J.-C., KERR, Y., AND LA-GUERRE, L. Soil moisture and temperature profile effects on microwave emission at low frequencies. *Remote sens. environ.* 54 (1995).

BIBLIOGRAPHIE

- [67] ROSNY, G. D., CHANZY, A., PARDÉ, M., GAUDU, J.-C., FRANGI, J.-P., AND LAURENT, J.-P. Numerical modeling of a capacitance probe response. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 65 (2001).
- [68] ROTBØLL, J., SØBJÆRG, S., AND SKOU, N. L-band polarimetric correlation radiometer with subharmonic sampling. In *Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'01)* (2001), IEEE.
- [69] ROTBØLL, J., SØBJÆRG, S. S., AND SKOU, N. A novel l-band polarimetric radiometer featuring subharmonic sampling. *Radio Science* 38 (2003).
- [70] SCHMUGGE, T., AND JACKSON, T. Mapping soil moisture with microwave radiometers. *Meteorol. Atmos. Phys.* 54 (1994).
- [71] SKOU, N., LAURSEN, B., AND SØBJÆRG, S. Polarimetric radiometer configurations : potential accuracy and sensitivity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37, 5 (1999).
- [72] SØBJÆRG, S. S. *Polarimetric radiometers and their applications*. PhD thesis, Technical University of Denmark, 2002.
- [73] TACONET, O., VIDAL-MADJAR, D., EMBLANCH, C., AND NORMAND, M. Taking into account vegetation effects to estimate soil moisture from c-band radar measurements. *Remote sens. environ.* 56 (1996).
- [74] THEIS, S., BLANCHARD, B., AND NEWTON, R. Utilization of vegetation indices to improve microwave soil moisture estimates over agricultural lands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 22 (1984).
- [75] TOPP, G., AND DAVIS, J. Electromagnetic determination of soil water content using tdr : Applications to wetting fronts and steepgradients. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 46 (1982).
- [76] ULABY, F., MOORE, R., AND FUNG, A. *Microwave remote sensing, active and passive*, vol. 1. Artech house, 1981.
- [77] ULABY, F., MOORE, R., AND FUNG, A. *Microwave remote sensing, active and passive*, vol. 2. Artech house, 1982.
- [78] ULABY, F., TAVAKOLI, A., AND SENIOR, T. B. Microwave propagation constant for a vegetation canopy with vertical stalks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-25*, 6 (1987).

- [79] ULABY, F., AND WILSON, E. Microwave attenuation properties of vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23 (1985).
- [80] VINE, D. L. Synthetic aperture systems. *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.* 47 (1999).
- [81] VINE, D. L., GRIFFIS, A., SWIFT, C., AND JACKSON, T. Estar : A synthetic microwave radiometer for remote sensing applications. *Proc. IEEE* 82 (1994).
- [82] VINE, D. L., AND KARAM, M. Dependence of attenuation in a vegetation canopy on frequency and plant water content. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34 (1996).
- [83] WALDTEUFEL, P., ANTERRIEU, E., GOUTOULE, J., AND KERR, Y. Field of view characteristics of a microwave 2-d interferometric antenna, as illustrated by the miras concept. In *Proceedings of the 6th specialist meeting on microwave radiometry and remote sensing* (1999).
- [84] WALDTEUFEL, P., BOUTIN, J., AND KERR, Y. Selecting an optimal configuration for the soil moisture and ocean salinity mission. *Radio Sci.* 38 (2003).
- [85] WANG, J. Microwave emission from smooth bare fields and soil moisture sampling depth. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 25 (1987).
- [86] WANG, J., AND CHOUDHURY, B. Remote sensing of soil moisture content over bare field at 1.4 ghz frequency. *J. geophys. res.* 86 (1981).
- [87] WANG, J., JACKSON, T., ENGMAN, E., GOULD, W., JUCHS, J., GLAZER, W., O'NEILL, P., SCHMUGGE, T., AND MCMURTREY, J. *Microwave radiometer experiment of soil moisture sensing at BARC test site during summer 1981*. NASA, Goddard Space Flight Center Greenbelt, Maryland 20771, january 1981.
- [88] WANG, J., O'NEILL, P., JACKSON, T., AND ENGMAN, E. Multifrequency measurements of the effects of soil moisture, soil texture, and surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-21*, 1 (1983).
- [89] WANG, J., AND SCHMUGGE, T. An empirical model for the complex dielectric permittivity of soils as a function of water content. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-18*, 4 (1980).
- [90] WANG, J., SCHMUGGE, T., GOULD, W., GLAZAR, W., FUCHS, J., AND MCMURTREY, J. A multi-frequency radiometric measurement of soil moisture content over bare and vegetated fields. *Geophysical Research Letters* 9, 4 (1982).

BIBLIOGRAPHIE

- [91] WEGMÜLLER, U., AND MÄTZLER, C. Rough bare soil reflectivity model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37 (1999).
- [92] WIGNERON, J.-P. *Modelisation de l'émission micro-onde d'un couvert vegetal - mise en relation de la mesure hyperfréquence passive avec les échanges énergétiques et hydriques d'une culture de soja*. PhD thesis, Université Paul Sabatier, 1993.
- [93] WIGNERON, J.-P., CALVET, J., KERR, Y., CHANZY, A., AND LOPES, A. Microwave emission of vegetation : Sensitivity to leaf characteristics. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 31, 3 (1993).
- [94] WIGNERON, J.-P., CALVET, J.-C., AND KERR, Y. Monitoring water interception by crop fields from passive microwave observations. *Agricultural and Forest meteorology* 80 (1996).
- [95] WIGNERON, J.-P., CALVET, J.-C., PELLARIN, T., DE GRIEND, A. V., BERGER, M., AND FERRAZZOLI, P. Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations : current status and future plans. *Remote sens. environ.* 85 (2003).
- [96] WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., CALVET, J.-C., AND BRUGUIER, N. A simple algorithm to retrieve soil moisture and vegetation biomass using passive microwave measurements over crop fields. *Remote sens. environ.* 51 (1995).
- [97] WIGNERON, J.-P., CHANZY, A., CALVET, J.-C., AND OLIOSO, A. Modeling approaches to assimilating l band passive microwave observations over land surfaces. *Journal of geophysical research* D14 (2002).
- [98] WIGNERON, J.-P., COMBAL, B., WEGMULLER, U., AND MATZLER, C. Estimation of microwave parameters of crops from radiometric measurements. *Int. J. Remote sensing* 17, 14 (1996).
- [99] WIGNERON, J.-P., FERRAZZOLI, P., OLIOSO, A., BERTUZZI, P., AND CHANZY, A. A simple approach to monitor crop biomass from c-band radar data. *Remote Sens. Environ.* 60 (1999).
- [100] WIGNERON, J.-P., KERR, Y., CHANZY, A., AND JIN, Y. Inversion of surface parameters from passive microwave measurements over a soybean field. *Remote Sens. Environ.* 46 (1993).
- [101] WIGNERON, J.-P., LAGUERRE, L., AND KERR, Y. A simple parametrization of the l-band microwave emission from rough agricultural soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39, 8 (2001).

BIBLIOGRAPHIE

- [102] WIGNERON, J.-P., PARDÉ, M., WALDTEUFEL, P., CHANZY, A., SØBJÆRG, S., AND SKOU, N. Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, view angle and polarization at l-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (2003).
- [103] WIGNERON, J.-P., WALDTEUFEL, P., CHANZY, A., CALVET, J.-C., AND KERR, Y. Two-dimensional microwave interferometer retrieval capabilities over land surfaces (smos-mission). *Remote sens. environ.* 73 (2000).
- [104] ZRIBI, M., DECHAMBRE, M., AND BAGHDADI, N. Estimation of soil moisture and surface roughness using two radar configurations. In *Recent advances in quantitative remote sensing* (2002), Universitat de Valencia.

Résumé

Un des objectifs de la future mission SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) est de cartographier l'humidité de la surface du sol sur l'ensemble des continents. Les technologies récentes (interférométrie par synthèse d'ouverture) permettent de mesurer l'émission micro-onde de la surface à 1.41 GHz, pour différents angles de visée simultanément et pour les deux polarisations ; cette émission dépend principalement de la quantité d'eau présente dans les 3 à 5 premiers centimètres du sol. Cependant, la présence de végétation atténue l'émission du sol et ajoute sa propre contribution, il est donc nécessaire de séparer ces deux contributions afin d'estimer l'humidité de la surface. L'émission d'un couvert végétal dans les micro-ondes est estimée par le modèle de transfert radiatif $\tau - \omega$; de plus, l'inversion de ce modèle par régression non linéaire permet d'estimer les variables inconnues du modèle : humidité et paramètres de végétation (épaisseur optique et albédo de simple diffusion). L'objectif de cette thèse est d'améliorer les méthodes d'inversion du modèle en utilisant la configuration originale de visée de SMOS : observations multi-angulaires et en bi-polarisation. Cette étude est basée sur des campagnes expérimentales sur différentes cultures : maïs, blé, luzerne, herbe, soja et sorgho. Dans un premier temps, nous avons évalué les paramètres micro-ondes de végétation en fonction du temps, de l'angle et de la polarisation, pour chacun de ces couverts. Cette étude nous permet de poser les hypothèses simplificatrices qui permettront d'estimer l'humidité du sol. Ensuite, nous avons testé l'inversion du modèle $\tau - \omega$ sur l'ensemble des couverts simultanément. Différentes configurations d'inversion ont été comparées afin de prescrire une stratégie adéquate pour estimer l'humidité sous un couvert agricole quelconque selon les informations *a priori* disponibles. Nous montrons ainsi qu'il est possible d'estimer l'humidité du sol avec une précision relativement bonne ($RMSE = 0.047 m^3/m^3$) avec peu d'informations sur le type de sol et sur le type de couvert.

Abstract

One of the aims of the future SMOS mission (Soil Moisture and Ocean Salinity) is to monitor the near-surface soil moisture over the continents. The new technology (aperture synthesis) allows us to measure the surface microwave emission at 1.41 GHz for different view angles and for the two polarizations simultaneously. This emission depends on the water present in the 3 to 5 first centimeters of the soil. However, the presence of vegetation attenuates the soil emission and adds its own contribution ; it is thus necessary to separate the two contributions to the surface emission in the view of estimating soil moisture. The microwave emission of a vegetation cover is described by the radiative transfer model $\tau - \omega$. The inversion of this model, based on a non linear regression, is used to estimate unknown parameters : the soil moisture and the vegetation microwave parameters (optical thickness and single scattering albedo). This study is based on different data sets acquired over different crop types : corn, wheat, alfalfa, grass, soybean and sorghum. First, we evaluated variations of the vegetation microwave parameters with time, view angle and polarization, for each crop type. This study allows us to establish the hypothesis which could simplify the model in order to improve the soil moisture estimation. Then, we tested the inversion of the $\tau - \omega$ model with all the data sets simultaneously. Different inversion configurations were compared in the view of choosing the best soil moisture retrieval process, depending on the *a priori* information. We showed that it is possible to estimate soil moisture with a good accuracy ($RMSE = 0.047 m^3/m^3$) using few ancillary information on the soil and vegetation types.