



HAL
open science

**Apport des mesures de température de surface par
télédétection infrarouge thermique pour la modélisation
des échanges d'énergie et d'eau à l'interface sol
végétation atmosphère**

Benoît Coudert

► **To cite this version:**

Benoît Coudert. Apport des mesures de température de surface par télédétection infrarouge thermique pour la modélisation des échanges d'énergie et d'eau à l'interface sol végétation atmosphère. Autre. Université de Versailles-Saint Quentin en Yvelines, 2006. Français. NNT: . tel-00151869

HAL Id: tel-00151869

<https://theses.hal.science/tel-00151869>

Submitted on 5 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.

Thèse

présentée en vue de l'obtention du
Doctorat de l'Université de Versailles Saint Quentin

dans le cadre de
l'Ecole Doctorale des Sciences de l'Environnement d'Ile de France

Spécialité « **Méthodes physiques en télédétection** »

par

Benoit Coudert

**Apport des mesures de température de surface
par télédétection infrarouge thermique pour
la modélisation des échanges d'énergie et d'eau
à l'interface sol végétation atmosphère**

soutenue le 6 décembre 2006 devant la commission d'examen composée de :

Mr Gérard	CAUDAL	Président
Mr José A.	SOBRINO	Rapporteur
Mr Albert	OLIOSO	Rapporteur
Mr Philippe	CIAIS	Examineur
Mr Xavier	BRIOTTET	Examineur et co-directeur de thèse
Mme Catherine	OTTLE	Examinatrice et directrice de thèse

Centre d'étude des Environnements Terrestre et Planétaires (CETP)

Institut Pierre Simon Laplace (IPSL)

Remerciements

Je vais m'octroyer juste quelques lignes pour adresser un clin d'oeil aux personnes qui ont fait la richesse de ces trois années de thèse passées au CETP.

Tout d'abord, je remercie Hervé de Féraudy et Danièle Hauser de m'avoir accueilli au sein du laboratoire, merci de leur bienveillance à mon égard.

L'ensemble de ce travail a été proposé et piloté par Catherine Ottlé envers qui je suis profondément reconnaissant. Catherine m'a permis de mener cette thèse dans les meilleures conditions en favorisant les échanges et en valorisant les idées. Je lui dois beaucoup pour ces encouragements tout au long de cette initiation à une thématique qui m'est devenue chère au cours de ces trois ans.

Je souhaite remercier l'ensemble des membres du Jury d'avoir examiné ce travail : José A. Sobrino (qui n'a malheureusement pas pu être présent le jour de la soutenance) et Albert Olioso pour avoir accepté le rôle délicat de rapporteur, Philippe Ciais et Xavier Briottet pour avoir examiné le travail et Gérard Caudal qui a présidé le Jury.

Mes remerciements vont ensuite à ceux qui ont orienté ce travail au cours de réunions et de rencontres, merci donc à Yann Kerr, Frédéric Baret pour leurs critiques et conseils avisés et constructifs. Je souhaite remercier tout particulièrement Albert Olioso qui a contribué à de nombreuses réflexions. Merci Albert du temps que tu m'as accordé, merci de ta rigueur scientifique si je peux me permettre. J'ai vraiment apprécié ta lecture attentive du manuscrit qui me laisse encore un certain nombre d'heures de travail avant de rendre la version définitive!

Malgré ses nouvelles responsabilités et un emploi du temps chargé Xavier Briottet a co-encadré ma thèse avec attention. Mis à part le suivi, Xavier m'a permis d'assister à plusieurs réunions à l'ONERA qui ont été l'occasion à la fois d'y présenter mon travail et de récolter des échanges très intéressants autour du programme MIRA visant à la simulation de scènes dans l'infrarouge. Je tiens à remercier, outre l'ONERA pour le cofinancement de ma thèse, le CNES et en particulier Hervé Jeanjean pour avoir fait valoir ce sujet de façon prioritaire. J'ai donc pu bénéficier d'un contexte favorable tant sur le plan financier que scientifique.

Je souhaite vivement remercier les "aînés" : Pierre Guillevic, Jérôme Demarty et Brice Boudévillain pour le travail qu'ils ont fait avant moi sur le sujet et les outils, réflexions et méthodes qu'ils m'ont permis de prendre en main. Leurs conseils et les différentes discussions que l'on a eues m'ont beaucoup aidés.

Je remercie aussi Christine Guérin du département informatique du laboratoire et rattachée à l'équipe "interfaces", partie en retraite fin 2005, avec qui j'aurais aimé travailler plus longtemps. Tu m'as vraiment permis de reprendre facilement tes développements et d'envisager alors de présenter des premiers résultats sur la dernière partie de la thèse.

Merci de l'accueil, de la bienveillance et des encouragements des "CETPiens" à mon égard : Hervé De Feraudy, Danièle Hauser, Monique Dechambre (pour l'intro c'était très bien), Alain Weill, Denis Bourras, Gaëlle DeCoetlogon, Mehrez Zribi, Sylvie Mascle-Le Hégarat.

Julien Delanoë, Alexis Mouche qui m'avez devancé d'un an, je dois dire que votre départ a lancé un petit voile de nostalgie sur les discussions animées qu'on a pu avoir. Merci Julien pour ta "positivité", merci Alex pour ta cohérence et ta lucidité qui incitent à "rester éveillé".

J'ai eu l'occasion de partager le bureau avec Brice Boudevillain pendant la première moitié de la thèse et avec Stéphane Saux-Picart pendant la deuxième. Explications au tableau, démonstrations, discussions sérieuses, fous rires ont ponctué le quotidien dans une ambiance bien agréable. Stéphane, merci pour les schémas du manuscrit, j'ai une dette envers toi! Abdelaziz, on ne se lassera pas de parler transfert radiatif au niveau du couvert, bonne suite à toi. Abdouaziz, Hassan, Aurélie à vous le tour, plein de bonnes choses à vous pour la suite. Bertrand Decharme arrivé en post-doc au labo pendant la rédaction a apporté un oeil critique sur la forme et le fond, merci pour cet air frais du sud-ouest!

Pour finir, je remercie mes amis de leur constance et évidemment ma famille qui m'est si chère et qui subtilement m'insuffle toujours la bonne énergie au bon moment, merci pour l'essentiel! Merci Diana pour le parcours. Merci à Pachelbel pour son canon en ré majeur et à Brassens pour ses chansons qui ont été des ressources inégalables dans les moments délicats!

La dernière ligne, même si tu veux qu'elle soit discrète, sera pour toi, merci Solen de savoir m'apaiser quand je m'emballe, j'espère être à la hauteur de ce que tu m'apportes et te retourner la pareille des mois derniers pour ceux qui viennent, le reste je te le dirai directement...

Table des matières

Table des symboles	3
Introduction	12
1 Echanges d'énergie et d'eau à l'interface Sol Végétation Atmosphère (SVA) : de la physique à la représentation numérique dans le modèle SETHyS	13
1.1 Bilan d'énergie et de masse au niveau de l'interface	13
1.1.1 Le bilan radiatif	15
1.1.2 Les échanges conductifs	17
1.1.3 Les échanges convectifs	20
1.2 Bilan hydrique et contenu en eau du sol	26
1.2.1 Quelques bases physiques	26
1.2.2 La modélisation des échanges hydriques	27
1.3 La température de surface : transfert radiatif dans l'infrarouge thermique . .	30
2 Apport de la température de surface infrarouge thermique (IRT) pour le suivi du bilan hydrique à l'échelle locale	35
2.1 Enjeu de l'utilisation des données IRT pour caractériser et suivre les variables de surface - présentation de l'état de l'art	35
2.2 Présentation de l'approche proposée	41
2.3 Article 1 : " <i>Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual-source SVAT model</i> "	48
2.4 Synthèse, critiques et perspectives	66
2.5 Etude de faisabilité	72
3 Méthodologie d'étalonnage basée sur la dynamique du cycle diurne de la température de surface	79
3.1 Utilisation de la dynamique de la température à haute résolution temporelle	79
3.2 Etalonnage dynamique. Article 2 : " <i>Monitoring land surface processes with thermal infrared data : Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface temperature cycling features</i> "	85
3.3 Critiques et perspectives d'application dans un contexte d'assimilation de la température de surface en temps réel	123
3.4 Article 3 : " <i>An improved SVAT model calibration strategy based on the optimisation of surface temperature temporal dynamics</i> "	125

3.5	Conclusion : Limites et perspectives d'application aux données de température de surface basse résolution spatiale	140
4	Extension de la méthodologie d'étalonnage à plus grande échelle pour l'assimilation de la température de surface MSG-SEVIRI	143
4.1	Problématique	143
4.1.1	De la résolution du modèle vers l'échelle spatiale des données : approche agrégative	144
4.1.2	De l'échelle des données vers la résolution du modèle : principe de désagrégation	145
4.2	Méthode développée : exploitation directe du signal basse résolution (agrégation)	146
4.3	La base de données CITRAM et le produit LST de MSG-SEVIRI	151
4.3.1	Instrumentation mise en oeuvre	152
4.3.2	Spatialisation sur la zone CITRAM	159
4.4	Application et comparaison des méthodes monocritère et multicritère basée sur la LST à basse résolution spatiale	160
4.5	Conclusion du chapitre et perspectives	172
	Conclusions générales et perspectives	177
	Bibliographie	181

Table des symboles

Symbole	description	unité
A'	constante intrinsèque aux propriétés moléculaires de l'air	$m^{-1}.s^{1/2}$
a_{Elim}, b_{Elim}	paramètres pour l'évaporation limite du sol	-
$b(\theta)$	fonction de trou directionnelle	-
$B(\lambda, T)$	luminance spectrale du corps noir	$W.m^{-2}.sr^{-1}.m^{-1}$
C_a	capacité calorifique volumique de l'air	$J.K^{-1}.m^{-3}$
C_e	capacité calorifique volumique de l'eau	$J.K^{-1}.m^{-3}$
C_m	capacité calorifique volumique de la matière minérale	$J.K^{-1}.m^{-3}$
C_o	capacité calorifique volumique de la matière organique	$J.K^{-1}.m^{-3}$
c_p	capacité calorifique masique isobare de l'air	$J.kg^{-1}.K^{-1}$
c_s	capacité calorifique massique du sol	$J.kg^{-1}.K^{-1}$
$C(w)$	capacité capillaire	m^{-1}
D_v	coefficient de diffusion de l'eau vapeur dans l'air	$m^2.s^{-1}$
D_{vT}	coefficient de diffusion de vapeur d'eau associé au gradient thermique	$m^2.s^{-1}$
D_{vh}	coefficient de diffusion isotherme de vapeur d'eau	$m^2.s^{-1}$
$D(w)$	diffusivité hydrique	$m^2.s^{-1}$
d	hauteur de déplacement	m
d_1	$\sqrt{\pi} \times$ la profondeur d'atténuation de l'onde thermique journalière pour la couche de surface	m
d_2	$\sqrt{\pi} \times$ la profondeur d'atténuation de l'onde thermique journalière pour la couche racinaire	m
d'_1	épaisseur de la couche de surface affecté par le cycle diurne de l'humidité de surface	m
d'_2	profondeur de sol au delà de laquelle le flux vertical d'eau est négligeable	m
dp_1	épaisseur de la couche de surface dans SEtHyS	m
dp_2	épaisseur de la couche racinaire dans SEtHyS	m
E_g	taux d'évaporation du sol	$m.s^{-1}$
E_{lim}	Evaporation limite du sol	$W.m^{-2}$
E_{tr}	taux de transpiration	$m.s^{-1}$
e	pression partielle de vapeur d'eau dans l'air	Pa
$e_{sat}(T)$	pression de vapeur saturante	Pa
F_{therm}	facteur thermique corrigeant l'inertie thermique du sol dans SEtHyS	-
g	accélération de la pesanteur	$m.s^{-2}$
G	flux de conduction de la chaleur dans le sol	$W.m^{-2}$

Symbole	description	unité
H_t	charge hydraulique totale	m
h	hauteur du couvert	m
h_g	paramètre d'échelle de la courbe de rétention de l'eau dans le sol (selon Van Genuchten)	m
h_p	charge de pression matricielle	m
k	constante de von Karman ($\simeq 0.4$)	-
$K_{ac}(z)$	diffusivité turbulente dans le couvert	$m.s^{-1}$
K_m, K_h, K_v	coefficients de diffusivité turbulente associés à τ , H et LE	$m.s^{-1}$
$K(w)$	conductivité hydraulique	$m.s^{-1}$
K_{sat}	conductivité hydraulique à saturation	$m.s^{-1}$
LAI	Leaf Area Index	$m^2.m^{-2}$
L_i	flux radiatif directionnel associé à l'entité i	$W.m^{-2}$
$L_i^{atm\downarrow}$	flux radiatif atmosphérique descendant vers l'entité i	$W.m^{-2}$
L_J^{SG}	flux radiatif directionnel simulé global (SG) pour le pixel J	$W.m^{-2}$
L_{MO}	longueur de Monin-Obukhov	m
LST_J^{SG}	température de surface simulée globale (SG) pour le pixel J	m
l_f	dimension de la feuille dans la direction du vent	m
l_{gf}	largeur des feuilles (dans SEtHyS)	m
m_{VG}	paramètre de forme de la courbe de rétention de l'eau dans le sol (selon Van Genuchten)	-
$NDVI$	Normalized Difference Vegetation Index	-
n_{VG}	paramètre de forme de la courbe de rétention de l'eau dans le sol (selon Van Genuchten)	-
$n(LAI)$	coefficient d'atténuation pour le profil de vitesse et de diffusivité turbulente au sein du couvert	-
P_{hc}	potentiel hydrique "semi-critique"	m
Pr	taux de précipitation	$m.s^{-1}$
q	humidité spécifique de l'air	$kg.kg^{-1}$
q_l	flux d'eau liquide	$m.s^{-1}$
q_v	flux d'eau vapeur	$m.s^{-1}$
$R_{at\downarrow}(\lambda)$	luminance spectrale atmosphérique émise vers la surface	$W.m^{-2}.sr^{-1}.m^{-1}$
$R_{CL\downarrow}$	rayonnement courtes longueurs d'onde descendant	$W.m^{-2}$
$R_{CL\uparrow}$	rayonnement courtes longueurs d'onde montant	$W.m^{-2}$
$R_{GL\downarrow}$	rayonnement grandes longueurs d'onde descendant	$W.m^{-2}$
$R_{GL\uparrow}$	rayonnement grandes longueurs d'onde montant	$W.m^{-2}$
R_g	rayonnement solaire global incident au niveau de la surface	$W.m^{-2}$
RST	résistance stomatique	$s.m^{-1}$

Symbole	description	unité
r'	facteur de partition entre la couche racinaire et la couche superficielle	-
r_a, r'_a	résistances aérodynamiques	$s.m^{-1}$
r_{as}	résistance aérodynamique dans le couvert	$s.m^{-1}$
r_{CL}	résistance de couche limite foliaire	$s.m^{-1}$
r_s	résistance de surface	$s.m^{-1}$
t	temps	s
T	température	K
T_a	température de l'air au niveau	K
T_{av}	température de surface aérodynamique	K
T'_{av}	température de surface aérodynamique pour les flux de chaleur	K
$T_B(\lambda)$	température de brillance spectrale	K
T_m	température moyenne journalière de la surface du sol	m
T_g	température de la couche superficielle de sol	K
$T_{sol}(z, t)$	température du sol	K
T_{st}	température de surface thermodynamique	K
T_{sr}	température de surface radiométrique	K
T_v	température de la végétation	K
T_{20}	température profonde de sol dans l'état initial	K
$u_{ac}(z)$	vitesse horizontale du vent dans le couvert	$m.s^{-1}$
u	module du vent	$m.s^{-1}$
u^*	vitesse de frottement	$m.s^{-1}$
V_{max0}	capacité photosynthétique maximale des feuilles (Rubisco)	$\mu mol.m^{-2}.s^{-1}$
w	humidité volumique	$m^3.m^{-3}$
w_g	humidité volumique de la couche de surface du sol	$m^3.m^{-3}$
w_{g0}	humidité volumique de la couche de surface du sol dans l'état initial	$m^3.m^{-3}$
w_2	humidité volumique de la couche racinaire	$m^3.m^{-3}$
w_{20}	humidité volumique de la couche racinaire dans l'état initial	$m^3.m^{-3}$
w_{inf}	humidité de surface en deçà de laquelle $\alpha_{sol} = \alpha_{sec}$	-
w_{sup}	humidité de surface au dessus de laquelle $\alpha_{sol} = \alpha_{hum}$	-
w_{resid}	humidité volumique résiduelle du sol	$m^3.m^{-3}$
w_{sat}	humidité volumique du sol à saturation	$m^3.m^{-3}$
z	coordonnée verticale	m
z_g	charge de gravité	m
z_0	hauteur de rugosité aérodynamique pour la quantité de mouvement	m
z'_0	hauteur de rugosité aérodynamique pour les transferts de chaleur	m

Symbole	description	unité
z_{0s}	hauteur de rugosité aérodynamique du sol nu	m
z_r	niveau atmosphérique de référence	m
α_i	pourcentage d'occupation du sol de l'entité i au sein du pixel MSG	-
α_s	albédo de surface	-
α_{sec}	albédo du sol sec	-
α_{hum}	albédo du sol humide	-
α_{sol}	albédo du sol nu	-
α_{sv}	albédo de la végétation	-
ϵ_a	émissivité des basses couches de l'atmosphère	-
$\epsilon_{c_i}(\theta)$	émissivité directionnelle du couvert végétal pour l'entité i	-
ϵ_s	émissivité de surface	-
$\epsilon_{s\lambda}$	émissivité spectrale de surface	-
ϵ_g	émissivité du sol nu	-
ϵ_v	émissivité de la végétation	-
ϵ_J^{SG}	émissivité directionnelle de surface (Simulé Globale) pour le pixel J	-
ϵ_{co}	émissivité directionnelle du couvert	-
γ	constante psychrométrique	$hPa.K^{-1}$
λ	longueur d'onde	m
λ_g	conductivité thermique de la couche de surface	$W.m^{-1}.K^{-1}$
λ_2	conductivité thermique de la couche racinaire	$W.m^{-1}.K^{-1}$
λ_s	conductivité thermique du sol	$W.m^{-1}.K^{-1}$
Λ_s	coefficient dépendant de la texture du sol pour le calcul de la conductivité thermique du sol	$J.m^{-2}.K^{-1}.s^{-1/2}$
θ_a	fraction volumique de l'air	$m^3.m^{-3}$
θ_e	fraction volumique de l'eau	$m^3.m^{-3}$
θ_m	fraction volumique de matière minérale	$m^3.m^{-3}$
θ_o	fraction volumique de matière organique	$m^3.m^{-3}$
θ	angle zénithal	rad
ρ_a	masse volumique de l'air	$kg.m^{-3}$
ρ_l	masse volumique de l'eau liquide	$kg.m^{-3}$
ρ_v	masse volumique de l'eau vapeur	$kg.m^{-3}$
ρ_s	masse volumique du sol	$kg.m^{-3}$
ρ_g	masse volumique de la couche de surface du sol	$kg.m^{-3}$
ρ_2	masse volumique de la zone racinaire	$kg.m^{-3}$
σ	constante de Stefan-Boltzmann	$W.m^{-2}.K^{-4}$
σ_f	facteur d'écran hémisphérique	-
τ	flux de quantité de mouvement	$kg.m^{-1}.s^{-2}$
$\tau_{to}(\theta)$	transmittance directionnelle montante du couvert	-
ω	pulsation diurne	s^{-1}

Symbole	description	unité
$\omega_{to}(\theta)$	fraction du rayonnement émis vers le haut par la végétation	-

Introduction

Les préoccupations actuelles sur la préservation de l'environnement dans le contexte du réchauffement climatique global mobilisent la communauté scientifique. L'Organisation Mondiale de la Météorologie (OMM) et le Programme Environnement des Nations Unies (UNEP pour United Nations Environment Programme) ont mis en place un Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC ou IPCC) chargé d'établir un bilan sur les prévisions et les conséquences du changement climatique. Le dernier rapport date de 2001 et fait entre autre état de la variation de la température moyenne globale de la surface de la Terre au cours des deux derniers siècles. L'augmentation de température moyenne globale de surface est de $0.6 \pm 0.2K$ depuis 100 ans. Selon les scénarios envisagés, tenant compte des évolutions possibles de la consommation énergétique des différents pays et en particulier des pays émergents comme la Chine par exemple, les perspectives indiquent un doublement du CO_2 et une augmentation de la température de 2 à 6K d'ici la fin du siècle.

Dès lors, l'impact significatif sur les ressources en eau de la planète comme la répartition et la variabilité des précipitations à la surface a un effet direct sur le fonctionnement des couverts végétaux. Les ressources hydriques d'eau douce à la surface ne représente que 2.5% de l'eau totale sur Terre dont plus de la moitié se trouve dans les nappes phréatiques et les glaciers (selon Hornberger et al. 1998). La dimension de ce réservoir dont dépend une grande partie des règnes animaux et végétaux, est telle que sa variabilité temporelle et spatiale peut être affectée drastiquement à court terme. Des programmes internationaux visant à étudier les échanges énergétiques entre la surface continentale et l'atmosphère comme l'International Geosphere Biosphere Program (IGBP) ou le projet actuel d'Analyse Multidisciplinaire de la Mousson Africaine (AMMA) par exemple, ou visant à décrire et cartographier l'état hydrique des surfaces continentales comme le Global Soil Wetness Project (GSWP) ou prochainement la mission spatiale Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) sont donc d'actualité ces dernières années et leur intérêt ne cesse de croître avec l'amélioration des connaissances des processus régissant les écosystèmes naturels et les moyens pour les sonder.

La télédétection spatiale est un outil très puissant pour caractériser l'état énergétique et hydrique de surface. Début 2007 verra par exemple le lancement du programme SMOS (Kerr et al. 2001) dont le but est de cartographier par satellite l'humidité du sol dans les 5 premiers centimètres avec une résolution spatiale de 40km tous les un à cinq jours et avec une précision de l'ordre des mesures de terrain. Ces observations complèteront de façon inégalée et en temps réel des bases de données d'observations in situ ponctuelles et éparses existantes comme la "Global Soil Moisture Data Bank" (Robock et al. 2000).

Ces données ne permettent cependant pas de caractériser directement l'état énergétique des

surfaces dont la description joue un rôle essentiel dans la compréhension du microclimat local et de son évolution.

Une variable clé pour évaluer les échanges d'énergie entre le sol la biosphère et l'atmosphère est la température de surface. En effet, les échanges de chaleur entre la surface et l'atmosphère se font sous forme de chaleur latente (évaporation ou transpiration) ou de chaleur sensible. La répartition de ces flux va déterminer en partie la température de surface. Cette température est mesurée par satellite dans le domaine spectral de l'infrarouge thermique (entre 8 et $14\mu m$) puisque l'atmosphère se comporte comme une fenêtre affectant moins le signal émis par la surface que d'autres bandes spectrales. La connaissance de cette température sur de grandes étendues spatiales et avec une couverture temporelle régulière rend possible le suivi des échanges d'énergie et de masse de façon continue.

L'enjeu est néanmoins multiple puisque, d'une part, la température mesurée par télédétection infrarouge thermique n'est pas la température thermodynamique de la surface (moyenne des températures propres des éléments qui composent la surface) intervenant dans le bilan énergétique de surface (Norman et Becker, 1995) et, d'autre part, le lien entre la température de surface et les flux d'énergie ou l'humidité de surface est complexe et doit être envisagé soit de façon empirique soit de façon plus déterministe à l'aide de modèles représentant le bilan énergétique.

L'utilisation de modèles numériques de type TSVA (Transferts entre le Sol la Végétation et l'Atmosphère) pour représenter les échanges et l'état de surface est une démarche largement utilisée depuis le début des années soixante-dix jusqu'à aujourd'hui. Du simple modèle "bucket" ("seau d'eau") proposé par Manabe (1969) aux modèles intégrant un grand nombre de processus d'échanges (Deardorff 1977, 1978 ; Soer et al., 1980 ; Dickinson et al. 1986, Noilhan et Planton, 1989 ; Ducoudré et al., 1993 ; Braud et al., 1995 ; Norman et Kustas, 1995 ; Sellers et al., 1996 ; etc...) la simulation des variables du bilan d'énergie (flux de surface) et de masse (contenu en eau du sol et éventuellement flux de CO_2) est basée sur des paramétrisations. Ces modèles nécessitent donc d'ajuster ou d'étalonner un certain nombre de paramètres et de variables initiales mais aussi de connaître le forçage atmosphérique (vent, humidité et température de l'air, forçage radiatif) et les variables décrivant le couvert végétal et sa dynamique.

La problématique se décline alors de la façon suivante : comment contrôler ou contraindre ces modèles par étalonnage de leurs paramètres avec la température de surface et ainsi remonter aux contenus en eau superficiel du sol et de la zone d'extension des racines ? Comment utiliser la température de surface obtenue par télédétection à partir de l'espace à faible résolution spatiale à l'échelle de fonctionnement des modèles et résoudre ainsi le problème du transfert d'information à plus fine échelle (désagrégation) ?

Le modèle TSVA développé depuis de nombreuses années (Bernard et al., 1986 ; Taconet et al., 1986 ; BenMehrez et al., 1990 ; Ottlé et Vidal-Madjar, 1994 ; Coudert et al., 2006) au Centre d'étude des Environnements Terrestre et Planétaires (CETP) que nous avons récemment baptisé S_{Et}H_YS pour Suivi de l'Etat Hydrique des Sols est utilisé pour appréhender cette problématique. C'est un modèle de bilan d'énergie à l'interface sol végétation atmo-

sphère qui calcule simultanément les contributions du sol et de la végétation. Ce modèle bien adapté aux couverts bas et homogènes a été utilisé et validé à plusieurs reprises sur des couverts végétaux agricoles. L'étude que nous proposons dans ce travail de thèse est donc appliquée dans ce contexte. Le suivi des bilans énergétiques et hydriques en zones agricoles revêt un intérêt primordial à l'heure où l'optimisation des pratiques agricoles telles que l'irrigation et la fertilisation est un enjeu dans le contexte de la gestion des ressources en eau et de la pollution des sols.

La simulation de la température "apparente" de la surface telle qu'elle est "vue" par un radiomètre est réalisée par le couplage du modèle SEtHyS au modèle de transfert radiatif dans l'infrarouge thermique issu des travaux de Verhoef (1984), Olioso (1995) et proposé par François (2002). L'utilisation de la température de surface pour contraindre les modèles de type TSVA a déjà montré de beaux succès dans la communauté scientifique en s'appuyant sur l'imagerie en provenance de satellites défilants comme ceux de la famille des NOAA (Seguin et Itier, 1983 ; Taconet et al. ; 1986, 1994 ; Courault et al., 1994 ; Ottlé et Vidal-Madjar, 1994 ; Norman et al., 1995 ; Olioso et al., 1999). Néanmoins, cette approche s'est heurtée au problème de la faible quantité de données exploitables du fait de la nébulosité souvent présente sous nos climats tempérés. La disponibilité récente des mesures de température de surface à la résolution temporelle du quart d'heure par le capteur SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager) de Météosat Seconde Génération (MSG) relance l'intérêt de cette approche.

L'originalité de l'étude est de tirer profit de cette information à haute résolution temporelle donnant la dynamique de la température de surface avec la description de son cycle diurne.

Le travail consiste donc à analyser l'apport de la température de surface dans l'étalonnage des paramètres du modèle dans le but de développer et proposer une méthodologie basée sur l'utilisation de la haute résolution temporelle de cette variable. Cette étude a été menée en plusieurs étapes : la première concerne le développement des méthodologies à l'échelle locale. Ce travail a été réalisé sur une parcelle agricole instrumentée associant mesures radiométriques et micrométéorologiques permettant de bien comprendre les liens entre la température de surface et les paramétrisations du modèle. Les données dont nous disposons pour mener l'étude sont celles de la campagne européenne Alpilles-ReSeDA (Baret, 2002 ; Olioso et al., 2002a) pour laquelle un ensemble de parcelles agricoles dans le sud-est de la France furent instrumentées. Les données acquises sur une parcelle de blé d'hiver incluent des mesures de température de surface obtenues par un radiomètre infrarouge thermique au sol mesurant une température de brillance directionnelle dans la bande $[8 - 14\mu m]$.

La seconde partie du travail a pour but d'étendre la méthode développée au niveau local vers l'échelle d'un pixel satellitaire dans le but de contraindre localement le bilan d'énergie et d'eau dans le cas du paysage hétérogène. Plus précisément, il s'agit d'assimiler des températures de surface fournies par le capteur SEVIRI à bord du satellite géostationnaire MSG2-Météosat8. L'échelle des mesures est alors celle du pixel MSG ($3 * 5km$ à nos latitudes), supérieure à l'échelle résolue par le modèle TSVA SEtHyS (échelle de la parcelle agricole plane et homogène). Cette étude a été menée sur la région agricole de la Beauce où une base de données associant mesures au sol et mesures spatiales MSG-SEVIRI a été constituée entre début 2004 et juillet 2005.

Cette présentation est divisée en 4 parties :

Le premier chapitre présente succinctement les bases physiques des échanges d'énergie et d'eau à l'interface Sol Végétation Atmosphère (SVA) et leur représentation numérique dans le modèle SETHyS.

La deuxième partie développe l'enjeu et l'apport de la température de surface mesurée dans l'InfraRouge Thermique (IRT) pour le suivi du bilan hydrique à l'échelle locale.

Le développement et la mise en oeuvre de la méthodologie d'étalonnage du modèle basée sur la dynamique temporelle de la température de surface est présentée dans le chapitre 3.

Après une présentation des approches possibles pour traiter le problème du transfert d'échelle de l'information télédéteectée vers le modèle, l'approche "montante" agrégative est présentée ainsi que sa mise en oeuvre et les premiers résultats, encore préliminaires, obtenus.

Les conclusions et perspectives de ce travail sont finalement proposées.

Chapitre 1

Echanges d'énergie et d'eau à l'interface Sol Végétation Atmosphère (SVA) : de la physique à la représentation numérique dans le modèle SEtHyS

Les processus d'échanges d'énergie et d'eau à la surface terrestre sont gouvernés en premier lieu par le rayonnement solaire incident au sommet de l'atmosphère. De façon globale, la quantité d'énergie ou densité de flux disponible incidente sur le disque associé à l'hémisphère terrestre éclairé correspond à la constante solaire I_0 prise égale à 1370 W.m^{-2} .

Cette quantité rapportée en moyenne annuelle à toute la surface du globe donne une énergie solaire incidente moyenne d'environ 350 W.m^{-2} au sommet de l'atmosphère. Après absorption et diffusion par les constituants atmosphériques et réflexion par les nuages (fig. 1), le rayonnement global incident (R_g) divisé en rayonnement solaire direct et en rayonnement solaire diffus dirige le forçage radiatif courtes longueurs d'onde (entre $0,3$ et $3 \mu\text{m}$) avec environ $193,5 \text{ W.m}^{-2}$ en moyenne spatiale, spectrale et annuelle incident sur la surface terrestre. Ce forçage auquel s'ajoute le rayonnement thermique grandes longueurs d'onde de l'atmosphère (entre 3 et $100 \mu\text{m}$) est à l'origine des processus d'échange d'énergie et de masse à l'interface Sol Végétation Atmosphère (SVA). La résultante du bilan radiatif disponible à la surface est appelée rayonnement net (noté R_n).

La présentation de la modélisation des échanges de surface se limite dans la suite au cas des couverts à faible développement vertical comme les couverts agricoles.

1.1 Bilan d'énergie et de masse au niveau de l'interface

La notion de bilan d'énergie correspond à l'expression du principe de conservation de l'énergie dans les conditions d'équilibre de l'interface SVA. Il est usuellement écrit sous la forme :

$$R_n = H + LE + G + (\Delta S + P) \quad (1.1)$$

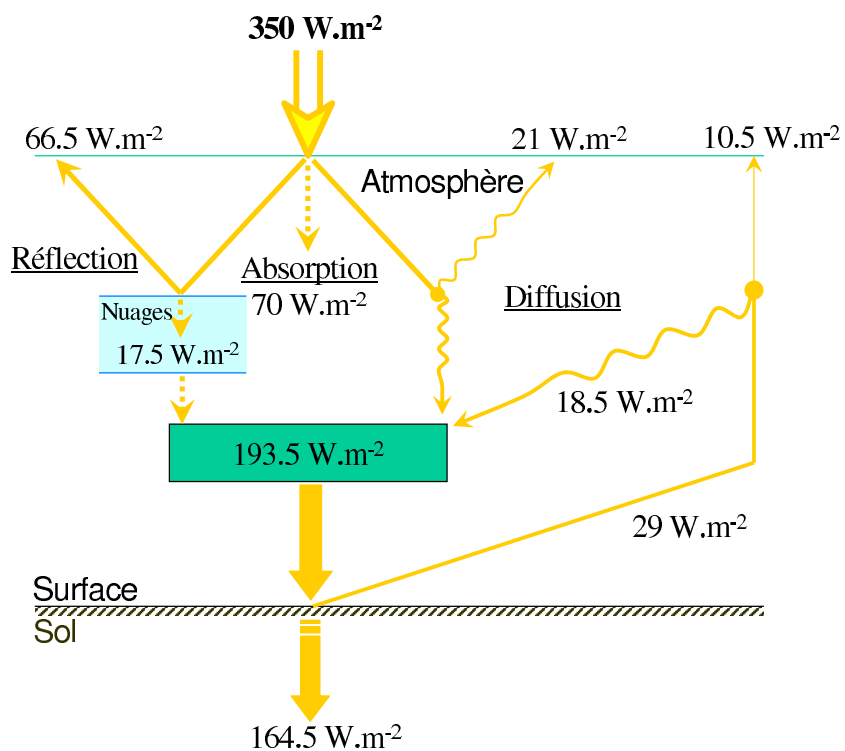


FIG. 1.1 – Schéma du bilan radiatif global courtes longueurs d'onde

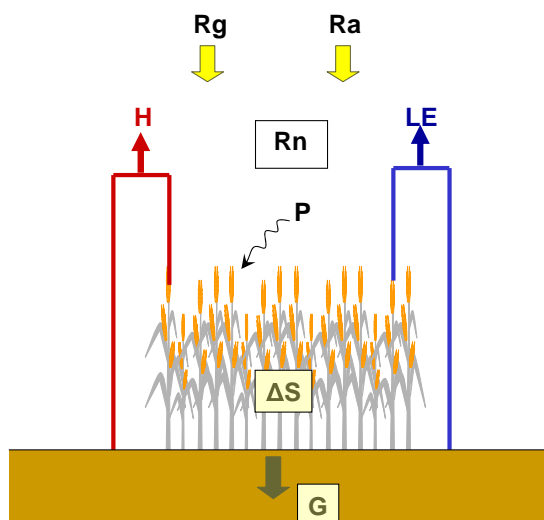


FIG. 1.2 – Termes du bilan d'énergie à la surface

Le rayonnement net (R_n) est compté positivement lorsqu'il est dirigé vers la surface, Les flux de chaleur sensible (H) et latente (LE) sont positifs vers l'atmosphère, le flux de conduction de la chaleur dans le sol (G) est positif vers le sol. Les termes entre parenthèses sont les termes puits généralement négligés dans l'expression du bilan. ΔS formalise le stockage de la chaleur au sein du couvert végétal qui est en moyenne faible devant les flux de chaleur du fait de la faible capacité thermique du système {couvert végétal + air dans le couvert} face à la capacité thermique du sol, on considérera dans la suite que la végétation ne se comporte pas comme un milieu conducteur et qu'elle a par conséquent une inertie thermique nulle (hypothèse valable pour les couverts végétaux bas). P représente le flux associé à la photosynthèse qui, selon Thom (1975), ne dépasse pas 2 à 3% du rayonnement net. La figure 1.2 donne une illustration simple de ce bilan d'énergie. Rg est le rayonnement solaire global incident et Ra le rayonnement atmosphérique incident. Dans la suite on considère l'égalité :

$$R_n = H + LE + G \quad (1.2)$$

Les 3 parties suivantes s'attachent à décrire les flux (qui sont en fait des densités de flux exprimées en $W.m^{-2}$) R_n (radiatif), G (conductif), H et LE (convectif) et le formalisme utilisé pour leur modélisation dans SEtHyS.

1.1.1 Le bilan radiatif

L'écriture du terme de bilan radiatif R_n se base sur les lois qui régissent le rayonnement électromagnétique. Son expression dépend des caractéristiques des éléments rayonnants en présence.

Les lois du rayonnement électromagnétique

La loi de Planck :

cette loi établit, à partir de la mécanique quantique, l'intensité du rayonnement d'un corps noir (corps idéal absorbant tout rayonnement incident quelle que soit sa longueur d'onde) à une température et une longueur d'onde donnée. L'émittance spectrale est donnée en $W.m^{-2}.m^{-1}$ par :

$$E_{CN}(\lambda, T) = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 [\exp(\frac{hc}{k\lambda T}) - 1]} \quad (1.3)$$

avec h la constante de Planck ($6,63.10^{-34}$ J.s), c la célérité de la lumière ($\approx 3.10^8 m.s^{-1}$), k la constante de Boltzmann ($1,381.10^{-23}$ J.K $^{-1}$), T la température du corps noir (K) à l'équilibre thermodynamique et λ la longueur d'onde (m) considérée.

On déduit de cette expression la loi suivante.

La loi de Stefan-Boltzmann :

L'intégration spectrale de $E_{CN}(\lambda, T)$ donne :

$$E_{CN}(T) = \int_0^{+\infty} E_{CN}(\lambda, T) d\lambda = \sigma T^4 \quad (1.4)$$

avec σ la constante de Stefan-Boltzmann ($5,67.10^{-8} \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-4}$). Les surfaces naturelles qui nous intéressent ne sont pas des corps noirs bien que l'approximation soit souvent faite. On définit alors leur efficacité à émettre un rayonnement électromagnétique par rapport au corps noir par leur émissivité spectrale $\varepsilon_{s\lambda}$ (on considère ici une surface isotrope) :

$$E_s(\lambda, T) = \varepsilon_{s\lambda} E_{CN}(\lambda, T) \quad (1.5)$$

et après intégration spectrale et en faisant l'hypothèse que la surface se comporte comme un corps gris (dont l'émissivité est dans un rapport constant avec celle du corps noir pour l'ensemble des longueurs d'ondes) :

$$E_s(T) = \varepsilon_s \sigma T^4 \quad (1.6)$$

avec ε_s l'émissivité de la surface.

Avant de donner l'expression du bilan radiatif à l'interface SVA, il est nécessaire de définir les grandeurs relatives aux interactions rayonnement matière. Trois phénomènes physiques sont alors possibles : la réflexion, l'absorption et la transmission, les coefficients associés sont respectivement les coefficients de réflectivité, d'absorptivité et de transmittivité dont la somme est égale à 1. Les valeurs de ces coefficients dépendent largement du corps et de la longueur d'onde considérée. Le coefficient d'absorptivité est égal, à l'équilibre thermique, à l'émissivité selon la loi de Kirchhoff.

Pour des longueurs d'ondes supérieures à $10\mu\text{m}$ l'émissivité des surfaces naturelles est proche de 1 et la réflectivité quasi nulle, la transmittivité étant nulle (surface opaque). Lorsque l'on considère l'ensemble du domaine solaire, le coefficient de réflectivité permettant de calculer le rayonnement réfléchi par la surface à partir du rayonnement global (R_g) est donné par l'albédo α_s de la surface. Il est défini comme la fraction de rayonnement solaire incident réfléchi par la surface continentale, intégré sur les directions d'observation. L'albédo peut être directionnel (calculé pour un angle solaire donné, il est aussi appelé "black-sky albedo") ou hémisphérique (intégré sur toutes les directions d'éclairement, il est aussi appelé "white-sky albedo"), spectral ou large-bande (intégré spectralement sur le domaine solaire). Ce coefficient est principalement affecté par le type de surface et dans le cas du sol nu par ses propriétés telles que son humidité, sa rugosité ou sa couleur par exemple. L'albédo des sols naturels varie généralement entre 0,1 et 0,35 en fonction de leur humidité. Dans le cas d'une surface couverte de végétation, ces grandeurs sont estimées en modélisant les interactions entre le sol et le couvert ainsi qu'à l'intérieur du couvert. Nous verrons par la suite comment ces transferts sont représentés dans le modèle SEtHyS.

Expression du bilan radiatif à l'interface SVA

Le rayonnement net à l'interface SVA s'exprime simplement en fonction des composantes électromagnétiques courtes (domaine solaire) et grandes longueurs d'onde (domaine thermique) comme l'énergie disponible à l'origine des flux conductifs et convectifs :

$$Rn = R_{CL\downarrow} - R_{CL\uparrow} + R_{GL\downarrow} - R_{GL\uparrow} \quad (1.7)$$

où les indices CL et GL se réfèrent respectivement aux contributions courtes longueurs d'onde et grandes longueurs d'onde et les flèches \downarrow et \uparrow à la direction de propagation descendante et

montante. Chaque terme correspond à :

$$R_{CL\downarrow} = Rg \quad , \text{ rayonnement global}$$

$$R_{CL\uparrow} = \alpha_s Rg \quad , \text{ rayonnement global réfléchi}$$

$$R_{GL\downarrow} = \varepsilon_a \sigma T_a^4 \quad , \text{ rayonnement atmosphérique descendant}$$

qui est la somme des émissions des différentes couches de l'atmosphère. Ce rayonnement peut être représenté comme l'émission d'une atmosphère à la température équivalente T_a et d'émissivité ε_a . Les couches les plus basses de l'atmosphère étant les plus chaudes et les plus humides, elles sont aussi les plus contributives.

Ainsi, la température T_a est souvent approchée par la température de l'air au niveau de la surface et l'émissivité ε_a modélisée en fonction de la nébulosité, de la température et de l'humidité au niveau du sol. Plusieurs approximations sont proposées dans la littérature, comme celle de Brunt(1932) exprimée uniquement en fonction de l'humidité de l'air (sous abri à 2m du sol) ou la formulation de Brutsaert (1975) pour laquelle l'incertitude est inférieure à $\pm 5\%$ en conditions de ciel clair (Kustas et al., 1989). Nous utiliserons cette dernière formulation lorsque les mesures de rayonnement atmosphérique ne sont pas disponibles. ε_a peut aussi s'exprimer en fonction de la température (Swinbank, 1963) ou en fonction de la température et de la pression de vapeur de l'air au niveau de la surface (Idso, 1981).

$$R_{GL\uparrow} = (1 - \varepsilon_s) \varepsilon_a \sigma T_a^4 + \varepsilon_s \sigma T_s^4 \quad , \text{ réflexion du rayonnement atmosphérique et émission propre de la surface.}$$

Nous reviendrons plus en détail sur la définition de la température de surface T_s dans la partie 1.3. En effet, celle-ci ne peut être calculée qu'à partir des températures des éléments de la surface (hétérogènes) et du modèle de transfert radiatif utilisé au sein du couvert végétal (sol et végétation).

L'expression du bilan radiatif au niveau de la surface est finalement donné par :

$$Rn = (1 - \alpha_s) Rg + \varepsilon_s (\varepsilon_a \sigma T_a^4 - \sigma T_s^4) \quad (1.8)$$

Dans le cas d'un couvert végétal le bilan radiatif peut être calculé pour un système à 2 couches au niveau de la végétation (semi-transparente) et au niveau du sol (opaque). La partition de l'énergie radiative est alors définie par le facteur d'écran σ_s proposé par Kanemasu (1977) et Deardorff (1978). Le calcul du bilan radiatif dépend ensuite des hypothèses et des approximations formulées (surfaces lambertiennes, caractère diffusant des surfaces, prise en compte de la directionnalité et de la géométrie). L'annexe de l'article 1 présente brièvement ce bilan à partir des contributions du sol et de la végétation pour le modèle SEtHyS avec les formulations utilisées (Taconet et al., 1986).

1.1.2 Les échanges conductifs

Le mode de propagation de l'énergie sous forme de chaleur par conduction correspond à la redistribution ou au transfert d'énergie cinétique entre molécules (agitation moléculaire).

L'intensité de la conduction thermique va être fonction de la densité du milieu, de la mobilité des molécules et des gradients thermiques. Les échanges par conduction sont le principal mode de transfert de chaleur dans le sol (milieu solide) alors qu'ils sont souvent négligés dans les fluides comme l'air devant les échanges convectifs. De façon simplifiée, le flux de conduction de la chaleur dans le sol, modélisé de façon mono-directionnelle selon la verticale, est donné par la loi de Fourier sous forme de relation flux gradient par :

$$G(z, t) = -\lambda_s(z) \frac{\partial T_{sol}(z, t)}{\partial z} \quad (1.9)$$

Le terme G intervenant dans le bilan d'énergie (équation 1.2) est obtenu pour $z=0$ (en surface). T_{sol} (K) représente la température du sol à la profondeur z (positive vers le bas), $\lambda_s(z)$ est la conductivité thermique du sol ($\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$) à la profondeur z . Pour être plus complet, la description des transferts thermiques dans le sol nécessiterait de prendre en compte les transferts par convection pour les fluides (air et eau) coexistants dans les interstices du sol. Le flux de chaleur sensible total serait alors la somme des flux transférés par conduction et convection thermique. Le flux G est en général négligé en moyenne journalière du fait du stockage en journée dans les couches superficielles du sol et de la restitution vers l'atmosphère pendant la nuit (Seguin et Itier, 1983). Nous verrons par la suite que la dynamique diurne est à considérer dans notre cas d'application.

La modélisation des échanges conductifs dans le modèle SEtHyS repose sur le formalisme "force-restore" proposé par Bhumralkar (1975) et Blackadar (1976) et appliqué par Deardorff (1978) pour un modèle à 2 réservoirs. En supposant une variation sinusoïdale de la température du sol et en résolvant explicitement l'équation de la chaleur ci-dessous (cas 1D) :

$$\rho_s c_s(z) \frac{\partial T_{sol}(z, t)}{\partial t} = -\frac{\partial G(z, t)}{\partial z} \quad (1.10)$$

où $\rho_s c_s(z)$ est la capacité calorifique du sol à la profondeur z et T_{sol} la température du sol, l'expression d'évolution de la température de surface du sol peut s'écrire comme :

$$\frac{\partial T_g}{\partial t} = \frac{2\pi^{\frac{1}{2}}}{\rho_g c_g d_1} \cdot G - \omega(T_g - T_m) \quad (1.11)$$

avec T_g , la température superficielle du sol, $d_1 = (\nu_g \tau)^{\frac{1}{2}}$, ν_g et $\rho_g c_g$ respectivement la diffusivité thermique et la capacité calorifique de la couche superficielle de sol, ω la pulsation ($\frac{2\pi}{\tau}$) diurne ($\tau = 24h$) et T_m la température moyenne journalière de la surface de sol. Celle-ci repose sur l'hypothèse que sans le forçage du flux G , la température est identique sur toute la colonne de sol et égale à la moyenne journalière. De façon abusive, T_m est remplacée par T_2 , la température profonde de sol donnant sens ainsi à la notion "force" (forçage par le flux G) "restore" (terme de rappel par le gradient $T_g - T_2$). Le facteur $\rho_g c_g d_1$ dans la formulation de Deardorff (1978) est remplacé par :

$$\rho_g c_g d_1 = r'(\tau \lambda_g \rho_g c_g)^{\frac{1}{2}} + (1 - r')(\tau \lambda_2 \rho_2 c_2)^{\frac{1}{2}} \quad (1.12)$$

avec $r' = 0.6 + 0.05 \frac{w_g}{w_2}$ un facteur de partition entre la couche superficielle (indice g) et la couche racinaire (indice 2). w_g et w_2 sont respectivement les contenus en eau de la couche

superficielle de sol et de la zone racinaire.

De façon similaire, il est possible d'exprimer l'équation d'évolution de la température profonde du sol, valable pour des périodes supérieures à 24h selon Deardorff (1977) :

$$\frac{\partial T_2}{\partial t} = \frac{G}{\rho_2 c_2 d_2} \quad (1.13)$$

l'indice $_2$ fait référence ici à la couche racinaire. $d_2 = (365\nu_2\tau)^{\frac{1}{2}}$ avec $\nu_2 = \frac{\lambda_2}{\rho_2 c_2}$ la diffusivité thermique pour la couche racinaire.

Remarque : d_2 correspond donc à $\pi^{\frac{1}{2}}$ fois la profondeur d'amortissement de l'onde thermique annuelle dans le sol. Assimiler T_2 à la température moyenne de la couche de sol d_2 , induit une certaine approximation pour cette température et une incertitude sur le terme "restore". La dynamique de T_g (Eq. 1.11) va donc être affectée par la taille du puits ou de la source de chaleur associée à la couche de sol d_2 . Dans les équations (1.11) et (1.13), les termes ρcd ont donc été multipliés par un paramètre correctif dans la modélisation SEtHyS (voir Article 1, Annexe A, Eq.(20)).

La capacité calorifique volumique du sol $\rho_i c_i$ utilisée dans les équations précédentes peut être définie comme la somme des capacités calorifiques volumiques (C) des éléments constitutifs du sol par leur fraction volumique θ (de Vries, 1963) :

$$\rho_i c_i = C_m \theta_m + C_o \theta_o + C_e \theta_e + C_a \theta_a \quad (1.14)$$

avec m, o, e, a les indices référant respectivement à la matière minérale, organique, à l'eau et à l'air. La contribution de l'air est généralement négligée. La paramétrisation de la capacité volumique du sol dans le modèle SEtHyS est définie selon l'expression ci-dessous :

$$\rho_i c_i = 2.10^6(1 - por) + 4.18.10^6 w_i \quad (1.15)$$

où le premier terme est la capacité calorifique volumique de la matrice du sol sec, 2.10^6 ($J.K^{-1}.m^{-3}$) est une valeur moyenne pour l'ensemble des types de sols et por (la porosité) est prise égale à l'humidité volumique à saturation (en $m^3.m^{-3}$). $4.18.10^6$ ($J.K^{-1}.m^{-3}$) est la capacité calorifique volumique de l'eau liquide et w_i l'humidité volumique de la couche de sol i considérée.

La conductivité thermique apparente du sol λ_i ($W.m^{-1}.K^{-1}$) est approchée par différentes formulations comme par exemple celle de Laurent (1989) nécessitant l'ajustement empirique de 5 paramètres ou celle de Van de Griend et O'Neill (1986) utilisée dans SEtHyS qui a l'avantage de ne dépendre que de la texture du sol et de son humidité :

$$\lambda_i(\theta) = \frac{1}{\rho_i c_i} \left(\frac{1}{0.654} (\Lambda_s + 2300\theta - 1890) \right)^2 \quad (1.16)$$

où Λ_s ($J.m^{-2}.K^{-1}.s^{-\frac{1}{2}}$) est un coefficient (tabulé par Van de Griend et O'Neill, 1986) dépendant de la texture du sol.

1.1.3 Les échanges convectifs

A la différence des processus d'échange décrits dans les paragraphes précédents, les échanges convectifs caractérisent les transferts de chaleur et de masse par déplacement de matière. Plusieurs formes sont alors possibles :

- la convection libre qui résulte des gradients de densité issus des gradients de température dans l'air
- la convection forcée qui est provoquée par la turbulence induite par le champ de vent.
- la convection mixte qui se rencontre dans des conditions de vent faible, les mouvements de l'air sont alors produits par l'action combinée de la convection libre et de la convection forcée.

Le phénomène de diffusion simple impliquant, au même titre que les échanges convectifs un déplacement de matière et d'énergie exprimé par la loi de Fick du type *diffusivité moléculaire* \times *gradient*, est souvent négligé face à la convection dans la description des transferts entre la surface et l'atmosphère. De façon théorique, lorsque l'on considère la Couche Limite de Surface (CLS), quelques dizaines de mètres au dessus de la surface, les flux turbulents verticaux sont supposés conservatifs. L'expression des flux de quantité de mouvement, de chaleur sensible, de chaleur latente est reliée aux gradients verticaux par les coefficients de diffusivité turbulente (*K-theory*) par analogie avec la diffusion moléculaire. C'est le principe de fermeture au premier ordre du système d'équations de Reynolds (basé sur les équations de Navier-Stokes et le principe de conservation de la quantité de mouvement, de la masse, et de la chaleur) qui permet d'écrire :

- le flux de quantité de mouvement,

$$\tau = -\rho_a K_m(z) \frac{\partial u(z)}{\partial z} \quad (1.17)$$

- le flux de chaleur sensible,

$$H = -\rho_a c_p K_h(z) \frac{\partial T(z)}{\partial z} \quad (1.18)$$

- le flux de chaleur latente,

$$LE = -L\rho_a K_v(z) \frac{\partial q(z)}{\partial z} = -\frac{\rho_a c_p}{\gamma} K_v(z) \frac{\partial e(z)}{\partial z} \quad (1.19)$$

où ρ_a ($kg.m^{-3}$) est la masse volumique de l'air, c_p la chaleur massique isobare de l'air ($J.kg^{-1}.K^{-1}$), L la chaleur latente de vaporisation de l'eau ($J.kg^{-1}$), γ la constante psychrométrique ($0.66hPa.K^{-1}$), u le module du vent ($m.s^{-1}$), T la température de l'air (K), q l'humidité spécifique de l'air ($kg.kg^{-1}$), e la pression partielle de vapeur d'eau dans l'air (Pa) au niveau z et K_i les coefficients de diffusivité turbulente.

Seuls les flux H et LE interviennent explicitement dans le bilan d'énergie, le flux τ traduit la dissipation d'énergie cinétique selon la verticale qui d'après la formulation de Prandtl

(1925) donne un profil logarithmique de vitesse du vent et un profil linéaire de la diffusivité turbulente dans les conditions de neutralité thermique (Thom, 1975) :

$$u(z) = \frac{u^*}{k} \ln \left(\frac{z}{z_0} \right) \quad (1.20)$$

$$K_m(z) = ku^*z \quad (1.21)$$

où $k = 0.4$ est la constante de von Karman, $u(z)$ est le module du vent à la hauteur z , z_0 est la hauteur (m) de rugosité aérodynamique pour la quantité de mouvement (hauteur à laquelle le vent s'annule) et u^* la vitesse de frottement définie par $\tau = -\rho u^{*2}$.

Dans le cas des couverts végétaux, il faut faire un changement de repère selon la verticale par translation de la hauteur de déplacement d , en remplaçant z par $z - d$ dans les équations (1.20) et (1.21). d est de l'ordre de 60 à 70% de la hauteur du couvert et z_0 compris entre 5 et 10% de celle-ci. $z_0 + d$ est désormais la hauteur à laquelle l'extrapolation du profil logarithmique de vitesse du vent au dessus du couvert s'annule. Le calcul des flux H et LE peut alors être réalisé par intégration des équations (1.18) et (1.19) entre deux niveaux atmosphériques z_1 et z_2 après avoir formulé l'hypothèse que les diffusivités turbulentes pour les flux de chaleur sensible et latente sont identiques à celle de la quantité de mouvement ($K_m = K_h = K_\nu$), c'est la théorie de similarité (Monin et Obukhov, 1954; Thom, 1975). On obtient dès lors :

$$H = -\rho_a c_p \frac{(T_2 - T_1)}{\int_{z_1}^{z_2} \frac{dz}{K_m(z)}} \quad (1.22)$$

et

$$LE = -\frac{\rho_a c_p}{\gamma} \frac{(e_2 - e_1)}{\int_{z_1}^{z_2} \frac{dz}{K_m(z)}} \quad (1.23)$$

L'écriture des flux selon l'analogie électrique (loi d'Ohm) permet d'écrire la résistance aérodynamique aux transferts turbulents de chaleur $r_{a(z_1 \rightarrow z_2)}$ comme :

$$r_{a(z_1 \rightarrow z_2)} = \int_{z_1}^{z_2} \frac{dz}{K_m(z)} = \int_{z_1}^{z_2} \frac{dz}{ku^*(z-d)} = \frac{1}{ku^*} \ln \left(\frac{z_2 - d}{z_1 - d} \right) \quad (1.24)$$

L'expression de la résistance aérodynamique selon un profil logarithmique sous l'hypothèse de similarité a néanmoins une conséquence importante : les profils de pression de vapeur d'eau et de température entre les niveaux z_1 et z_2 où les flux associés sont considérés comme conservatifs vont aussi être de type logarithmique.

Cependant à l'intérieur et près du couvert végétal les profils de vitesse de vent, de température et de pression de vapeur d'eau s'écartent du profil logarithmique du fait de la structure des organes végétaux qui se comportent comme autant de freins aérodynamiques. Le problème est alors décomposé sous la forme suivante : la couche limite de surface est divisée en deux sous-couches : *la sous-couche inertielle ou dynamique* (partie supérieure au dessus du couvert) pour laquelle s'applique la théorie de Prandtl (équations précédentes) dont la caractérisation par z_0 et d sera définie par les propriétés structurales du couvert (Monteith, 1973; Shaw et Pereira, 1982; Perrier 1982; Choudhury et Monteith, 1988) et *la sous-couche rugueuse ou de transition* (partie inférieure s'étendant jusqu'à l'intérieur du couvert) au sein

de laquelle les relations précédentes ne s'appliquent plus (flux non conservatifs). Il est alors nécessaire d'introduire des paramétrisations des flux à partir des gradients (Choudhury et Monteith, 1988) ou basées sur d'autres principes (théorie lagrangienne, Raupach, 1989).

La difficulté dans la paramétrisation des flux de chaleur au sein du couvert végétal réside donc dans la définition du niveau atmosphérique inférieur (z_1) et des grandeurs d'échanges turbulents associées (diffusivité, vitesse du vent).

Une modélisation de la surface par *une seule couche* revient à adopter la solution de Monteith (1963) en définissant une température de surface aérodynamique T_{av} au niveau $d + z_0$ défini précédemment. Cette température est en fait l'extrapolation du profil logarithmique de température de l'air au niveau virtuel $z_0 + d$. L'expression de la résistance aérodynamique associée au flux H est alors obtenue à partir des équations 1.22 et 1.24 en remplaçant z_2 par le niveau atmosphérique de référence z_r (en pratique là où sont réalisées les mesures micrométéorologiques au dessus du couvert, très souvent $2m$) et z_1 par $z_0 + d$. Cependant Thom (1972) propose de modifier ces expressions en introduisant une résistance supplémentaire afin de prendre en compte l'efficacité moindre du transfert de chaleur (par diffusion). z_0 est alors remplacé par z'_0 (rugosité pour les transferts de chaleur inférieure à z_0) et T_{av} par T'_{av} (température aérodynamique pour le flux de chaleur sensible, Norman et al., 1995). La nouvelle résistance aérodynamique ainsi définie s'écrit comme :

$$r_{a(d+z'_0 \rightarrow z_r)} = r'_a = \frac{1}{ku^*} \ln \left(\frac{z_r - d}{z'_0} \right) = r_{a(d+z_0 \rightarrow z_r)} + \frac{1}{ku^*} \ln \left(\frac{z_0}{z'_0} \right) \quad (1.25)$$

Le transfert de chaleur latente pourrait suivre *a priori* le même formalisme puisqu'aucune différence entre les niveaux de sources de chaleur respective n'a pu être mise en évidence (Garrat et Hicks 1973, Brutsaert, 1982). Cependant, l'origine des deux types de flux n'est pas strictement la même puisque la transpiration des végétaux (transfert de chaleur sous forme de chaleur latente) se fait par les stomates à l'intérieur desquels la pression de vapeur d'eau est saturante. Le flux de chaleur latente s'écrit alors :

$$LE = \frac{\rho c_p}{\gamma} \frac{e_{sat}(T'_{av}) - e_a}{r'_a + r_s} \quad (1.26)$$

avec (r_s) une résistance de surface proposée par Monteith (1965) pour le modèle "big leaf". L'ensemble du couvert végétal est considéré comme une unique large feuille qui résiste aux transferts d'eau vapeur (transpiration et évaporation du sol). $e_{sat}(T'_{av})$ est la pression (Pa) de vapeur saturante à la température T'_{av} . Nous reviendrons plus en détail par la suite sur la paramétrisation de la résistance stomatique à proprement dit.

Cette représentation (*une seule couche*) des échanges de surface est contraignante puisqu'elle nécessite la définition d'une température moyenne de surface pour une source virtuelle à un niveau $d + z'_0$ qui varie nécessairement avec le comportement aérodynamique du couvert végétal. Dès lors, des approches *multicouches* et *multisources* ont été proposées (par exemple : Deardorff, 1978 ; Shuttleworth et Wallace, 1985 ; van de Griend et van Boxel, 1989). Celles-ci consistent à directement considérer les éléments de la surface en strates successives se comportant chacune comme des sources. En suivant l'analogie électrique, un schéma résistif entre les "potentiels" en présence est alors proposé.

Le modèle multicouche le plus simple est le *modèle bicouche* (comme le modèle SEtHyS)

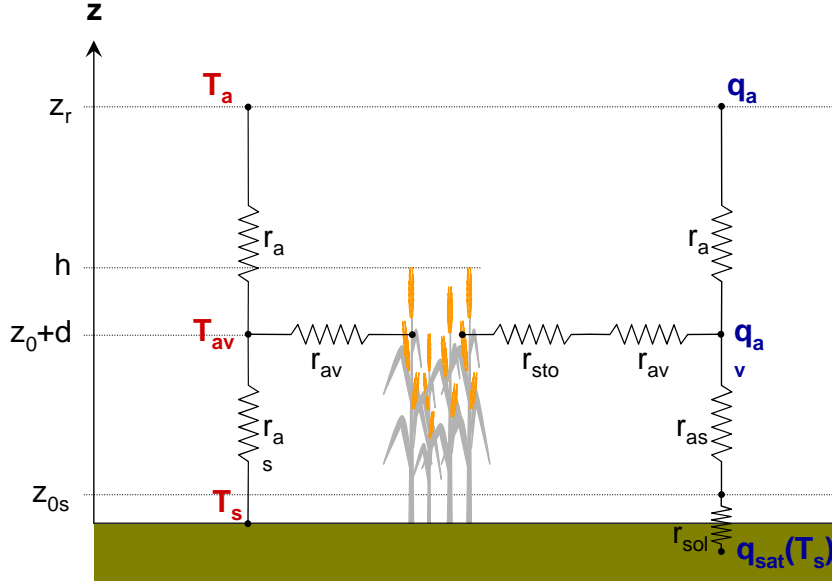


FIG. 1.3 – Schéma résistif représentant les échanges de surface

partageant la surface en une couche de sol et une couche de végétation. L'expression des flux s'écrit cette fois entre 4 nœuds du schéma résistif : le sol, l'air au sein du couvert, le couvert végétal lui-même et le niveau de référence atmosphérique, suivant Shuttleworth et Wallace (1985). La figure 1.3 présente ce schéma résistif.

L'expression correspondante des flux est décrite dans l'annexe A de l'article 1. Nous ajouterons simplement ici le choix de la paramétrisation des coefficients d'échange (résistances aérodynamiques, résistance de sol). Plusieurs autres paramétrisations basées sur un schéma résistif équivalent sont ainsi proposées dans la littérature, on distingue celles de Choudhury et Monteith (1987), Cowan (1968), Thom (1972), Shuttleworth et Gurney (1990), Lafleur et Rouse (1990) ou encore Sellers (1996). Une intercomparaison de ces paramétrisations a été récemment proposée par Demarty et al. (2002) concluant à un bon accord général entre ces paramétrisations quant au calcul de la résistance aérodynamique (et des flux turbulents totaux) entre l'air au sein du couvert et le niveau de référence atmosphérique bien que la partition entre la végétation et le sol puisse être très différente. Cependant, des différences de l'ordre de $2K$ sur la température aérodynamique ont été mises en évidence de nuit ainsi qu'une dispersion des valeurs de température de sol en fonction du calcul de la résistance aérodynamique au niveau du sol pouvant atteindre $2.5K$ à midi.

La modification du modèle de Shuttleworth et Wallace (1985) par Lafleur et Rouse (1990) est disponible et utilisée dans le modèle SEtHyS. Elle consiste à décrire le profil exponentiel de la vitesse du vent et la diffusivité turbulente au sein du couvert (indice ac), de hauteur h , avec un coefficient d'atténuation n dépendant du LAI ("*Leaf Area Index*" en anglais, défini comme la surface foliaire par unité de surface de sol exprimée en $m^2.m^{-2}$) :

$$u_{ac}(z) = u(h) \exp\left(-n(LAI)\left(1 - \frac{z}{h}\right)\right) \quad (1.27)$$

$$K_{ac}(z) = K_m(h) \exp\left(-n(LAI)\left(1 - \frac{z}{h}\right)\right) \quad (1.28)$$

avec

$$\begin{cases} n(LAI) = 2.6.LAI^{0.36} & \text{pour } 0.4 \leq LAI \leq 2.5 \\ n(LAI) = 1.87 & \text{si } LAI < 0.4 \\ n(LAI) = 3.62 & \text{si } LAI > 2.5 \end{cases} \quad (1.29)$$

Sur la base de ce profil exponentiel au sein du couvert et du profil logarithmique au dessus du couvert, en considérant que le profil considéré dans la sous-couche rugueuse (juste au dessus du couvert) est l'extension du profil logarithmique de la couche inertielle et en assimilant z'_0 à z_0 , les résistances aérodynamiques s'expriment comme suit :

– entre z_{0s} (rugosité aréodynamique du sol) et $d + z_0$,

$$r_{as(z_{0s} \rightarrow z_0+d)} = \int_{z_{0s}}^{z_0+d} \frac{dz}{K_{ac}(z)} = \frac{h \exp(n(LAI))}{n(LAI)K_m(h)} \left[\exp\left(-\frac{n(LAI)z_{0s}}{h}\right) - \exp\left(-\frac{n(LAI)(z_0+d)}{h}\right) \right] \quad (1.30)$$

– entre $d + z_0$ et z_r

$$r_{a(z_0+d \rightarrow z_r)} = \int_{z_0+d}^h \frac{dz}{K_{ac}(z)} + \int_h^{z_r} \frac{dz}{K_m(z)} = \frac{h}{n(LAI)K_m(h)} \exp\left(n(LAI)\left(1 - \left(\frac{z_0+d}{h}\right)\right) - 1\right) + \frac{1}{ku^*} \ln\left(\frac{z_r-d}{h-d}\right) \quad (1.31)$$

le dernier terme étant déduit de l'équation (1.24).

L'expression de la résistance aérodynamique au dessus du couvert (entre h et z_r) est écrite pour des conditions de neutralité thermique de la Couche Limite de Surface et pour la convection forcée. Des corrections des profils de diffusivité, de vitesse de vent et de température sont utilisées pour les cas de stabilité (Webb, 1970 ; Brutsaert, 1982) et d'instabilité (Paulson, 1970) modifiant ainsi la résistance aérodynamique entre $z_0 + d$ et z_r . Le caractère stable ou instable est défini par la valeur et le signe de la longueur de Monin-Obukhov définie par l'équation 1.32 :

$$L_{MO} = -\frac{\rho_a c_p T_a u^{*3}}{kgH} \quad (1.32)$$

où g est l'accélération de la pesanteur ($m.s^{-2}$) et H le flux de chaleur sensible.

Remarque : Pour les cas de forte stabilité, les équations précédentes décrivant les transferts turbulents par la convection forcée ne s'appliquent plus. La résistance aérodynamique

au dessus du couvert peut donc être mal estimée. Nous verrons par la suite la conséquence sur la simulation de la température de surface du sol par SEtHyS.

Les flux de chaleur rencontrent une résistance de couche limite foliaire, qui caractérise l'écoulement laminaire autour des feuilles (cas de diffusion moléculaire). Son expression est donnée (par unité de surface foliaire) par Jones (1983) :

$$r_{cl}(z) = A' \left(\frac{l_f}{u(z)} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1.33)$$

où A' est une constante intrinsèque aux propriétés moléculaires de l'air (prise égale à $100 \text{ m}^{-1} \cdot \text{s}^{\frac{1}{2}}$), l_f est la dimension de la feuille dans la direction du vent (approchée dans la modélisation par la largeur de la feuille). r_{cl} est donnée par unité de surface foliaire, il est donc nécessaire de la calculer pour l'ensemble du couvert en l'intégrant comme une multitude de résistances en parallèle sur la totalité de l'indice de surface foliaire (LAI). En supposant une répartition uniforme du LAI sur la hauteur du couvert végétal et en se basant sur l'expression du profil de vent au sein du couvert (équation 1.27), on obtient :

$$r_{av} = \frac{A' n(LAI)}{2LAI(1 - \exp(\frac{-n(LAI)}{2}))} \left(\frac{l_f}{u(h)} \right) \quad (1.34)$$

Pour les flux de chaleur latente, deux autres résistances doivent être prise en compte :

- la résistance du couvert, intégrant la résistance stomatique à la transpiration et la résistance à l'évaporation de l'eau libre sur les organes végétaux, est définie en fonction de la proportion d'eau libre à la surface des feuilles selon Monteith et Szeicz (1962). L'annexe A de l'article 1 détaille l'expression de cette résistance (équations A9, A16 et A17). Le terme de résistance stomatique (RST) fait l'objet d'une paramétrisation détaillée dans le modèle SEtHyS basée sur le formalisme de Sellers (1992, 1996). Cette résistance est en effet calculée à partir de l'activité photosynthétique et des pressions partielles de CO_2 et de vapeur d'eau à la surface de la feuille (Ball, 1988) sur la base d'un modèle biochimique (Farquhar et al, 1980 ; Collatz et al, 1991). Les facteurs limitants définissant cette résistance dépendent de l'efficacité photosynthétique régulée par la capacité photosynthétique de l'enzyme Rubisco (paramètre $Vmax_0$ dans SEtHyS), des conditions de température de la végétation et des conditions de stress hydrique et de luminosité au niveau du couvert.
- la résistance de surface du sol à l'évaporation qui limite l'évaporation du sol avec la diminution de la disponibilité en eau du sol (écart à la saturation). Cette résistance dépend du type de sol (de part sa texture) et de son humidité, Soarès et al. (1988) propose le concept d'évaporation limite du sol E_{lim} comme limite supérieure de l'évaporation par l'équation suivante définie de façon empirique :

$$E_{lim} = a_{Elim} \exp(b_{Elim} w_g^2) \frac{w_{sat}}{w_{sat} - w_g} \quad (1.35)$$

où a_{Elim} et b_{Elim} sont des constantes ajustées en fonction du type de sol, w_{sat} est l'humidité du sol à saturation et w_g l'humidité de la surface du sol. Cette définition de l'évaporation limite du sol a été légèrement modifiée dans le modèle SEtHyS par la formulation (A15) de l'annexe A de l'article 1 de manière à avoir une évaporation limite nulle lorsque w_g atteint l'humidité résiduelle w_{resid} .

1.2 Bilan hydrique et contenu en eau du sol

1.2.1 Quelques bases physiques

L'état énergétique de l'eau dans le sol est défini par la notion de potentiel. On ne retient en général que le potentiel hydrique (ou matriciel) définissant l'affinité de l'eau pour le milieu poreux que représente la matrice solide du sol et le potentiel gravitaire qui n'est autre que l'énergie potentielle de l'eau à une profondeur de sol donnée. Le potentiel osmotique dû à la présence de solutés dans l'eau ou le potentiel pneumatique lié à la pression de la phase gazeuse dans le sol sont en général négligés.

Le potentiel est en fait exprimé (en m) simplement sous la forme d'une charge hydraulique totale H_t comme la somme d'une charge de gravité z_g et d'une charge de pression matricielle (ou encore piézométrique) h_p :

$$H_t = z_g + h_p \quad (1.36)$$

Les transferts d'eau vont alors pouvoir s'exprimer à partir du gradient de potentiel hydrique selon la *loi de Darcy* et de la définition d'une conductivité hydraulique $K(w)$ ($m.s^{-1}$). Si on limite l'expression à sa composante verticale, le flux d'eau liquide s'écrit alors (loi de Darcy-Buckingham) :

$$q_l = -K(w) \left(\frac{\partial h_p(w)}{\partial z} + 1 \right) \quad (1.37)$$

où q_l est la densité de flux d'eau dans le sol (infiltration, diffusion et remontées capillaires) exprimé en $m.s^{-1}$.

Le transfert d'eau dans le sol peut aussi être sous forme gazeuse, l'expression de la loi de Fick appliquée au gradient de masse volumique d'eau vapeur (ρ_v) donne :

$$q_v = -\frac{D_v}{\rho_l} \frac{\partial \rho_v}{\partial z} \quad (1.38)$$

avec D_v , le coefficient de diffusion de l'eau vapeur dans l'air ($m^2.s^{-1}$), ρ_l la masse volumique d'eau liquide ($kg.m^{-3}$). Cette équation peut se mettre sous la forme :

$$q_v = -D_{vh} \frac{\partial h_p}{\partial z} - D_{vT} \frac{\partial T}{\partial z} \quad (1.39)$$

avec D_{vT} le coefficient de diffusion de vapeur d'eau associé au gradient thermique ($m^2.s^{-1}.K^{-1}$) et D_{vh} le coefficient de diffusion isotherme de vapeur d'eau ($m.s^{-1}$).

La continuité du flux d'eau en surface est déduite du bilan hydrique :

$$q_{surface} = (q_v + q_l)_{surface} = Pr - E_g \quad (1.40)$$

avec Pr le taux de précipitation et E_g le taux d'évaporation à la surface du sol. De façon générale, l'équation de continuité pour le flux d'eau dans le sol s'écrit :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = -\frac{\partial(q_l + q_v)}{\partial z} \quad (1.41)$$

ce qui permet d'écrire l'équation de Richards (1931) à une dimension (verticale) comme suit :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left((D_{vh} + K(h_p)) \frac{\partial h_p}{\partial z} + D_{vT} \frac{\partial T}{\partial z} + K(h_p) \right) \quad (1.42)$$

En négligeant le potentiel gravitationnel devant le potentiel matriciel (h_p) et en négligeant le flux q_v devant le flux q_l , on obtient l'expression simplifiée :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(K(h_p) \frac{\partial h_p}{\partial z} \right) \quad (1.43)$$

En définissant la capacité capillaire (m^{-1}) par :

$$C(w) = \frac{dw}{dh_p} \quad (1.44)$$

et la diffusivité hydrique ($m^2.s^{-1}$) comme :

$$D(w) = \frac{K(w)}{C(w)} \quad (1.45)$$

l'équation de Darcy devient :

$$q_l(z) = -D(w) \frac{\partial w}{\partial z} \quad (1.46)$$

ce qui permet d'exprimer l'équation de Richards :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(D(w) \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (1.47)$$

La représentation numérique de l'équation de Richards repose donc sur le formalisme utilisé pour calculer la diffusivité du sol. Le choix de cette représentation dans le modèle SEtHyS est présenté dans la partie suivante.

1.2.2 La modélisation des échanges hydriques

La représentation du sol dans le modèle SEtHyS est volontairement simple (2 couches) afin de limiter le nombre de paramètres requis pour sa description. Des modèles discrétisés plus détaillés comme par exemple SiB (Simple Biosphere, Sellers et al.,1986), SiB2 (Sellers et al.,1996), SiSPAT (Braud et al.,1995) ou PROGSURF (Acs et Hantel, 1998) se basent sur le formalisme plus complet de Milly (1982).

Le principe du formalisme "force-restore" décrit dans la partie 1.1.2 pour les échanges thermiques dans le sol a été étendu aux échanges hydriques (Deardorff, 1978). La couche de surface du sol (incluse dans la zone racinaire) et la zone racinaire sont chacune traitées en fonction de leurs processus propres d'échanges hydriques (précipitation, évaporation, transpiration, échanges ascendants ou descendants intercouche).

L'évolution des contenus en eau du sol pour la couche de surface du sol et la zone racinaire peut alors s'écrire de la façon suivante (les indices g et 2 se réfèrent respectivement à la couche de surface et à la zone racinaire) selon Deardorff (1978) :

$$\frac{\partial w_g}{\partial t} = -C_1 \frac{E_g + \alpha E_{tr} - Pr}{\rho_l d'_1} - C_2 \frac{(w_g - w_2)}{\tau_1} \quad (1.48)$$

et

$$\frac{\partial w_2}{\partial t} = -\frac{E_g + E_{tr} - Pr}{\rho_l d'_2} \quad (1.49)$$

Deardorff propose de prendre $\alpha = 0.1$ dans (1.48) pour tenir compte de l'extraction racinaire dans la couche de surface pour la transpiration (E_{tr}), nous prendrons $\alpha = 0.2 \frac{w_g - w_{resid}}{w_{max} - w_{resid}}$ de façon à moduler cette extraction racinaire par le contenu en eau dans la couche de surface. d'_1 est l'épaisseur de la couche de surface affectée par le cycle diurne du contenu en eau de surface et d'_2 est la profondeur au delà de laquelle le flux vertical d'eau est négligeable. C_1 et C_2 sont des constantes à ajuster localement avec des mesures expérimentales ce qui limite l'intérêt d'un tel modèle.

Bernard et al. (1986) proposèrent une expression basée sur l'équation de continuité du flux d'eau dans le sol en introduisant un terme de "pseudo-diffusivité" $C(w_g, w_2)$ basé sur la diffusivité $D(w_g, w_2)$ traduisant les échanges d'eau liquide à "l'interface" entre la couche de surface et la zone racinaire. L'expression du flux s'écrit alors :

$$q_{interface} = -D(w) \frac{\partial w}{\partial z} = -D\left(\frac{w_g + w_2}{2}\right) \frac{w_g - w_2}{\frac{dp_2 - dp_1}{2}} \quad (1.50)$$

où dp_1 et dp_2 sont les profondeurs des couches de surface et racinaire. En se basant sur les expressions du flux en surface (1.40), du flux à l'interface (1.50) et sur l'équation de continuité (1.41) du flux dans la couche de surface entre les niveaux "surface" et "interface", l'équation d'évolution du contenu en eau de surface s'écrit :

$$\frac{\partial w_g}{\partial t} = -\frac{E_g - Pr}{dp_1} - C(w_g, w_2)(w_g - w_2) \quad (1.51)$$

où

$$C(w_g, w_2) = \frac{2D\left(\frac{w_g + w_2}{2}\right)}{(dp_2 - dp_1)dp_1} \quad (1.52)$$

L'équation d'évolution du contenu en eau de la couche racinaire en supposant le flux nul à la limite inférieure s'écrit :

$$\frac{\partial w_2}{\partial t} = -\frac{E_g + E_{tr} - Pr}{dp_2} \quad (1.53)$$

La diffusivité hydrique utilisée dans les équations précédentes, définie comme le rapport de la conductivité hydraulique par la capacité capillaire (1.45), elle-même définie par (1.44)

est modélisée dans SEtHyS selon la formulation de Van Genuchten (1980). Les transferts d'eau dans le sol nécessitent, en effet, la définition de deux fonctionnelles : *la courbe de rétention* reliant le potentiel hydrique au contenu en eau et celle reliant *la conductivité hydraulique* au contenu en eau basée sur des relations de type puissance (Brooks et Corey, 1964 ; Campbell, 1974 ; Van Genuchten, 1980) plus couramment utilisées dans la modélisation TSVA ou exponentielle (Gardner, 1958).

La paramétrisation de la courbe de rétention proposée par Van Genuchten (1980) s'écrit :

$$\frac{w - w_{resid}}{w_{sat} - w_{resid}} = \left(1 + \left(\frac{h_p}{h_g} \right)^{n_{VG}} \right)^{m_{VG}} \quad (1.54)$$

où h_g , n_{VG} et m_{VG} sont des paramètres d'échelle et de forme ajustés par des mesures expérimentales. Haverkamp et al. (1998) et Zammit et al. (1999) ont montré que n_{VG} et m_{VG} peuvent être déterminés à partir de la distribution de taille des particules de sol. Ces deux paramètres étant reliés entre eux selon l'hypothèse de Burdine (1953) :

$$m_{VG} = 1 - \frac{2}{n_{VG}} \quad (1.55)$$

ou selon l'hypothèse de Mualem (1976) :

$$m_{VG} = 1 - \frac{1}{n_{VG}} \quad (1.56)$$

C'est cette hypothèse que nous utiliserons pour les simulations de SEtHyS en accord avec Van Genuchten (1985). La validité de cette courbe de rétention pour le régime sec a été remise en question (Chanzy, 1991). Braud et Chanzy (2000) proposent, selon l'approche de Ross et al. (1991), une expression de cette courbe de rétention selon la formulation de Van Genuchten et sous l'hypothèse de Burdine. Cette modification consiste à ajouter un terme supplémentaire pour une valeur de potentiel inférieure à une valeur critique de telle sorte que le potentiel soit inférieur à celui déduit de (1.54) pour les faibles humidités. Cependant cette extrapolation pour le régime sec nécessite l'ajout de trois nouveaux paramètres. Il faut par ailleurs vérifier la continuité et la dérivabilité de la courbe de rétention pour la valeur critique du potentiel entre les régimes sec et humide. Par simplification nous n'utiliserons pas dans la suite cette extrapolation de la courbe de rétention pour le régime sec bien qu'elle soit en option dans le modèle SEtHyS. La méthode itérative permettant le calcul de la dérivabilité et de la continuité est celle de Newton-Raphson utilisée par Braud et Chanzy (2000).

La conductivité hydraulique proposée par Van Genuchten (1980) s'écrit :

$$K(w) = K_{sat} \left(\frac{w - w_{resid}}{w_{sat} - w_{resid}} \right)^{\frac{1}{2}} \left(1 - \left(1 - \left(\frac{w - w_{resid}}{w_{sat} - w_{resid}} \right)^{\frac{1}{m_{VG}}} \right)^2 \right) \quad (1.57)$$

où K_{sat} est la conductivité hydraulique à saturation.

L'expression de la diffusivité hydrique est enfin déduite de (1.44), (1.54) et (1.57).

1.3 La température de surface : transfert radiatif dans l'infrarouge thermique

La définition de la température de surface n'est pas triviale et fait souvent l'objet d'approximations. Nous avons vu précédemment (partie 1.1.3) que pour le calcul des flux de surface, la définition d'une température "moyenne" à un niveau $z'_0 + d$ (à déterminer) dans le couvert végétal intégrant l'hétérogénéité de distribution au sein du couvert est nécessaire. Norman et al. (1995a et 1995b) et Norman et Becker (1995) définissent alors une *température aérodynamique* pour le flux de chaleur sensible T'_{av} .

Lorsque la surface est représentée par un modèle bicouche (cas du modèle SEtHyS) pour lequel une température de la végétation T_v et une température du sol T_{sol} sont définies, la température aérodynamique peut alors être directement déduite à partir des températures et résistances définies en 1.1.3 par :

$$T_{av} = \frac{T_a/r_a + T_{sol}/r_{as} + T_v/r_{av}}{1/r_a + 1/r_{as} + 1/r_{av}} \quad (1.58)$$

Les flux peuvent alors directement s'exprimer à partir des températures T_v et T_{sol} . Cependant, il faut que ces températures puissent être représentatives de la distribution des températures des éléments constitutifs de la végétation d'une part et du sol de l'autre.

Le problème réside donc dans l'estimation et la mesure de ces températures et par conséquent celle de la température de surface.

Becker et Li (1995) donnent plusieurs définitions de la température de surface pour des surfaces homogènes et hétérogènes :

- la *température thermodynamique* T_{st} est la température intrinsèque aux surfaces, elle est représentative de l'agitation thermique d'un milieu à l'équilibre thermique. C'est la température mesurée par le thermomètre localement. En effet, pour un milieu non isotherme, la température $T_{st}(x, y, z)$ varie selon la position (x,y,z) dans le milieu et correspond localement à l'énergie d'agitation moléculaire.
- la *température radiométrique* T_{sr} est définie par la télédétection à partir de la luminance spectrale émise par la surface $L(\lambda)$. Si $R(\lambda)$ est la luminance spectrale mesurée par un radiomètre et $B(\lambda, T_{sr})$ la luminance du corps noir (loi de Planck) à la température T_{sr} , on obtient alors :

$$R(\lambda) = \epsilon_{s\lambda} B(\lambda, T_{sr}) + (1 - \epsilon_{s\lambda}) R_{at\downarrow}(\lambda) \quad (1.59)$$

où $\epsilon_{s\lambda}$ est l'émissivité spectrale de la surface, $R_{at,\downarrow}(\lambda)$ est la luminance spectrale hémisphérique émise par l'atmosphère vers la surface (les luminances spectrales sont exprimées en $W.m^{-2}.sr^{-1}.m^{-1}$).

Lorsque la surface est homogène et isotherme, les températures thermodynamique et radiométrique sont équivalentes, ce qui n'est en principe jamais le cas pour l'étude des couverts végétaux.

Si on associe la luminance mesurée par un radiomètre à une *température apparente*, on définit alors une *température de brillance* spectrale (K) pour la surface, obtenue par inversion de la loi de Planck, ce qui revient à considérer la surface comme un corps noir :

$$T_B(\lambda) = B^{-1}(R(\lambda)) \quad (1.60)$$

Cette température intègre ainsi le terme de réflexion de la luminance atmosphérique par la surface.

Pour l'étude présentée dans la suite, nous utilisons cette température de brillance. L'avantage est qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser l'émissivité de surface pour l'évaluer puisqu'elle est "directement" mesurable par radiométrie et qu'elle intègre les variations spectrales et angulaires de celle-ci. Ces variations ne sont pas négligeables comme ont pu le montrer Salisbury et d'Aria (1992) au cours de mesures intensives sur des éléments végétaux. Ainsi, des feuilles très chlorophylliennes présentent un maximum d'émissivité aux alentours de $12.4\mu m$, alors qu'il peut être proche de $8.5\mu m$ pour des feuilles sénescentes, écorces ou des litières et voisin de $10.1\mu m$ pour certains lichens.

De même, les variations angulaires (zénithales et azimutales) peuvent être importantes (sols nus et végétation). Labed et Stoll (1991) ont montré la décroissance de l'émissivité avec l'angle zénithal, cette décroissance étant accentuée dans le cas de sols agricoles même pour de faibles angles d'observation. Lagouarde et al. (1995) rapportent d'autre part des résultats similaires dans le cas d'un sol nu et parfaitement lisse pour lequel la géométrie ne joue pas. Les travaux de thèse de Coret (2002) montrent par ailleurs l'effet de l'anisotropie de l'émissivité sur la luminance directionnelle de surfaces hétérogènes de sols nus ou de végétation. Récemment, Sobrino et al. (2005) mirent en évidence la forte dépendance angulaire de l'émissivité pour des couverts végétaux épars et bas alors qu'elle est négligeable pour des couverts denses. Leur étude repose sur l'hypothèse que le sol et les feuilles ont un comportement lambertien.

Du point de vue de la modélisation, il apparaît donc nécessaire de pouvoir relier la température associée aux sources de chaleur composant la surface à une température représentative de l'ensemble de la surface et qui plus est de pouvoir la relier à la mesure télédéteectée.

Ce lien est pris en charge par le modèle de transfert radiatif qui à partir des températures physiques des différents éléments de la surface, de leurs propriétés électromagnétiques et de leur géométrie va calculer le rayonnement qui va être observé au dessus du couvert dans une direction et une bande spectrale données. Différents types de modèles existent. On distingue l'approche géométrique de l'approche radiative.

L'approche géométrique représente le milieu par une distribution spatiale d'éléments de forme géométrique simple (sphères, cylindres, parallélépipèdes) et de température donnée. La moyenne pondérée des températures apparentes des sections efficaces de ces éléments donne alors une température apparente d'ensemble. Ce type de modèle est particulièrement adapté au cas des cultures en rangs (Sutherland et Bartolic, 1977; Jackson et al., 1979; Kimes et Kirchner, 1983; Sobrino et Caselles, 1990; Snyder et Wan, 1998).

L'approche radiative (Ambartsumian, 1958; Kimes et al., 1980; Verhoef, 1984; Prévot, 1985; François et al., 1997, 2002; Hapke, 1993; Snyder et Wan, 1998) décrit les échanges de flux entre les éléments du milieu connaissant leurs températures thermodynamiques. Le milieu est décrit par une superposition de couches horizontales et turbides caractérisées par des paramètres physiques (LAI par exemple) et leur température et dont les propriétés optiques sont décrites par une approche probabiliste. Le rayonnement a ainsi une certaine probabilité,

dans une direction donnée, d'atteindre chaque couche. Cette probabilité est uniquement définie à partir d'une direction, d'une distribution des angles de feuilles et d'une densité foliaire (le LAI). Ces modèles sont bien adaptés aux couverts homogènes comme les cultures mais en général inadaptés à l'étude des milieux hétérogènes tels que les forêts.

Nous nous limitons à présenter ici le modèle de transfert radiatif pour le couvert végétal développé par François et al. (1997, 2002), modèle paramétrique, couplé au modèle SEtHyS pour simuler la température de brillance de la surface dans l'infrarouge thermique à partir des températures du sol et de la végétation (T_g et T_v) dans les conditions d'observation d'un radiomètre.

Ce modèle se classe parmi les modèles de transfert radiatif qualifiés de "turbides" avec une température pour le sol et une température pour la végétation. Il est basé sur le formalisme du modèle SAIL (Verhoef et al., 1984) qui est plus précis mais aussi plus complexe. Il considère la contribution de trois sources de rayonnement thermique : le rayonnement atmosphérique $R_{at\downarrow}$, le rayonnement émis par le sol ($L_g = \epsilon_g B(T_g)$) et celui émis par la végétation représentée par une feuille ($L_v = \epsilon_v B(T_v)$).

ϵ_g et ϵ_v représentent respectivement l'émissivité du sol nu et l'émissivité du couvert végétal. Ils sont considérés comme constants (le sol et le couvert végétal sont représentés comme des surfaces lambertiennes). Le rayonnement émis par la surface de façon directionnelle intégré sur un domaine spectral dans les grandes longueurs d'onde (tel qu'il serait mesuré par un radiomètre) peut alors s'écrire de façon générale comme :

$$R(\theta) = \tau_{to}(\theta)\epsilon_g B(T_g) + \omega_{to}(\theta)B(T_v) + (1 - \epsilon_{co}(\theta)) R_{at\downarrow} \quad (1.61)$$

avec $R(\theta)$ la luminance directionnelle émise par la surface (sol+végétation), $\tau_{to}(\theta)$ la transmittance directionnelle montante du couvert, $\omega_{to}(\theta)$ la fraction du rayonnement directionnel émis vers le haut par la végétation et $\epsilon_{co}(\theta)$ l'émissivité directionnelle de la surface. Différentes paramétrisations sont alors possibles pour ces coefficients. Il est d'abord nécessaire de définir une fonction de trou directionnelle qui correspond en fait à la probabilité qu'un rayonnement descendant vers la surface atteigne le sol. Cette fonction dépend de la distribution des angles de feuilles du couvert. François et al. (1997) propose une distribution sphérique bien adaptée pour les cultures et de nombreuses espèces et en particulier pour les graminées. Cette fonction s'écrit alors :

$$b(\theta) = \exp(-0.5LAI/\cos(\theta)) \quad (1.62)$$

avec θ l'angle zénithal.

L'intégration de cette fonction sur l'hémisphère supérieur permet d'introduire un facteur d'écran hémisphérique :

$$\sigma_f = 1 - \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} b(\theta)d\theta \quad (1.63)$$

qui après intégration numérique est approximé par :

$$\sigma_f = 1 - \exp(-0.825LAI) \quad (1.64)$$

Note : Les expressions des facteurs d'écran utilisés dans le visible et dans l'infrarouge thermique sont différents (cf. annexe A de l'article 1).

Le modèle prend en compte les réflexions multiples entre le sol et la végétation et prend en compte implicitement les effets de cavité par le fait que ϵ_v ne représente pas l'émissivité d'une feuille mais celle du couvert végétal dans son ensemble (liés à la nature volumique de la végétation). Les coefficients $\tau_{to}(\theta)$, $\omega_{to}(\theta)$ et $\epsilon_{co}(\theta)$ peuvent alors s'exprimer en fonction de $b(\theta)$ et σ_f comme suit (François et al., 2002) :

$$\tau_{to}(\theta) = b(\theta) / (1 - (1 - \epsilon_g)\sigma_f(1 - \epsilon_v)) \quad (1.65)$$

$$\omega_{to}(\theta) = 1 - (1 - b(\theta))(1 - \epsilon_v) - ((1 - \sigma_f)(1 - \epsilon_g)b(\theta) + \epsilon_g b(\theta)) / (1 - (1 - \epsilon_g)\sigma_f(1 - \epsilon_v)) \quad (1.66)$$

$$\epsilon_{co} = 1 - (1 - b(\theta))(1 - \epsilon_v) - (1 - \sigma_f)(1 - \epsilon_g)b(\theta) / (1 - (1 - \epsilon_g)\sigma_f(1 - \epsilon_v)) \quad (1.67)$$

Le domaine sur lequel nous ferons l'intégration spectrale dans la suite pour le calcul de la température de brillance de la surface correspond à l'intervalle $[8 - 14]\mu m$.

Dans le modèle SEtHyS, les flux sont donc calculés à partir des températures de sol et de la végétation et la température considérée pour toute la surface est la température de brillance directionnelle calculée à partir du modèle de transfert radiatif décrit ci-dessus. L'annexe A de l'article 1 donne le détail du bilan radiatif calculé par SEtHyS au niveau du sol et de la végétation.

Conclusion :

Ce chapitre s'est attaché à présenter brièvement la représentation de la physique dans le modèle SEtHyS de façon à pouvoir analyser et discuter les résultats des expériences menées avec ce modèle et qui sont souvent largement dépendantes du choix de la simplicité ou de la complexité des processus représentés.

Chapitre 2

Apport de la température de surface infrarouge thermique (IRT) pour le suivi du bilan hydrique à l'échelle locale

Ce chapitre a pour but de décrire le contexte de notre étude, sa mise en oeuvre ainsi que les résultats obtenus quant à l'intérêt de la température de surface IRT pour le suivi des bilans énergétique et hydrique. L'étude est d'abord développée à l'échelle de la parcelle agricole plane et homogène (étude locale) avant d'être étendue à l'échelle du paysage hétérogène (Chapitre 4).

La problématique posée s'inscrit dans le contexte d'une étude de faisabilité de l'assimilation de la température de surface dans le modèle SEtHyS. Après un bref état de l'art sur l'intérêt de l'utilisation de la température de surface pour le suivi de l'état hydrique et des flux d'énergie à la surface, nous présentons l'approche proposée et l'application au niveau local sur la base de données Alpilles-ReSeDA (Baret et al., 2002; Oliso et al., 2002). Nous utilisons pour cette étude la température de brillance de la surface dans l'intervalle $[8 - 14]\mu m$ dans les conditions de mesures du radiomètre.

Nous présentons ensuite la faisabilité et les limites d'un étalonnage du modèle basé sur la seule connaissance de cette variable. Les conclusions et perspectives introduiront enfin le chapitre 3.

2.1 Enjeu de l'utilisation des données IRT pour caractériser et suivre les variables de surface - présentation de l'état de l'art

La variable température de surface présente un intérêt majeur pour le suivi ou le contrôle du bilan d'énergie et de masse à l'interface SVA. Cette variable intègre une information sur la répartition des flux de chaleur entre flux de chaleur sensible, latente et de conduction dans le sol ainsi que sur leur intensité et est donc reliée indirectement au contenu en eau du sol par les processus d'évaporation et de transpiration. La restitution des variables caractéristiques de la surface (contenu en eau de la couche superficielle de sol, de la zone racinaire, flux d'éva-

potranspiration, inertie thermique, stade phénologique du couvert végétal...) par la mesure de la température de brillance de la surface dans l'infrarouge thermique ($3 - 100\mu m$) crée une émulation scientifique intense en agronomie, hydrologie, météorologie depuis plusieurs décennies. Elle a d'ailleurs donné lieu à des approches très variées plus ou moins précises qui ont souvent suivi et orienté l'évolution, la conception de nouveaux capteurs ou la définition des spécifications de nouveaux instruments (en particulier celles des capteurs spatiaux). Nous illustrerons brièvement dans cette partie les différentes utilisations de la mesure de température de surface pour restituer l'humidité du sol et les flux de surface. Nous proposons de les présenter selon trois catégories entre lesquelles les limites sont parfois ténues pour certaines approches : (i) l'estimation directe des variables de surface par l'utilisation des données IRT télédétectées, (ii) l'utilisation des données IRT dans des équations (ou modèles) simples du bilan d'énergie à la surface (Energy Balance Model en anglais), (iii) l'assimilation de données ou l'optimisation de la variable IRT télédétectée dans les modèles de bilan d'énergie plus complexes décrivant l'évolution des variables de surface (comme les modèles TSVA).

- *L'estimation directe des variables de surface par l'utilisation des données IRT télédétectées*, nécessite une relation suffisamment directe entre la ou les variables de surface à restituer et la donnée IRT télédétectée.

Plusieurs approches sont envisagées basées sur l'utilisation de la *variabilité spatiale* dans le paysage naturel et de la *variabilité temporelle* des données IRT.

Exploitation de la variabilité spatiale

Des méthodes d'estimation de l'humidité du sol à partir de la télédétection se basent sur l'utilisation combinée de mesures acquises dans l'optique (domaines solaire et thermique), (Price, 1990 ; Carlson et al., 1994 ; Moran et al., 1994 ; Gillies et Carlson, 1995). Celles-ci consistent à expliquer la variabilité spatiale de température observée dans le paysage naturel par l'humidité du sol pour une fraction végétale donnée. Cette fraction végétale ou *fcover* en anglais est déterminée par la mesure d'un indice de végétation par exemple, le *NDVI* ou *Normalized Difference Vegetation Index* défini comme le rapport de la différence sur la somme des réflectances mesurées dans les bandes spectrales rouge et proche infrarouge. Cependant la relation *fcover* / *NDVI* n'est pas unique et dépend du type de végétation et du *LAI*. Sandholt et al. (2002) proposent une revue bibliographique complète de l'utilisation de la combinaison température de surface / *NDVI* pour caractériser l'humidité et les flux de surface . Ce type de méthode n'est pas toujours précis, les résultats obtenus peuvent en effet être normalisés par l'utilisation d'équations semi-empiriques du bilan d'énergie (Moran, 1994) ou de modèles TSVA (Carlson et al., 1990, 1995 ; Gillies et Carlson, 1995 ; Gillies, 1997) qui permettent de normaliser les relations par rapport aux conditions atmosphériques et donc de pouvoir suivre de façon temporelle les bilans d'énergie et d'eau à la surface. Ces méthodes donnent des résultats intéressants sur les paysages homogènes en région semi-aride (Sandholt et al., 2002 ; Moran, 1994) mais aussi en zone tempérée (Gillies et Carlson, 1995).

Exploitation de la variabilité temporelle

Wetzel et al. (1984) et Wetzel et Woodward (1987) proposent et valident une relation statistique entre l'humidité du sol et les caractéristiques du cycle diurne de la température de surface. Celle-ci est déterminée par des tests de sensibilité des caractéristiques de cette température de surface sur les paramètres physiques d'un modèle de couche limite atmosphérique et de l'interface sol-atmosphère.

De la même façon, Van de Griend et al. (1985) proposent, à partir de simulations d'un modèle de bilan d'énergie et d'eau en surface, des courbes standard (en fonction du type de sol) permettant de relier les extrema du cycle de température journalier (minimum et maximum) de température de surface au contenu en eau du sol.

Des méthodes plus complexes basées sur la décomposition des séries temporelles de température de surface télédéetectée sont aussi proposées pour restituer le flux de chaleur dans le sol et potentiellement le contenu en eau de surface lié à l'inertie thermique (Verhoef, 2004). Le principe consiste à ajuster des paramètres dans des équations restituant les variables de surface ou le bilan d'énergie de la même façon que ce qui est présenté dans le paragraphe suivant.

- *L'utilisation des données IRT dans des équations (ou modèles) simples du bilan d'énergie à la surface* est une démarche souvent utilisée pour le couplage avec des modèles météorologiques, agronomiques ou hydrologiques à des échelles supérieures à l'échelle locale.

L'estimation du flux de chaleur latente a été proposée à partir de relations semi-empiriques l'exprimant à partir de la différence entre la température de surface et la température de l'air. Le principe a été largement utilisé (Idso, 1975; Jackson et al., 1977, 1987, 1988; Price, 1982; Seguin et al., 1982; Seguin et Itier, 1983; Klaassen et al., 1985; Menenti, 1989; Kustas, 1990; Lagouarde et Brunet, 1991; Caselles et al., 1992; Moran et al., 1994; Seguin et al., 1991, 1994; Courault et al. 1996; Bastiaanssen et al., 1998a, 1998b; Wang et al., 2001, 2006; Diak et al., 2004; Verstraeten et al., 2006).

Cette approche permettant d'exprimer les flux de chaleur journaliers au dessus de la surface avec une mesure instantanée de la température de surface est cependant très dépendante de l'échelle considérée et des hypothèses sur les conditions de surface (couverture végétale, homogénéité, disponibilité en eau ...). Les résultats sont aussi très dépendants des données météorologiques de forçage (température de l'air, vent principalement). L'accès au contenu en eau (Idso, 1975, Moran et al., 1994; Bastiaanssen et al., 1998a, 1998b) ou à un indice de disponibilité en eau (Verstraeten et al., 2006) à partir de ce type de méthodes semi-empiriques nécessite une autre source d'information pour les surfaces recouvertes de végétation (comme la réflectance spectrale) permettant de caractériser l'état de la surface. Le couplage à un modèle de bilan hydrique décrivant les transferts d'eau dans le sol (Courault et al., 1996) permet de suivre plus précisément le contenu en eau du sol en contrôlant l'évapotranspiration sur de longues périodes.

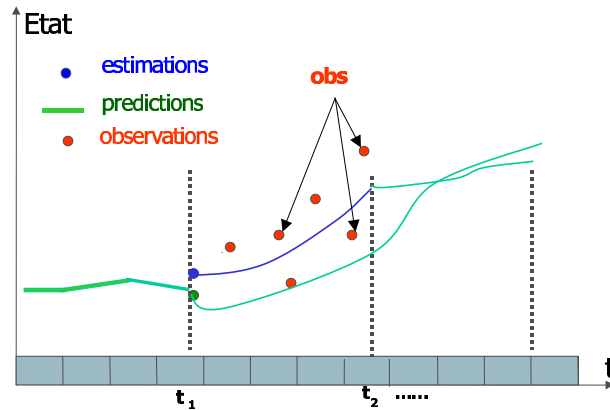


FIG. 2.1 – schématisation du principe de l'assimilation variationnelle

La démarche consistant à ajuster les paramètres par des méthodes numériques dans les expressions des flux de surface fût par ailleurs proposée par Raffy et Becker (1985, 1986) avec une technique de minimisation basée sur l'acquisition de la température de surface par télédétection IRT.

Le développement de modèles détaillés du bilan d'énergie et d'eau au niveau de la surface a ouvert le champ à une approche consistant à directement assimiler ou forcer les modèles (couplés à des modèles de transfert radiatif) avec les données IRT pour améliorer la simulation des flux de surface et du contenu en eau du sol.

- *L'assimilation de données ou l'optimisation de la variable IRT télédéteectée dans les modèles de bilan d'énergie plus complexes décrivant l'évolution des variables de surface* justifie sa place importante dans la communauté scientifique avec le développement des modèles numériques depuis le début des années 80. Le terme "assimilation de données" regroupe un certain nombre de méthodes avec des niveaux de complexité différents. Il peut s'agir soit de forçage ou d'optimisation de la variable IRT par *ajustement de paramètres* soit d'ajustement plus complexe de variables ou de paramètres par *assimilation séquentielle ou variationnelle* dont la mise en oeuvre correspond à un cadre mathématique plus complexe.

Ces deux dernières techniques sont utilisées dans les modèles numériques (météorologiques, hydrologiques, agronomiques). Le principe de *l'assimilation variationnelle* consiste à corriger l'initialisation et/ou les paramètres du modèle en ajustant les simulations aux mesures sur une fenêtre temporelle. Le modèle est d'abord considéré comme parfait dans le processus de minimisation puis ensuite en fonction de l'écart aux observations sur la fenêtre d'assimilation, un poids est affecté à l'ébauche (état initial de la simulation) afin de corriger la trajectoire du modèle selon les propriétés des erreurs de modélisation et d'observation.

L'assimilation séquentielle correspond quant à elle à l'ajustement ponctuel des variables et/ou des paramètres du modèle dès qu'une observation est disponible. Les

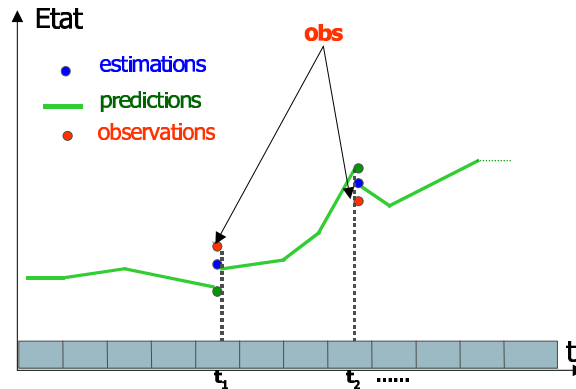


FIG. 2.2 – schématisation du principe de l'assimilation séquentielle

pois respectifs donnés à cette nouvelle observation et à la prédiction du modèle dépendent des caractéristiques de l'erreur du modèle et de l'erreur sur les observations. Une technique d'assimilation séquentielle couramment utilisée est le filtre de Kalman (1960) d'ensemble (EnKF, Ensemble Kalman Filter en anglais) pour les modèles non linéaires (Evensen, 1977).

L'ajustement de paramètres dans des modèles du bilan d'énergie en surface par l'optimisation de la température de surface a d'abord été envisagée avec l'assimilation de mesures "ponctuelles" ou instantanées dont la fréquence temporelle est faible et pas forcément régulière (Soer, 1980 ; Carlson, 1981 ; Hechinger et al., 1982 ; Carlson et al., 1986, 1990 ; Taconet et al., 1986, 1995 ; Vidal et al., 1987 ; Camillo, 1991 ; Brunet, 1991 ; Diak et Whipple, 1993 ; Kreis et Raffy, 1993 ; Ottlé et Vidal-Madjar, 1994 ; Norman, 1995 ; Zhang et al. (1995) ; Kustas, 1999 ; Olioso et al., 1996b, 1999 ; Li et al, 2006). Cette approche correspond en fait à une assimilation séquentielle de la température en attribuant le maximum de confiance aux observations. Les paramètres ou variables ajustés sont en général les résistances de surface (aérodynamiques, stomatiques) ou les contenus en eau. L'assimilation séquentielle de la température de surface a cependant ses limites puisque cette variable est caractérisée par une variabilité temporelle importante. Hors la faible répétitivité temporelle des mesures ou les problèmes de nébulosité ne permettent pas de suffisamment contraindre le bilan d'énergie par cette approche. L'assimilation variationnelle est donc plus adaptée pour les données ayant une plus grande fréquence temporelle (cas des capteurs actuels). Nous citerons dans la suite des exemples d'application aux modèles TSVA.

Les techniques d'ajustement utilisées ci-dessus reposent sur la minimisation des écarts entre température simulée et observée (optimisation) pour inverser les variables de surface (évapotranspiration, contenu en eau) ou ajuster les paramètres (résistances stomatiques et aérodynamiques, propriétés du sol et de la végétation) permettant de contrôler le bilan d'énergie et d'eau. On notera en particulier qu'un intérêt des modèles TSVA bicouches (sol et végétation sont différenciés dans le bilan), qui calculent les températures du sol T_g et de la végétation T_v , couplés à des modèles de transfert radiatif

est de pouvoir utiliser des mesures de température de brillance dans deux directions de visée (Norman, 1995 ; François, 2002 ; Jia, 2001, 2003 ; Menenti, 2001). Il est alors possible à partir de ces deux mesures indépendantes d'inverser les températures T_g et T_v et potentiellement les humidités de surface et de la zone racinaire.

L'assimilation variationnelle des données IRT dans les modèles TSVA pour le suivi des flux de surface et de l'état hydrique du sol est assez récente.

Calvet et al. (1998) ont utilisé l'assimilation variationnelle de la température de surface IRT dans le modèle TSVA ISBA (Interactions entre le Sol, la Biosphère et l'Atmosphère). Leur propos était l'ajustement des contenus en eau initiaux de la zone racinaire pour des couverts herbacés (jachères agricoles). Ils ont montré que la méthode avait un intérêt seulement en condition de stress hydrique pour un couvert végétal dense.

Jones et al. (1998) se sont intéressés à l'assimilation (interpolation optimale) des taux d'accroissement de la température de surface dans un modèle TSVA couplé à un modèle atmosphérique. Ils ont montré en particulier l'intérêt de leur méthode dans la restitution de la variabilité spatiale de l'humidité des sols à méso-échelle.

L'intérêt d'assimiler la température de surface et plus particulièrement la température de surface du sol dans un modèle de bilan d'énergie fut mis en évidence par Boni et al. (2001a, 2001b). Bien qu'ils n'utilisent pas la température de surface IRT, les résultats de leur méthode d'assimilation variationnelle (utilisant un modèle adjoint) méritent d'être mis en avant pour notre propos (Cf. chapitres 3 et 4). Ils montrent qu'une fenêtre de 3 heures autour du maximum de température journalier correspond à l'échantillonnage temporel le plus efficace pour l'estimation d'un indice d'humidité du sol.

Margulis et Entekhabi (2003) ont utilisé l'assimilation variationnelle de la température radiométrique de surface dans un modèle TSVA couplé à un modèle de couche limite atmosphérique. Là encore leur résultats montrent l'efficacité et la robustesse de cette approche pour estimer les flux de surface.

Caparrini et al. (2004) appliquèrent une technique d'assimilation variationnelle de la température de surface multi-capteur et multi-échelle. L'intérêt de leur approche était de pouvoir disposer d'une information à haute résolution temporelle afin de reconstituer le cycle diurne de la température. Les fractions évaporatives du sol et de la végétation ainsi que l'humidité du sol semblent restituées de façon satisfaisante.

L'ajustement ou l'étalonnage des paramètres des modèles de type TSVA par des méthodes d'optimisation rentre dans le cadre des techniques variationnelles puisqu'il s'agit de minimiser l'écart entre une trajectoire de modèle et une série d'observations sur une fenêtre temporelle. Parmi ces méthodes, les approches stochastiques d'étalonnage ont été largement utilisées ces dernières années. Récemment, Crow et al. (2003a, 2003b) et Demarty et al. (2004, 2005) ont montré l'intérêt de la température de surface pour améliorer le bilan hydrique de surface.

Enfin, dernièrement, Oliso et al. 2005 ont appliqué une procédure d'assimilation variationnelle de différents types de données (IRT, NDVI, coefficient de rétrodiffusion radar) dans le modèle TSVA ISBA pour ajuster le contenu en eau initial. Les résultats obtenus mettent en évidence que les données IRT sont bien appropriées pour contraindre

l'évapotranspiration et le contenu en eau racinaire aussi bien par cette méthode que par simple ajustement.

Les références ci-dessus ne sont évidemment pas exhaustives mais ont pour but d'illustrer le contexte dans lequel s'inscrit l'approche choisie pour ce travail. Nous présentons cette approche dans le paragraphe suivant.

2.2 Présentation de l'approche proposée

L'efficacité des modèles TSVA à simuler les variables du bilan d'énergie et de masse à la surface dépend de la connaissance liée à la représentation du sol, de la végétation mais aussi des incertitudes sur les conditions de forçage météorologique et radiatif ainsi que de la complexité du modèle. En effet, comme nous l'avons illustré dans le chapitre 1 ce type de modèle repose sur des paramétrisations de la représentation des processus physiques à l'échelle microscopique qui sont en fait des approximations pouvant être déduites de statistiques, de moyennes, d'hypothèses dépendantes de l'échelle de représentation. Les processus physiques représentés y sont de plus limités. Le choix des simplifications opérées dans ces modèles dépend en général de l'échelle et du contexte d'application (zone géographique, type de végétation, couplage avec des modèles de culture, météorologiques, hydrologiques ...). Il y a donc un compromis à établir entre la complexité des représentations dont découlera le nombre de paramètres à déterminer et la connaissance du contexte d'application du modèle, c'est à dire les données qui seront disponibles pour étalonner le modèle.

Dans notre cas, nous avons choisi de travailler avec les outils suivants :

- Une méthode d'ajustement des paramètres par une approche stochastique qui permet d'une part de faire une analyse complète de sensibilité quantifiant l'influence des valeurs des paramètres sur les variables de sortie et d'autre part de fournir un ensemble de solutions au problème d'optimisation ou d'étalonnage. Cette méthode a aussi comme atout sa simplicité de mise en oeuvre.
- Le modèle SEtHyS développé au CETP bien adapté à la simulation des couverts agricoles (couverts bas et homogènes) couplé à un modèle de transfert radiatif dans la végétation. La représentation du sol et des échanges hydriques dans le modèle SEtHyS est restée volontairement simple et conceptuelle puisque validée à plusieurs reprises lors de programmes expérimentaux en zones agricoles (Taconet, 1986 ; Ben Merhez, 1992 ; Ottlé, 1994 ; Oliosio, 1996). Nous discuterons de l'impact de cette représentation dans la suite. Cependant l'intérêt *a priori* est le nombre plus limité de paramètres par rapport à un modèle discrétisé.
SEtHyS est un modèle bicouche pour lequel "l'état" de la végétation et du sol sont calculés de façon distincte. L'intérêt principal est de pouvoir calculer la température de brillance directionnelle du couvert (sol+végétation) en fonction des températures propres des deux couches. La répartition des contributions du sol et de la végétation est ainsi intégrée dans le signal de température de brillance.

L'objectif principal du travail étant d'évaluer comment la connaissance de la température de surface à haute résolution temporelle permet de contraindre un SVAT comme le modèle SEtHyS, il est important de limiter le nombre de paramètres requis au fonctionnement du modèle, le problème "multi-paramètres, mono-variable" étant sous-dimensionné. Le modèle SEtHyS nécessite, dans la version utilisée pour cette étude, la prescription de 22 paramètres (nombre relativement faible pour un modèle TSVA) dont l'initialisation de 3 variables : les contenus en eau de la couche de surface w_{g_0} et de la zone racinaire w_{2_0} ainsi que la température profonde du sol T_{2_0} .

L'enjeu est donc d'ajuster les valeurs des paramètres pour le fonctionnement du modèle, le choix de la complexité ou de la simplicité du modèle selon les processus représentés étant fixé, le forçage météorologique et la dynamique de la végétation étant connus (LAI et hauteur).

L'étude que nous proposons est d'abord menée au niveau local (échelle de la parcelle agricole) sur la base de données Alpilles-ReSeDA. L'enjeu est de définir l'apport de la température de brillance IRT mesurée sur la bande spectrale $[8 - 14]\mu m$ dans l'étalonnage des paramètres du modèle. Le développement d'une méthodologie basée sur l'utilisation de la haute résolution temporelle de la température de surface peut alors être envisagée.

Les étapes principales que nous détaillons par la suite définissent le cheminement suivi dans ce travail :

- Une analyse de sensibilité des paramètres du modèle a d'abord été menée sur différentes périodes du cycle végétal (couvert de blé d'hiver). La mise en évidence des paramètres les plus influents du modèle sur les variables du bilan d'énergie et l'analyse de ces liens et de leurs variations temporelles est une étape primordiale pour le développement de la méthode d'étalonnage du modèle.
- L'étalonnage des paramètres du modèle à partir de différents jeux de variables a permis de définir le rôle et l'apport de la température de surface.
- La mise en oeuvre d'une méthodologie d'étalonnage basée sur la connaissance de la température de surface à haute résolution temporelle permettant de décrire le cycle diurne complet est alors envisagée.
- L'évaluation de cette méthodologie dans un contexte d'assimilation en continu de la température a pu être réalisée.
- L'adaptation de la méthode d'étalonnage au problème de la désagrégation spatiale de l'information satellite est enfin proposée.
- La validation et les perspectives d'intercomparaison des approches possibles constituent la dernière partie de ce travail en ouvrant sur la suite logique de cette étude.

Les 2 premières étapes sont détaillées dans ce chapitre. Le principe de l'analyse de sensibilité et de l'étalonnage ainsi que l'approche suivie et sa mise en oeuvre sur la base de données Alpilles-ReSeDA sont introduits ci-dessous comme préambule de l'article 1 (2.3).

Principe de l'analyse de sensibilité et de l'étalonnage

Les valeurs de certains paramètres du modèle (s'ils ne sont pas effectifs) dans un contexte d'application précis peuvent idéalement être déduites directement de mesures, d'ajustements sur des mesures ou de tables proposées dans la littérature. Néanmoins, la connaissance du contexte d'application est limitée et possède un certain degré d'incertitude. L'ensemble des processus représentés par le modèle est alors en partie ajustable par un jeu de paramètres. De plus, la relation entre le jeu de paramètres et les variables de sortie du modèle est non linéaire et varie selon les conditions de simulation (stade phénologique du couvert, saison, état hydrique du sol, forçage météorologique). L'interaction entre les paramètres sur les processus d'échanges représentés par le modèle est aussi largement dépendante des conditions de fonctionnement. L'ajustement du jeu de paramètres est donc la première étape permettant de compenser en partie les sources d'incertitudes précédemment citées.

Cependant, comment et sur quel(s) critère(s) les paramètres doivent-ils être ajustés ? La solution est-elle unique ? Quels sont les paramètres les plus influents ?

L'analyse de sensibilité est un outil permettant d'apporter des réponses à ces questions.

Plusieurs approches ont été envisagées :

- L'approche : *mono paramètre* qui consiste à faire varier un paramètre un paramètre à la fois en analysant la dérivée des variables de sortie par rapport aux valeurs de celui-ci. Cette approche a largement été utilisée mais ne tient pas compte des interactions entre paramètres et est fortement dépendante du contexte d'application puisque l'ensemble des paramètres à l'exception du paramètre libre sont fixés. On citera par exemple Wilson et al. (1987a, 1987b), Pitman et al. (1994), Gao et al. (1996) ou Cayrol et al. (2000) pour l'application sur des modèles TSVA.
- L'approche *multiparamètre* consistant à analyser la sensibilité des paramètres simultanément permet d'être moins dépendant du contexte d'application (pas de paramètres fixés *a priori*) et de tenir compte des éventuelles interactions entre paramètres. Il est alors possible, en faisant varier tous les paramètres en même temps, de détecter les combinaisons de paramètres dont les effets sont comparables sur les variables de sortie. Les paramètres peuvent alors être classés de façon statistique selon leur influence sur les variables de sortie. Plusieurs méthodes ont été proposées et appliquées sur des modèles TSVA :
Henderson-Sellers et al. (1992) ont proposé une méthode factorielle (Lettenmaier et al., 1996) pour analyser la sensibilité des paramètres du modèle BATS. La difficulté principale réside dans la spécification de la table d'échantillonnage de l'espace des paramètres définissant l'ensemble des simulations à réaliser pour l'étude. En effet, il est nécessaire de connaître à l'avance les principales interactions entre les paramètres

puisque cette méthode ne prend pas en compte leur interdépendance.

Collins et Avissar (1994) ont appliqué la méthode FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test, Cukier, 1978) sur le modèle LAID (Avissar et Pieclke, 1989). Ils testent avec un faible nombre de paramètres (10) plusieurs lois d'échantillonnage aléatoire de type Monte Carlo selon des distributions uniforme, normale et log-normale dans différents contextes d'application (forçage météorologique, couverture végétale ou sol nu). L'analyse de sensibilité des paramètres est déterminée par la variance des variables simulées décomposées en séries de Fourier. Cette méthode ignore aussi les interactions entre paramètres et nécessite une estimation *a priori* de leur structure de covariance (Bastidas et al., 1999).

L'analyse de sensibilité correspond à l'étude de l'influence des paramètres sur les variables de sortie du modèle ou plus précisément sur l'optimisation des variables de sortie (par rapport aux observations par exemple). L'idée que cette optimisation n'a pas une solution unique et qu'il est alors préférable de retenir plusieurs combinaisons de valeurs des paramètres est née en hydrologie donnant lieu à l'analyse de sensibilité régionalisée (RSA, pour Regionalized Sensitivity Analysis) par Young (1978), Spear et Hornberger (1980) et Hornberger et Spear (1981). Ces auteurs proposent une classification binaire des combinaisons de paramètres testées en combinaison "acceptables" et combinaisons "non acceptables" basée sur un critère d'acceptation/rejet. Beven (1993) propose le concept d'équifinalité avec la méthodologie GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation). Cette méthode fût appliquée par Franks et al. (1997) sur le modèle TOPUP (Beven et Quinn, 1994).

Sur ce même principe, Bastidas et al. (1999) ont amélioré et étendu la méthode RSA en proposant une méthode multiobjectifs (MOGSA : Multi Objective Generalized Sensitivity Analysis) permettant de prendre en compte une fonction de coût déterminée sur plusieurs variables de sortie simultanément. Ils appliquèrent la méthode au modèle BATS (Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme) de Dickinson et al. (1993) et montrèrent l'intérêt de leur approche par la cohérence des résultats obtenus sur deux sites d'application avec les propriétés physiques de ces différents environnements. L'intérêt de la méthode est aussi de réduire le nombre de paramètres avant d'étalonner le modèle.

Demarty (2001, 2004, 2005) adapta la méthode pour analyser la sensibilité des paramètres du modèle SiSPAT. Nous reviendrons par la suite sur cette étude.

Nous avons choisi de suivre cette approche avec le modèle SEtHyS puisqu'elle permet de prendre en compte les interactions entre paramètres et est bien adaptée aux problèmes "multi-réponses" (Les modèles TSVA pronostiquant un ensemble de variables caractérisant l'état de la surface).

L'étalonnage du modèle représente l'étape suivante qui consiste à définir de façon déterministe ou stochastique la solution ou l'ensemble solution du problème d'optimisation des variables simulées par le modèle sur un jeu de variables "référence" (en pratique ce sont souvent les observations disponibles). Le problème d'optimisation décomposé en analyse de sensibilité et d'étalonnage apparaît cependant difficile à résoudre de façon déterministe. Il est donc envisagé de manière stochastique.

Méthode stochastique

La manière la plus simple de mettre en oeuvre l'analyse de sensibilité et l'étalonnage selon la seconde approche est de réaliser un grand nombre de combinaisons aléatoires de valeurs possibles de paramètres.

A chaque paramètre peut être associé une gamme de valeurs possibles. L'ensemble des intervalles de départ, ou gammes initiales, définit un hyper espace des paramètres qu'il convient de balayer afin de construire l'espace des solutions. Pour chaque point de cet hyper espace des paramètres (combinaison de paramètres) le modèle définit un point de l'espace solution (simulation).

En pratique l'échantillonnage de l'espace de départ va déterminer "la forme" de l'espace d'arrivée. Ainsi, une approche stochastique simple consiste à échantillonner tout l'espace des paramètres avec une loi de probabilité uniforme (Monte-Carlo) avec le plus grand nombre possible d'échantillons. Nous avons choisi cette approche simple à mettre en oeuvre. A ce niveau, une loi d'échantillonnage de l'espace de départ peut être ajoutée (méthode du simple par exemple) pour améliorer l'efficacité de l'analyse.

En associant un "score" à chaque simulation réalisée, calculé à partir de l'écart entre la simulation et une référence attendue (mesures ou simulation de référence) il devient possible de classer les combinaisons de paramètres et de déterminer de façon statistique l'influence des paramètres sur le score associé à chaque simulation.

Cette étude nécessite néanmoins de définir au préalable un certain nombre d'éléments :

- *l'espace initial des paramètres*, consistant à attribuer une gamme de valeurs possibles pour chaque paramètre
- *l'échantillonnage de cet espace*, pour lequel nous choisissons un tirage aléatoire (Monte Carlo) suivant une loi uniforme
- *la fonction "score" ou fonction de coût*. Nous utilisons l'écart quadratique moyen entre les simulations et les observations (RMSE, Root Mean Square Error) :

$$RMSE(X_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_{X_j}} \left(\frac{(\hat{X}_i - \tilde{X}_i)^2}{N_{X_j}} \right)} \quad (2.1)$$

où \hat{X}_i et \tilde{X}_i sont respectivement la simulation et l'observation de la variable X_j au temps i et N_X , le nombre de pas de temps considérés pour la variable X_j . La fonction score est en fait le vecteur des $RMSE(X_j)$ pour l'ensemble des variables X_j pris en compte

- *un critère de séparation* entre les simulations "acceptables" et les simulations "non acceptables". La méthode de classification des simulations utilisée repose sur le rangement de Pareto. Les simulations sont classées par ensembles d'équivalence (rangs

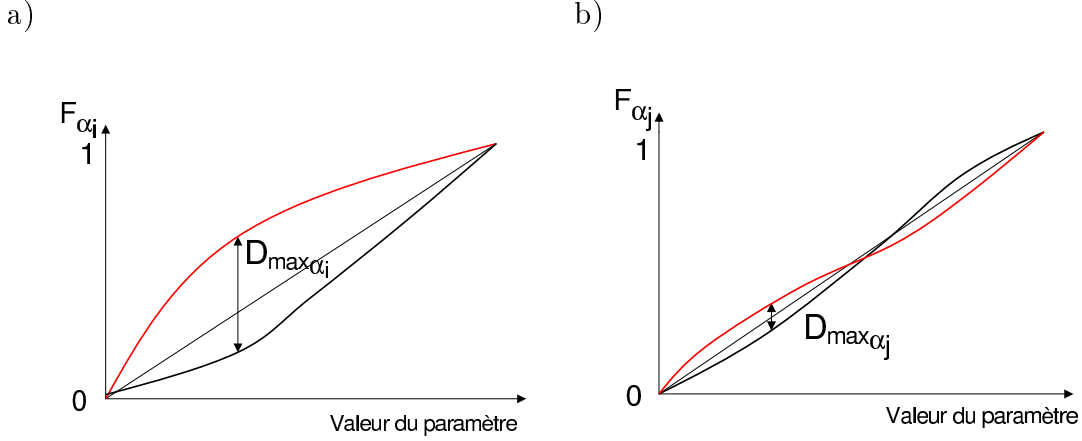


FIG. 2.3 – Fonctions de répartition cumulée dans le cas d'un paramètre sensible (cas a) et d'un paramètre non sensible (cas b) en rouge pour l'ensemble des simulations "acceptables" et en noir pour l'ensemble des simulations "non acceptables".

de Pareto). Un nombre minimum de simulations acceptables (fixé *a priori*) définit un rang seuil permettant alors de classer les simulations au sein des deux sous-ensembles. Bastidas et al. (1999) ou Demarty et al. (2002, 2004), par exemple, ont illustré graphiquement le rangement de Pareto dans leurs publications.

- *le calcul de la sensibilité des paramètres* est défini à partir des fonctions de répartition cumulées des valeurs des paramètres *a posteriori* sur chaque sous-ensemble (Figure 2.3). Si l'écart entre ces deux distributions est significatif, le paramètre auquel elles sont associées peut être considéré comme influent (sensible) pour les simulations (cas a) de la figure 2.3). Au contraire, un paramètre peu influent sera caractérisé par des distributions similaires (cas b) de la figure 2.3).

La distance de Kolmogorov-Smirnorff a été choisie pour mesurer la distance maximale entre les deux fonctions de répartition :

$$D_{max_{\alpha_i}} = \sup_{\alpha_i} |F(\alpha_i|B) - F(\alpha_i|\bar{B})| \quad (2.2)$$

avec

$D_{max_{\alpha_i}}$ la distance maximale entre les deux fonction de distribution cumulées ;

α_i un paramètre donné ;

$F(\alpha_i|B)$ la fonction de distribution cumulée sur l'ensemble des valeurs acceptables du paramètre ;

$F(\alpha_i|\bar{B})$ la fonction de distribution cumulée sur l'ensemble des valeurs non acceptables du paramètre.

Le test de Kolmogorov-Smirnorff appliqué sur cette distance permet de définir un niveau de significativité compris entre 0 et 1 par

$$P_{\alpha_i} = Q_{KS} \left[D_{max_{\alpha_i}} \left(\sqrt{N_e} + 0.12 + \frac{0.11}{\sqrt{N_e}} \right) \right] \quad (2.3)$$

avec

$$N_e = \frac{n_{(\alpha_i|B)} \cdot n_{(\alpha_i|\bar{B})}}{n_{(\alpha_i|B)} + n_{(\alpha_i|\bar{B})}}$$

le nombre effectif ($n_{(\alpha_i|B)}$ et $n_{(\alpha_i|\bar{B})}$ sont les nombres de simulations de chaque sous-ensemble), et

$$Q_{KS}(\lambda) = 2 \sum_{j=1}^{\infty} (-1)^{j-1} \exp(-2j^2 \lambda^2)$$

P_{α_i} définit donc la sensibilité du paramètre α_i . Bastidas et al. (1999) choisissent trois niveaux de sensibilité : P_{α_i} inférieure à 0.01, comprise entre 0.01 et 0.05 et supérieure à 0.05 selon lesquels le paramètre α_i est respectivement *fortement*, *moyennement*, ou *faiblement* sensible. Nous choisirons un seuil intermédiaire unique de 0.03 en dessous duquel le paramètre sera jugé sensible.

Demarty et al. (2004, 2005) ont proposé d'utiliser la comparaison des fonctions de distribution cumulée pour réduire la gamme de variation des paramètres sensibles vers la partie de la gamme privilégiée correspondant aux meilleures simulations. L'itération de ce processus a donné lieu à la méthode d'étalonnage MCIP (Multiobjective Calibration Iterative Procedure, Demarty et al., 2005) basée sur le principe de l'algorithme MOGSA.

Cette méthode plus simple à mettre en oeuvre que la méthode MOCOM-UA (Multiobjective Complex evolution global Optimization Method, Yapo et al., 1998) requiert surtout un nombre beaucoup plus faible de simulations et est en ce sens bien adaptée à notre propos.

Application sur la base de données Alpilles-ReSeDA

L'étude de sensibilité et d'étalonnage du modèle SEtHyS a été mise en oeuvre sur une parcelle de blé d'hiver dédiée à l'étalonnage des modèles TSVA (Oliosio et al. 2002a). Les mesures intensives réalisées sur cette parcelle ont été largement utilisées au cours d'une phase d'intercomparaison de différents modèles TSVA (Oliosio et al. 2002b). Cette parcelle a de plus été utilisée pendant le travail de thèse de J. Demarty (2001) et les résultats obtenus avec le modèle SiSPAT ont été publiés à deux reprises (Demarty et al., 2004, 2005). Mise à part l'importante utilisation de cette base de données, l'intérêt est bien sûr de disposer de mesures pour l'ensemble des variables du bilan d'énergie et d'eau simulé par les modèles. L'intérêt de cette parcelle d'étalonnage du programme Alpilles-ReSeDA est aussi de disposer de données de qualité qui ont fait l'objet de corrections au fur et à mesure de leur utilisation. Enfin, le blé est un type de couvert bas et homogène pour lequel le modèle SEtHyS est particulièrement bien adapté. L'étude locale sur cette parcelle est aussi cohérente avec la suite de notre travail, c'est-à-dire l'utilisation de la base de données CITRAM présentée au chapitre 4 dont les classes de végétation "blé" et "orge" représentent environ 65% de l'occupation des sols (pour l'année 2005).

La présentation de la base de données Alpilles-ReSeDA est détaillée dans la partie suivante (2.3).

Nous disposons de mesures des huit variables suivantes : température de brillance IRT, conte-

nus en eau du sol pour la couche de surface et la zone racinaire, flux de chaleur sensible, latente et de conduction dans le sol, rayonnement net et rayonnement solaire réfléchi, simulées par le modèle SEtHyS.

Plusieurs combinaisons d'optimisation simultanée de ces variables ont un intérêt pour déterminer l'apport de la mesure de la température de surface pour contraindre le modèle. La sensibilité des paramètres et la convergence de l'étalonnage vont alors être analysées en fonction de la présence ou non de la température de brillance (TIR T_B) dans le jeu de variables sélectionnées.

Nous nous proposons donc de déterminer quels sont les paramètres influents du modèle selon le stade de développement du couvert végétal, l'état hydrique de la surface et le forçage météorologique. En quoi la période d'analyse choisie influence-t-elle la sensibilité des paramètres et les résultats d'étalonnage ? En quoi la température de brillance de surface (TIR T_B) permet-elle d'améliorer la convergence de l'étalonnage ? Quels sont les paramètres les plus influents sur cette variable ? Et enfin celle-ci suffit-elle à contraindre les processus d'échange dominants selon le contexte d'application ?

La partie suivante présentée sous la forme d'un article publié dans la revue *Journal of Hydrometeorology* reprend la problématique afin de répondre à ces questions. Nous avons choisi trois périodes d'étalonnage de 20 jours caractéristiques du stade phénologique du couvert et présentant des états hydriques de surface et un forçage météorologique différents. L'analyse de sensibilité des paramètres montre que les paramètres influents sont cohérents avec les processus d'échanges dominants sur chaque période. D'autre part, un étalonnage multicritère sur chaque période caractéristique donne de meilleurs résultats qu'un étalonnage moyen (incluant les trois périodes caractéristiques) mais est aussi plus spécifique. Il est alors proposé de corriger la trajectoire du modèle en ajustant les paramètres du modèle de façon continue. La comparaison de deux scénarii multicritères incluant ou non la température de brillance dans le jeu de variables utilisées pour l'étalonnage met en évidence l'intérêt de cette variable dans le contrôle du bilan d'eau.

L'utilisation de la température de brillance IRT comme seule variable d'étalonnage dégrade cependant les résultats du fait des biais liés aux erreurs du modèle sur cette variable.

Néanmoins, les résultats des expériences d'étalonnage spécifique sur chaque période montrent que le bilan d'eau est potentiellement amélioré comparé à un étalonnage moyen (155 jours). Ce dernier point encourage le développement d'une méthode permettant d'extraire l'information contenue dans la dynamique de la variabilité journalière (cycle diurne) de la température de brillance et permettant de limiter l'impact de l'erreur "absolue" (instantannée) de la simulation de cette variable sur l'étalonnage du modèle.

2.3 Article 1 : *"Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual-source SVAT model"*

Contribution of Thermal Infrared Remote Sensing Data in Multiobjective Calibration of a Dual-Source SVAT Model

BENOIT COUDERT, CATHERINE OTTLÉ, AND BRICE BOUDEVILLAIN

Centre d'étude des Environnements Terrestre et Planétaires, IPSL/UVSQ, Vélizy, France

JÉRÔME DEMARTY

INRA Avignon, Unité CSE, Domaine Saint Paul, Site Agroparc, Avignon, France

PIERRE GUILLEVIC

Division Eau, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Bouguenais, France

(Manuscript received 14 March 2005, in final form 26 September 2005)

ABSTRACT

This study fits within the overall research on the usage of space remote sensing data to constrain land surface models (LSMs) (also called SVAT models for soil–vegetation–atmosphere transfer). The goal of this paper is to analyze the potential of using thermal infrared (TIR) remote sensing data for LSM calibration. LSMs are characterized by a large number of parameters and initial conditions that have to be specified. This model calibration is generally performed at a local scale by minimization between measurements and time series difference. Recent studies have shed light on the use of multiobjective approaches for performing calibration and for analyzing the model's sensitivity to input parameters. Such an approach has been implemented in the SEtHyS LSM (for "Suivi de l'Etat Hydrique des Sols," the French acronym for soil moisture monitoring) with the objective of assessing the information contributed by having knowledge of the remote sensing surface brightness temperature. For this purpose, the model calibration was performed in three different cases at field scale corresponding to different calibration design. The analysis of these numerical experiments permits the authors to show the contribution and the limits of TIR remote sensing data for LSM calibration, in various environmental conditions. The perspectives underline the potential of using a dynamic calibration methodology, taking advantage of the time-varying model parameters' influence.

1. Introduction

This paper discusses the possibilities of using TIR brightness temperatures to estimate the parameters of land surface models (LSMs). LSMs have been developed to represent the energy and mass transfers at the soil–vegetation–atmosphere interface. These models are widely used for meteorological, agronomical, or hydrological purposes at various temporal and spatial scales. Such models simulate the time series of surface variables like surface temperature, soil moisture, and surface energy fluxes, when provided with atmospheric

forcing and information about vegetation growth and surface hydrologic and thermal initial conditions. Since the scales of the physical processes are generally smaller than the space–time truncations of the models, the process representation is necessarily conceptual, and the water and energy transfers are described with simplified parameterizations. These parameterizations have generally been developed empirically and involve many parameters that can sometimes be measured locally. At a larger scale (like a heterogeneous general circulation model grid), most of these parameters are conceptual and can be estimated from the soil and vegetation characteristics with a large uncertainty. Therefore, there is a need to develop methodologies to estimate these parameters at a scale representing the physical processes in order to obtain the best prediction of the surface variables. It can be noted that the modeling

Corresponding author address: Benoit Coudert, Centre d'étude des Environnements Terrestre et Planétaires, IPSL/UVSQ, 10-12, Avenue de l'Europe, 78140 Vélizy, France.
E-mail: benoit.coudert@cetp.ipsl.fr

is approximately the same when applied at the local scale (field scale) or the grid scale of general circulation models (GCMs).

Remote sensing data can be useful for the model's calibration task because it provides information at a scale representative of the surface processes. This information can be used in soil-vegetation-atmosphere transfer (SVAT) models if the remote sensing signals are related to the surface parameters or variables. These relations are ensured by the radiative transfer models that simulate the remote sensing signals at the level of the space instruments: for example, brightness temperatures in the thermal infrared (TIR) or in the microwave domains or solar reflectances. Therefore, in order to constrain LSM with satellite data, it is important to develop numeric tools coupling SVAT models and multispectral radiative transfer models.

From all the space measurements available, TIR data have proved to provide valuable information for surface energy budget monitoring (Diak et al. 2004). In fact, with a given viewing direction, TIR domain radiometers are able to measure the surface emitted long-wave and the atmospheric radiations, both transmitted along the atmospheric path. A simple first-order modeling of the radiative transfer through the atmosphere and at the soil-canopy interface allows for the simulation of the directional spectral brightness temperature, which can be compared to radiometric measurements. It is important to note that the directional brightness temperature is the sum of all emitting object contributions within the instrument footprint. In the case of a vegetation cover, the emitted radiation is a complex composition of the contributions of the different elements of the surface, in a specific instrument viewing direction. Previous works have shown that this temperature may be approximated using a two-source (soil and vegetation) SVAT model and a simple radiative transfer representation (see, e.g., François 2002). The measurement of this temperature can therefore be related to soil and vegetation temperatures. With the directional effects resulting from different weights of the soil and the vegetation components, some authors have shown that bidirectional measurements are sufficient for retrieving both soil and vegetation temperatures (François et al. 1997; Menenti et al. 2001; Jia et al. 2003) or for estimating soil and vegetation fluxes (Norman et al. 1995).

In this study, our purpose is to evaluate the potential of TIR data for calibrating dual-source SVAT models. Since the soil and vegetation temperatures are determined by the energy and water transfers in the soil-vegetation-atmosphere continuum, the knowledge of these variables (or strongly linked ones like the direc-

tional brightness temperature) should be of interest for calibrating or constraining the associated physical processes. One of the difficulties is the dimensionality of the calibration problem. LSMs are characterized by a large number of parameters: for example, a simple SVAT model like the Interaction Soil Biosphere Atmosphere (ISBA) model (Noilhan and Planton 1989) contains 14 parameters, and a more complex scheme like version two of the Simple Biosphere Model (SiB2; Sellers et al. 1996) has 48 parameters to estimate. These parameters or initial states do not all have the same sensitivity and, thus, do not need to be estimated with the same accuracy. It is therefore important to identify the most influential parameters in order to reduce the dimensionality of the optimization problem and improve the calibration technique. Among numerous sensitivity analysis methods, multicriteria methods are well adapted to SVAT models because these models present many output variables, which are related to the different processes represented and to the different model parameters. Such an analysis allows for better understanding of the model functioning and the dominant processes during the studied time period. The multi-objective generalized sensitivity analysis (MOGSA; Bastidas et al. 1999) has been applied successfully in performing the sensitivity analysis of SVAT models. Moreover, the method may be extended to perform the calibration of the model, as suggested by Demarty et al. (2005). As a result, these authors proposed the multi-objective calibration iterative process (MCIP), which was used in this paper for analyzing the impact of the TIR brightness temperature on the model calibration. The purpose is to determine (i) how remote sensing TIR T_B is useful in model calibration and (ii) what physical processes can be constrained by the measurement of this variable during the whole crop growing and senescent period. Our dual-source SVAT model, SEtHyS (for "Suivi de l'Etat Hydrique des Sols," French acronym for soil moisture monitoring), was chosen and applied at field scale in the framework of the Alpilles-ReSeDA (Remote Sensing Data Assimilation) experiment (Oliosio et al. 2002a; <http://www.avignon.inra.fr/reseda/base/>), for which all variables to implement, run, and calibrate the model as well as TIR data were available. The methodology is based on numerical calibration experiments for four time periods corresponding to different surface, climate, and vegetation conditions. It is applied to three scenarios corresponding to different uses of input calibration data:

- Scenario 1: Surface fluxes, reflected solar radiation, soil water contents, and TIR brightness temperatures are used for the calibration.

- Scenario 2: Same as scenario 1 but without TIR brightness temperature.
- Scenario 3: TIR data only are used for calibration.

After a brief description of the SetHyS model and the database (section 2), the methodology and the framework of the numerical experiments are presented (section 3). Section 4 focuses on the results of scenario 1. The calibration results of both scenarios 1 and 2 are discussed in section 5. Finally, section 6 presents the conclusions and the perspectives on the use of TIR data to calibrate SVAT models and proposes a methodology to take advantage of all information contained in the brightness temperature measurement.

2. The SetHyS model and the Alpilles ReSeDA database

a. The model

The SetHyS model (presented in appendix A) is a SVAT coupled with a radiative transfer model in the visible and infrared domains, where vegetation is considered as a semitransparent and turbid medium (Beer-Lambert approach), taking into account a multiple reflection between the soil and the canopy. This one-dimensional modeling of water and energy surface fluxes simulates the thermal infrared surface temperature and the soil water content at field scale.

Two sources, the soil and the overlaying vegetation, are separately considered to solve the mass and energy budgets. Soil is divided into two layers: a thin surface layer and the total root zone.

The formalism of the model is the same as in Dardorff (1978) for the computation of the fluxes and the state variables: ground and canopy temperatures, specific humidity and air temperature inside the canopy, and soil water contents. The representation of photosynthesis with the calculation of the stomatal conductance is the same as the SiB model described in detail in Sellers et al. (1992, 1996).

The upper boundary conditions consist of atmospheric forcing: incoming radiation, precipitation, air temperature, specific humidity, and wind speed above the surface at the reference level $Z_a = 2$ m. Leaf area index (LAI), vegetation height, and field irrigation are also input data of the model. A prescription of the 22 input parameters (for vegetation, soil, and initialization) is required to run the model (a list is shown in Table 2).

b. Dataset

Data used to perform the different numerical experiments come from the Alpilles-ReSeDA program. This

field experimentation was initiated to improve evaluation of soil and vegetation processes from remote sensing data.

Numerous data were acquired over the Alpilles (southeast of France) flat crop fields area from October 1996 to November 1997. Data acquisition on specific fields dedicated to SVAT model “calibration” was more complete. In particular, we investigate in this study measurements from field 101, a winter wheat crop for which all the data to calibrate and run the SetHyS model over the whole growing and senescent period between days of experiment (DOE) 387 (21 January 1997) and 525 (8 June 1997) are available. The measurements performed on field 101 consisted of

- atmospheric forcing measurements performed by the central meteorological station at the center of the experimental site with a 15-s time step and an averaging period of 20 min (like the model time step). Air temperature, vapor pressure, and wind speed were measured at 2 m above the ground; rainfall and field irrigation were also measured and included in the forcing dataset as model input variables.
- latent and sensible heat fluxes obtained by means of the Bowen ratio (BR) method (over the whole simulation period) and the eddy correlation (EC) method (period 440–460). However, the BR-deduced heat fluxes presented some cases of overestimations (bias of $+15 \text{ W m}^{-2}$) and large scattering (rmse between 50 and 70 W m^{-2}) compared to EC-deduced heat fluxes. These fluxes have been reprocessed (Oliosio et al. 2002a).
- net radiation measurements, incident solar radiation, and reflected solar radiation performed at a 3-m height above the canopy. These data were intercalibrated between the different instruments used.
- thermal infrared surface temperature T_B obtained by measurement of upward canopy radiation in the 8–14- μm waveband with an 18.5° zenith angle and a 16° field of view. Bare soil and canopy emissivities in the 8–14- μm spectra were also measured.
- plant property measurements like green LAI or canopy height interpolated to daily values.
- soil measurements including soil moisture, soil water potential profiles, soil temperature, hydrodynamic and thermal properties, and soil hydraulic conductivity. Soil moisture profile was measured with neutron and capacitive probes. To dispose of measurements during all simulation periods, we have used neutron probe data between DOE 387 and 475 (rainfall episode) and capacitive probe data from DOE 476 to the end of the crop cycle (DOE 542). Textural data pedotransfer functions allowed determining the soil pa-

TABLE 1. Characteristics of the four simulation periods.

Period	DOE	LAI	Vegetation height (cm)
P1	387–407	0.21–0.56	12–16
P2	440–460	1.45–1.90	32–43
P3	505–525	1.52–1.60	69–72
P	387–542	0.21–1.9	12–74

rameters using a retention curve and hydraulic conductivity derived from Van Genuchten modeling (free parameters in the following study). Last, deep soil temperature was measured at different depths every 15 s and averaged over a period of 20 min.

Four different simulation periods (see Table 1) were investigated in order to check accuracy, efficiency, and behavior (parameter sensitivity) of the SEtHyS model under various atmospheric forcing and vegetation phenological conditions. Period P1 spreads over 20 days between 21 January and 31 January; it is the period with the lowest LAI values (bare soil with sparse canopy). Period P2 between 15 March and 4 April corresponds

to the wheat growing period with a regular soil drying (no precipitation). Period P3 between 19 May and 8 June is a well-developed canopy period and a senescent phase of wheat with very dry soil and two rainfall events (which occurred on DOE 519 and 523). Last, the period P includes the three previous periods and spreads over 155 days between 21 January and 25 June.

3. Presentation of the multicriteria analysis methodology

The SEtHyS model requires the specification of 22 parameters and initialization variables, listed in Table 2. In this section, the methodology used to perform model calibration is presented.

a. Global and multicriteria approach

The specification of the model’s parameters has a direct influence on the system response. Thus, the first step when one wants to run a LSM is its calibration. This calibration consists in the optimization (hereafter

TABLE 2. List of parameters and initial variables with their initial uncertainty ranges.

Name	Description (units)	Initial uncertainty range, all periods
Optical properties		
1	ϵ_g Bare soil emissivity	0.94–0.99
2	α_{sec} Dry soil albedo	0.225–0.35
3	α_{hum} Wet soil albedo	0.1–0.22
4	w_{inf} Moisture parameter for albedo calculation	0.15–0.29
5	w_{sup} Moisture parameter for albedo calculation	0.291–0.5
6	α_{sv} Vegetation albedo	0.16–0.32
Vegetation characteristics		
7	V_{max0} Leaf photosynthetic capacity (Rubisco) ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)	30–200
8	l_{gf} Dimension of the leaf along the wind direction (m)	0.01–0.08
9	k_{wstr} Empirical parameter for water stress calculation	0.01–0.1
Ground properties		
10	p_{hc} “Half critic” hydrologic potential (m)	–200–100
11	w_{max} Saturated soil water content ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	0.3–0.5
12	w_{resid} Residual soil water content ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	0.05–0.15
13	h_{VG} Scale factor in the Van Genuchten retention curve model (m)	–1.161–0.251
14	n_{VG} Shape parameter in the Van Genuchten retention curve model	1.168–1.331
15	K_{sat} Saturated hydraulic conductivity (m s^{-1})	2.4×10^{-8} – 2.7×10^{-6}
16	a_{Elim} Empirical parameter for limit evaporation	1–50
17	b_{Elim} Empirical parameter for limit evaporation	1–50
18	$\mathcal{F}_{\text{therm}}$ Correction coefficient of the volumetric soil heat capacity ($\text{J m}^{-3} \text{K}^{-1}$)	0.5–2
19	dp_2 Root zone depth (mm)	200–2000
Initial variables		
20	w_{g0} Initial soil surface water content ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	period 1/period 2/period 3 0.32–0.49/0.18–0.27/0.15–0.22
21	w_{r0} Initial root zone water content ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	0.30–0.46/0.26–0.39/0.20–0.30
22	bias_{T_2} Error in deep soil temperature (K)	$-2 < \text{bias}_{T_2} < +2$

minimization) of a cost function dealing with the model-simulated output and observation data divergence.

Several optimization techniques have been documented in the literature. Young (1978), Spear and Hornberger (1980), and Hornberger and Spear (1981) suggest keeping a set of parameter combinations as a solution of the optimization problem. Actually, searching for a unique global optimum is not satisfactory because of the parameter interactions, nonlinearities in the modeling, and observation uncertainties used in the calibration process. They propose to distinguish “acceptable” and “nonacceptable” combinations of the model parameters, with “acceptable” sets ensuring the higher model realism compared to the data observation reference. The general methodology is well known as the regionalized sensitivity analysis (RSA) or HSY algorithm according to the first letter of the author’s names. Yapo et al. (1998) extended the single-objective global optimization shuffled complex evolution algorithm from Duan et al. (1993), to a multiobjective version, filling in the gap by exploiting all useful information contained in the dataset. This methodology, called the MOCOM-UA algorithm (Yapo et al. 1998), was developed and applied in a hydrological model calibration context using two objective criteria (root-mean-square error and heteroscedastic maximum likelihood estimator). For the models that simulate different processes and output variables, it is important to perform both calibration and validation on multiple variables.

Therefore, Gupta et al. (1999) and Bastidas et al. (1999) developed a stochastic multiobjective approach using only one objective function (the rmse), but simultaneously taking into account several different surface variables. They applied a methodology called the multiobjective generalized sensitivity analysis (MOGSA) for studying multiobjective sensitivity analysis and calibration (with MOCOM algorithm) of a SVAT model, the biosphere–atmosphere transfer scheme (BATS; Dickinson et al. 1993).

This methodology has been applied by Demarty et al. (2004, 2005) on the Simple Soil Plant Atmosphere Transfer and Remote Sensing (SiSPAT-RS) model (Braud et al. 1995; Demarty et al. 2004) to analyze the model sensitivity and to propose a calibration methodology (MCIP; Demarty et al. 2005) for the parameters and the initial states.

b. Presentation of the MCIP methodology

1) *Definition of initial ranges* for each parameter: This task can be done from an a priori knowledge of the surface properties or from local measurements and an estimation of their temporal and spatial variability.

- 2) *Uniform random sampling* of the feasible parameter space: each parameter is drawn in the defined ranges (statistical Monte Carlo approach). An exception is for the hydraulic conductivity, for which the logarithm of the range values is sampled (very little values and large range). The saturated water content of the soil depends on the initial soil water contents to preserve the physical realism of the parameterization.
- 3) *Achievement of a set of simulations*: each parameter combination gives rise to a simulation (stochastic technique).
- 4) *Calculation of the cost function*: root-mean-square error between simulations and observations:

$$\text{rmse}(X) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\hat{X}_i - \tilde{X}_i}{n} \right)^2}, \quad (1)$$

where \hat{X}_i and \tilde{X}_i are, respectively, the simulated and observed variable at time i . The rmse is calculated on the n observations available for each monitored output variable considered.

- 5) *Pareto ranking* or simple sorting and partitioning of the simulations in acceptable or nonacceptable solutions: Construction of two ensembles of solutions is required.
- 6) *Detection of parameter sensitivity* by comparison of the maximal distance between the cumulative distribution of each parameter on both ensembles: The statistical Kolmogorov–Smirnov test relates this maximal distance to a probability value. The application of thresholds to this probability value permits one to quantify the degree of parameter sensitivity.
- 7) *Reduction of variation ranges* for the sensitive parameters: the ranges of other parameters are kept unchanged.

This methodology is a pure stochastic approach (easy to implement) whereas the MOCOM-UA algorithm combines the strengths of deterministic and stochastic techniques.

The iteration of the procedure described above, where reduced ranges at step 7 become the “new” ranges at step 1, achieves the model calibration. Sensitive parameter ranges are reduced iteration by iteration and the process stops when the decreases of the criteria ranges are all lower than 10%. A maximal number of 10 iterations was fixed to limit the computing time.

In our application, the criteria are the rmse of seven simulated variables: the directional surface brightness temperature T_B (K) over 8–14- μm spectra, the surface and root zone soil moistures w_g , w_2 ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$), the total latent heat flux over canopy LE (W m^{-2}), the ground

surface heat flux G (W m^{-2}), the sensible heat flux H (W m^{-2}), and the solar-reflected radiation aR_g (W m^{-2}). All of these variables have been measured during the Alpilles-ReSeDA field experiment.

4. Multiobjective model calibration

This section presents the application of the MCIP approach on the SetHyS model. The calibration dataset includes the measurements of seven simulated variables: T_B , w_g , w_2 , G , H , LE, and aR_g . Note that the latent heat flux (LE) is not used for calibration but to control the consistency of the results for this variable. Moreover, measurements of LE do not contain more information than H flux to constrain the energy balance. In the methodology described above, the rmse of surface fluxes and brightness temperature are calculated for a diurnal time period (24 h). To analyze the impact of the calibration period, different tests have been performed for the four time intervals (P, P1, P2, and P3) defined in section 2b.

The parameter ranges were fixed following values encountered in the literature, or according to the spatial variability of the measurements performed on the experimental site. For specific parameters or initial conditions an uncertainty of 20% was prescribed. These intervals are specified in Table 2. It is clear that the calibration results depend strongly on the initial ranges of uncertainty of the parameters. In this study the whole range of possible values encountered on the earth's surface has not been taken into account, as was done in Bastidas et al. (1999) and Gupta et al. (1999), because the goal of the paper is to show, in a specific climatic and environmental context, the impact of the dimension of the available calibration dataset on the optimization.

Within the four selected periods, initial parameter ranges were identical except for initialization variables whose initial ranges have been set to the experimental values with a 20% uncertainty. Note that the initial deep soil temperature (T_2) is actually an input variable derived from air temperature with a random error between -2 and $+2$ K, introduced to test the model sensitivity to T_2 .

Samples of 6000 simulations were used on each studied period. The size of the simulation set was deduced from different tests performed on the calibration methodology to obtain robust and constant results (increasing the number of simulations and resampling the feasible parameter space). Demarty et al. (2004) showed that a minimum sample size of 1500 simulations was required to eliminate the impact of initial parameter sampling on the sensitivity analysis results of the SiSPAT-RS model.

After the Pareto ranking of the simulations set, the number of selected ranks corresponds to a minimum of 150 simulations. Note that at each iteration, the set of simulations is homogenized and the parameter space is more precisely sampled because of the constant number of simulations (6000). Less than 10 iterations are generally necessary to converge.

a. Effect of the calibration period on parameter optimization

The analysis of the different calibration tests shows the impact of the dataset period on the model calibration. As expected, the sensitive parameters are different during the four simulation periods; the importance of the physical processes linked to the soil is larger on the periods P1 and P3. On the contrary, during the second period (P2), the vegetation has a larger impact on the surface fluxes. Such results agree with the conclusions of Demarty et al. (2004) with the SiSPAT-RS model using the same dataset. Their conclusion was that the model was sensitive to the parameters controlling water exchanges near the soil surface as well as in deeper soil layers according to the high evaporative demand of the atmosphere during this period. Consequently, the calibration process does not converge to the same solutions for each period and its evolution along the different iterations may be completely different.

As an example, Fig. 1 presents the result of the calibration tests for the five most sensitive parameters related to the transpiration flux:

$$V_{\max 0}, I_{\text{gf}}, dp_2, \alpha_{\text{sv}}, \text{ and } \mathcal{F}_{\text{therm}}$$

These parameters are key factors for water and energy transfers. Here $V_{\max 0}$ drives the photosynthetic capacity of the canopy and thus the transpiration rate, $\mathcal{F}_{\text{therm}}$ determines soil thermal properties and remains critical in the computation of the soil heat conduction flux, I_{gf} and α_{sv} are vegetation structural and optical properties, and finally, dp_2 is the amount of water available for transpiration (root zone depth); see section c in appendix Ac for more information about the model parameterizations. In the same figure, the variation of the parameter ranges along the iterative process (through the 10 iterations) for these five parameters are plotted for the long-term calibration period P (Fig. 1a) and the three short-term calibration periods (periods P1, P2, and P3 in Fig. 1b). The more sensitive a parameter, the faster the parameter range is reduced along the iterative process.

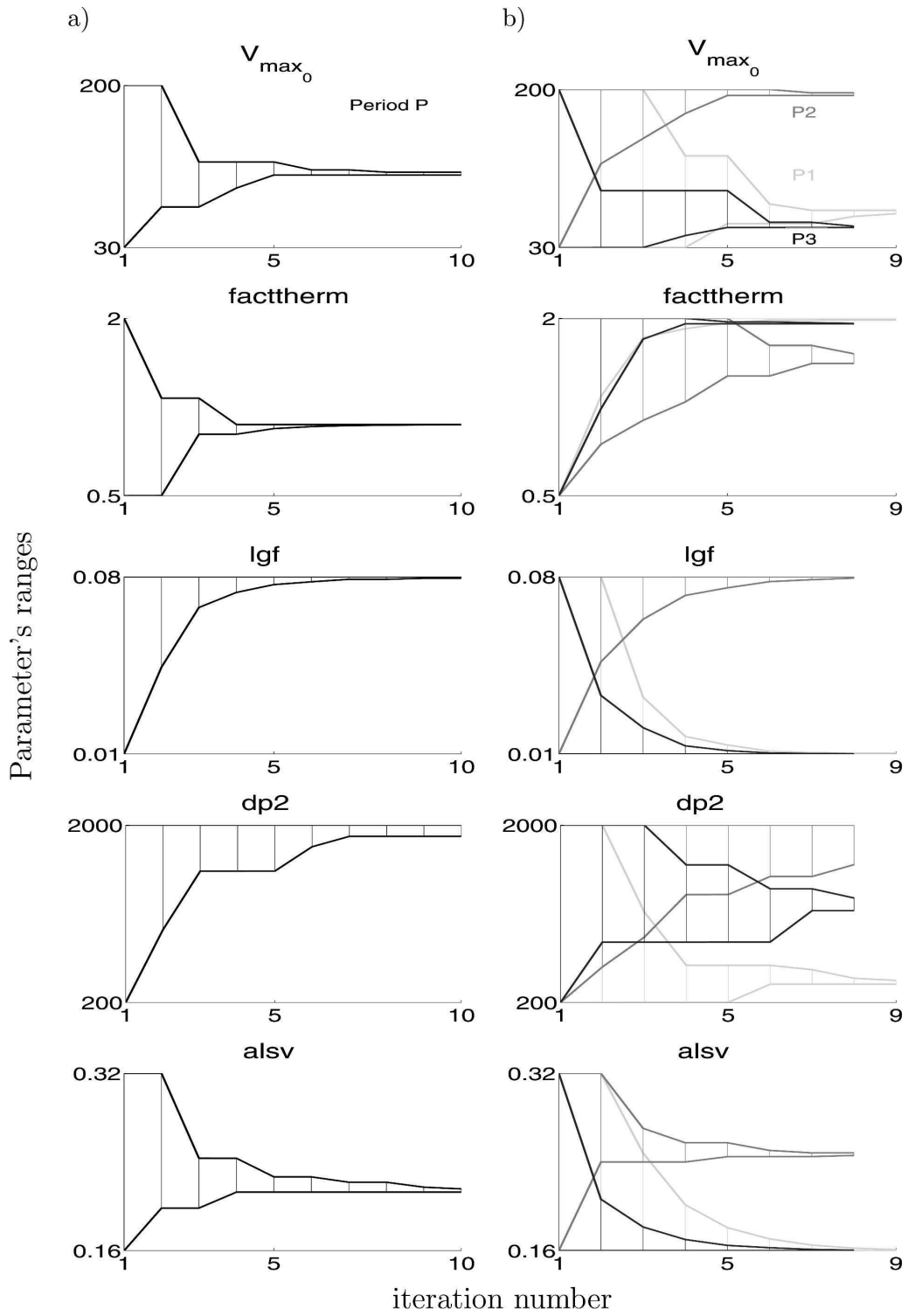


FIG. 1. Parameter range convergence with MCIP for the different periods of calibration (scenario 1): (a) period P; (b) periods P1, P2, and P3.

The main results of the calibration tests are the following: because of the varying surface conditions throughout the year (variation of the LAI and of the vegetation phenology), the surface processes have varying contributions: soil processes are more sensitive during periods P1 with low LAI values and P3 with senescent vegetation and low transpiration. Consequently, parameters like V_{\max_0} , l_{gf} , dp_2 , and α_{sv} are less sensitive (and on the contrary soil parameters like $\mathcal{F}_{\text{therm}}$ are more sensitive) in period P1 than in the other periods. Moreover, because of the strong precipitation events characterizing period P3, the parameters linked to the hydrodynamic transfers like K_{sat} and n_{VG} are more influential and may be better calibrated. It is worth noting that for all model parameters, and especially these five vegetation parameters, the calibration converges to coherent and realistic values. For example, V_{\max_0} reaches larger values in P2 than in P1 and lower values in P3 in accordance with the expected variations of the transpiration; l_{gf} , dp_2 reach lower values in P3 and P1 than in P2; the same is observed for the vegetation albedo α_{sv} ; finally $\mathcal{F}_{\text{therm}}$ calibrated values are larger in P1 and P3 than in P2 where parameter is less sensitive and cannot be calibrated. It is surprising to see that the calibration converges to the same values in period P3 as in P1 while senescent vegetation albedo should be larger than for green vegetation. In fact, it can be explained by the fact that the soil albedo converges to the lower limit of the uncertainty range prescribed; since these values are still too high to match the aR_g measurements, the calibration process tends to decrease the vegetation albedo and reaches the lower limit. These results allow us to show the caveats of the calibration methodology because of the strong dependence of the solution on the initial parameter ranges and on the respective parameter sensitivity to the calibration period. It is to be expected that a long-term calibration will lead to an average solution for the parameter set while a dynamic (short-term) calibration will allow us to better optimize the model simulation for the calibration period. In the latter case, time discontinuities in parameters values will appear from one calibration period to another. It is important to constrain (by a recursive or a preventive way) the parameter ranges to realistic values and to analyze the time correlations between the parameters. One way to limit the errors due to bad calibration (leading to unrealistic parameter estimates) of nonsensitive parameters would be to perform the calibration only on the most sensitive parameters or to guide the optimization process with an a priori solution, which would prevent the nonsensitive parameters from varying much.

b. Comparison of the model performances

The model performance obtained at the end of the calibration process has been compared for the four calibration tests in terms of the rmse and biases on all the variables that have been measured during the Alpillés-ReSeDA experiment, that is, on the six criteria used for the calibration (T_B , w_g , w_2 , G , H , and aR_g) as well as criteria on the latent heat flux LE and the net radiation R_n (not used for calibration). The results are summarized in Fig. 2 and Table 3. The statistics are calculated for the experimental dataset (the number of available data for each variable is noted in Table 3 column “ N data”).

Figure 2 presents the comparison of the rmse obtained during the three simulation periods, P1, P2, and P3, using the calibration set of parameters obtained from the long-term calibration period P, to the simulations obtained with the parameters optimized for the specific short-term periods (dynamic calibration). The results show the following.

- The model performs well in all cases; the rmse values obtained from the whole period as well as from the short-term periods are rather good: the surface fluxes, surface soil moistures, and brightness temperatures are well simulated with rmse values lower than 50 W m^{-2} for the surface fluxes.
- The model performances are generally better with the dynamic calibration except for some variables like the brightness temperature, which can be better simulated with the mean calibration sets. This can be explained easily by referring to the calibration results described above.
- During period P2, since the soil parameters are less sensitive, the calibration is mostly driven by the vegetation parameters, and the soil parameters can be estimated with less accuracy than in the long-term calibration test.
- During periods P1 and P3, on the contrary, the soil parameters determining the hydrologic and thermal transfers are better assessed and, consequently, the soil water content and ground heat flux are better simulated compared to the long-term calibration results.

Nevertheless, the results are quite satisfactory when compared to other SVAT model performances using the same dataset. As a matter of fact, an intercomparison of different SVAT models has been performed in the framework of the Alpillés-ReSeDA program. The results summarized in Oliso et al. (2002b) have been compared to ours. Table 3 gives the bias and rmse for the Alpillés experiment scenario 2 and for the SEtHyS simulation in the same conditions as Oliso et al.

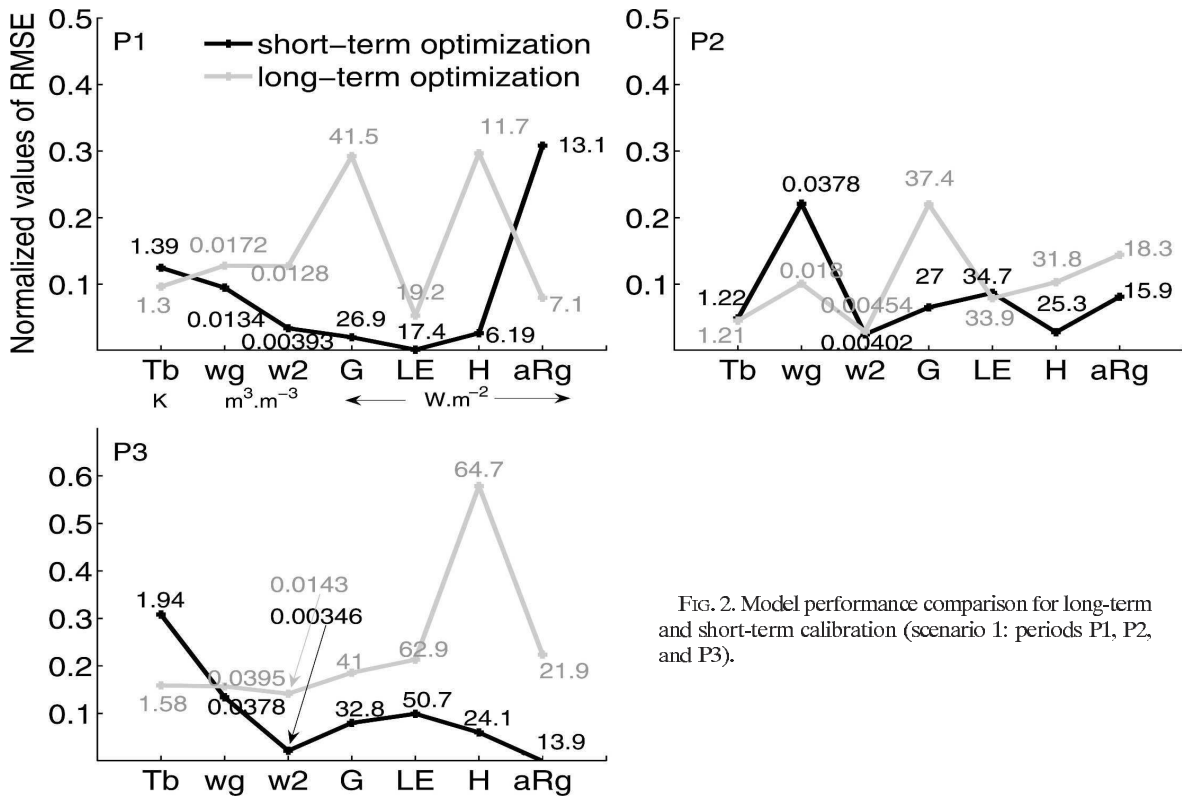


FIG. 2. Model performance comparison for long-term and short-term calibration (scenario 1: periods P1, P2, and P3).

(2002b) intercomparison program (i.e., model runs without calibration). They are compared to the long-term optimization (scenarios 1 and 3). Generally, the model performance is much better in our case when comparing with simple monolayer models, like ISBA (Noilhan and Planton 1989) or Modèle Agrométéorologique d'Evaporation et de Température (MAGRET; Lagouarde 1991), and about the same when comparing with complex multilayer models, like SiSPAT (Braud et al. 1995). Keeping in mind the expected measurement errors, which are around 30 W m⁻² for the surface fluxes (Oliosio et al. 2002a), the SetHyS model results turn out to be quite satisfactory. Results for calibration

scenarios 1 and 3 are shown as a comparison. The performance is improved (expected result) for the most complete calibration (scenario 1); scenario 3 is discussed in the next section.

Last, the time series in Fig. 3 show the model performances (DOE 405–415) after the period P1 (DOE 387–407). Surface fluxes LE and H are not shown because any measurement time series were available, and soil water contents are plotted from the beginning of period P1 to DOE 415 because of the few measurements and the low variation. Two simulations are plotted: the former is obtained with the short-term calibration for period P1 (plotted here in predictive mode from DOE

TABLE 3. Model performance for the Alpilles experiment long-term calibration: scenarios 1 and 3, DOE 387–542.

Criterion (rmse)	Scenario (long-term optimization: period P)						
	Scenario 1		Alpilles (scenario 2 without calibration)		Scenario 3		N data
	Bias	Rmse	Bias	Rmse	Bias	Rmse	
T_B (K)	6.8×10^{-2}	1.38	0.20	1.83	5.6×10^{-2}	1.23	10 903
w_2 (m ³ m ⁻³)	-9.3×10^{-3}	1.09×10^{-2}	1.78×10^{-2}	2.18×10^{-2}	1.48×10^{-2}	2.06×10^{-2}	9582
G (W m ⁻²)	-2.4	36.8	12.2	45.5	8.9	52.3	11 055
LE (W m ⁻²)	3.6	38.7	-12.4	46.7	-15.7	64.4	3358
H (W m ⁻²)	-3.7	34.9	-6.1	36.7	2.5	37.7	3358
R_n (W m ⁻²)	-6.6	33.9	-5.7	33.6	-10.4	33.4	11 118
aR_g (W m ⁻²)	-2.8	18.6	-1.6	17.2	3.2	20.9	5687

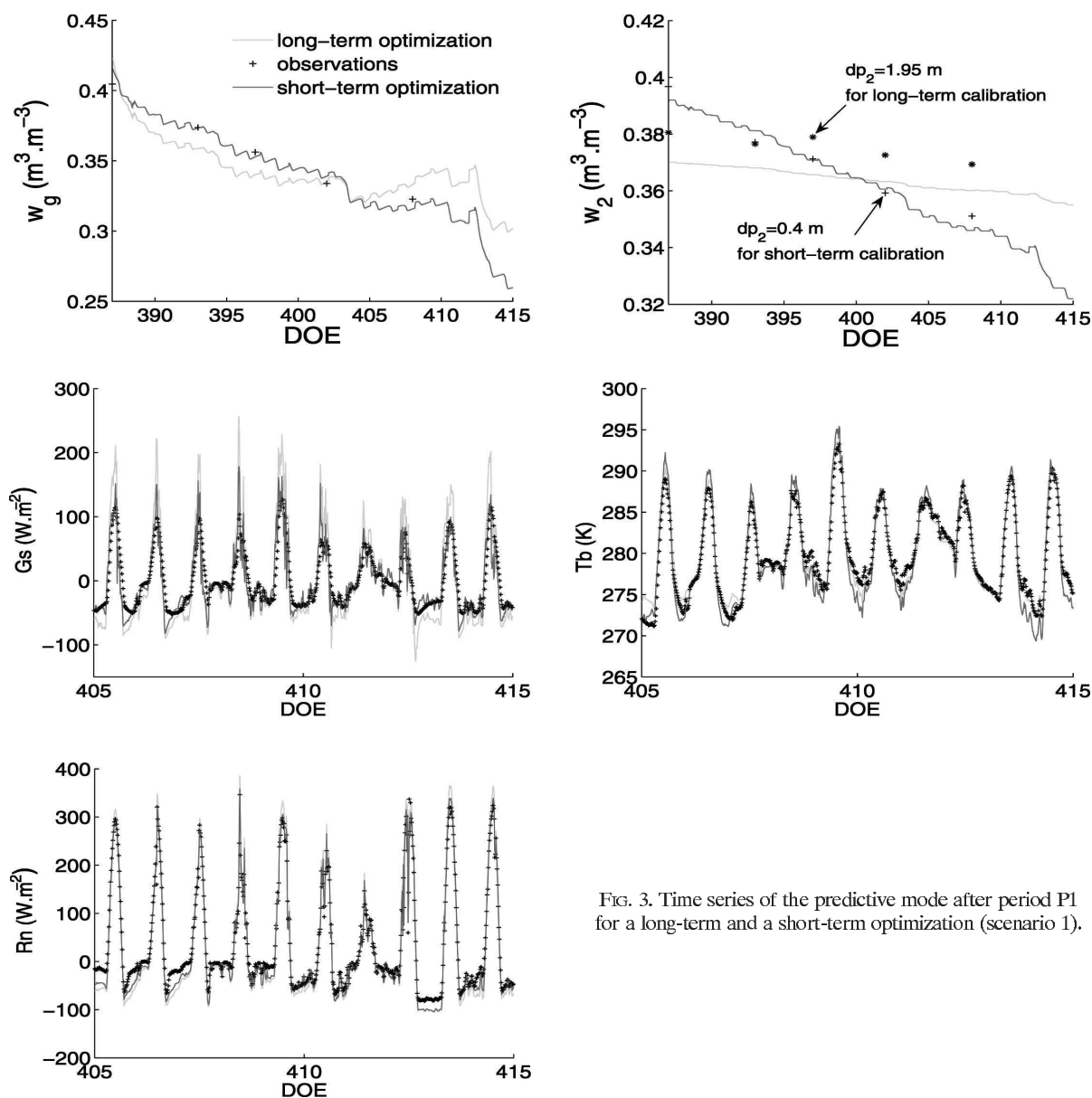


FIG. 3. Time series of the predictive mode after period P1 for a long-term and a short-term optimization (scenario 1).

407 to 415) and the latter corresponds to the parameter set calibrated with long-term optimization for period P. Simulations from short-term optimization better match the observations than the simulations from the average calibration for the 8 days (DOE 407–415) following the short-term calibration period P1. However, the farther the prediction is from the short-term calibration, the more quickly the error increases and the better the simulations from the average calibration perform.

The next section presents results obtained applying the same methodology but reducing the number of calibration variables (without or with only T_B). To under-

stand what necessary information is required to calibrate the SEtHyS model and, more particularly, how the thermal infrared brightness surface temperature may be used to control the model, two additional scenarios have been defined.

5. Contribution of TIR data in model calibration

Additional numerical experiments have been defined to achieve the model calibration with a variable number of criteria. Scenario 2 is the same as the previous scenario 1, but without criterion T_B . This scenario is com-

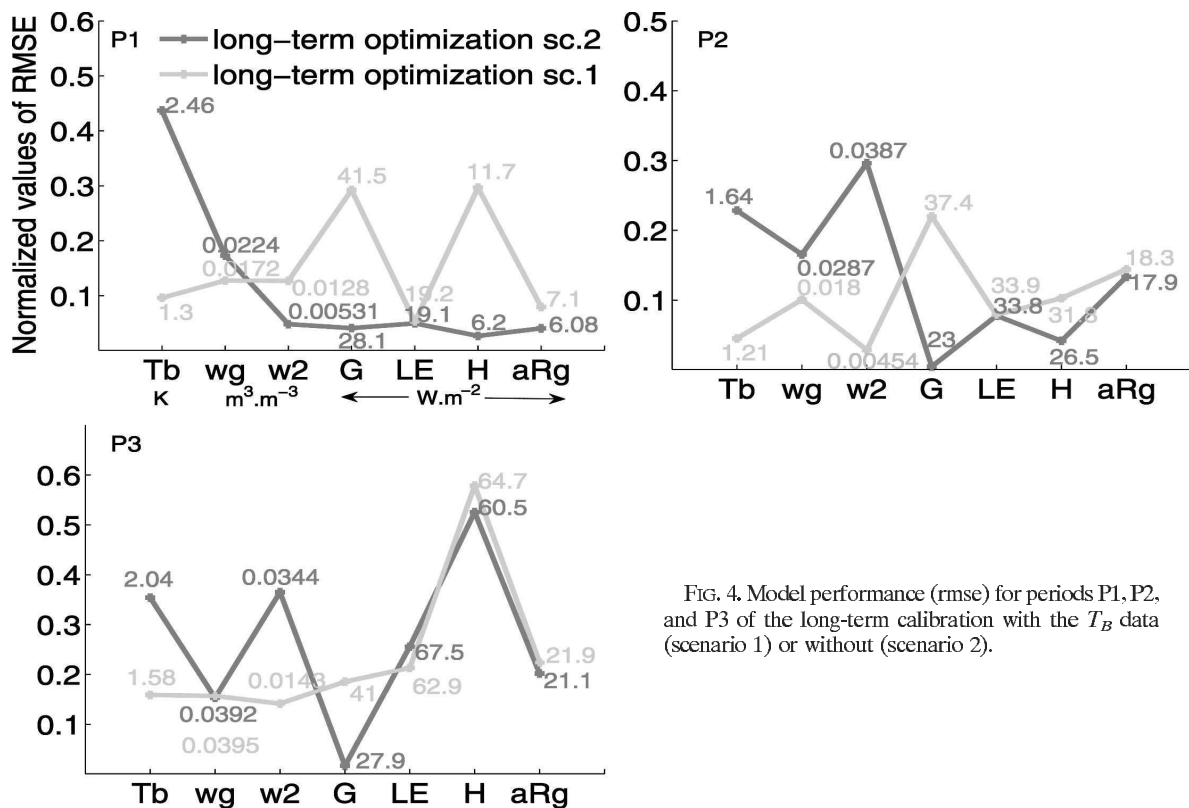


FIG. 4. Model performance (rmse) for periods P1, P2, and P3 of the long-term calibration with the T_B data (scenario 1) or without (scenario 2).

pared to the first one in order to evaluate the contribution of the TIR brightness temperature in multiobjective calibration. Finally, in scenario 3, only the thermal infrared brightness temperature T_B is kept for model calibration (monocriterion study). The main focus of the presentation in this section is on scenarios 2 and 3. Over all the calibration studies, less than 10 iterations of the MCIP methodology were necessary to reach the termination criteria.

At first, it is interesting to qualify and to quantify the contribution of T_B by a comparison of scenarios 1 and 2 where the most documented observation dataset for calibration is used. We have realized a long-term optimization between DOE 387 and 542 (whole crop cycle). The set of reduced parameter ranges obtained afterward has been used for simulating the three periods of interest: P1, P2, and P3. Normalized values of rmse are plotted in Fig. 4; the initial range [0, 1] corresponds to the first iteration of the calibration methodology. Addition of rmse (T_B) (six criteria) permits improvement of the soil water content simulation, and obviously T_B , without compromising the evapotranspiration simulation (or negligible improvement for periods P1 and P3). Figure 4 clearly shows improvement in the minimization of this criteria: for period P2, for example,

1.64 to 1.21 K (26% reduction) for T_B , 2.87×10^{-2} to $1.80 \times 10^{-2} \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (37% reduction) for w_g and 3.87×10^{-2} to $0.45 \cdot 10^{-2} \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (88% reduction) for w_2 . Note that errors in simulation of ground heat flux G (23 to 37.4 W m^{-2} , +63%) and sensible heat flux H (26.5 to 31.8 W m^{-2} , +20%) increase. For the three different periods, the improvement in soil water content and brightness temperature simulation (evapotranspiration is also improved for period P3) due to the contribution T_B is associated with the increase of G and H flux simulation errors.

For the SETHYS SVAT model, the T_B data has at least a real impact on error compensation between the mass and energy budget physical processes. Scenarios 1 and 2 show which influential parameters are responsible for the discrepancies in criteria minimization. Considering both long-term and short-term optimization cases, the 9 following sensitive parameters (over the 22 model parameters)— ε_g , $\mathcal{F}_{\text{therm}}$, V_{max_g} , w_{max} , K_{sat} , n_{VCG} , a_{Elim} , b_{Elim} , and dp_2 —converge on quite different values of the initial ranges for the scenarios 1 and 2. These parameters are the most directly influential ones in the calculation of the brightness temperature. Some of these parameters are less constrained without the T_B criteria, and the optimization converges toward differ-

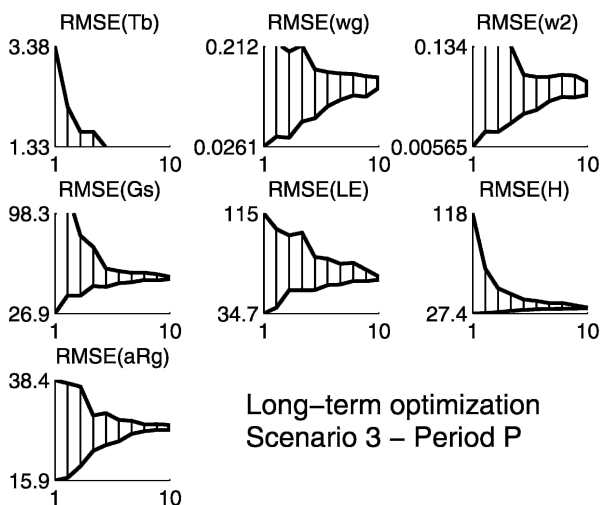


FIG. 5. Model performance for period P of a long-term calibration with only T_B (scenario 3); ranges of rmse for the different variables are plotted for each iteration of the iterative calibration process.

ent solutions. This is the case for the bare ground emissivity ϵ_g , which takes a lower value of the initial range (0.94) and leads to a larger error for the surface temperature simulation. Parameter $\mathcal{F}_{\text{therm}}$ is less constrained and converges on extreme values of the initial range criteria, unlike in scenario 1; V_{max_0} , a_{Elim} , b_{Elim} , and dp_2 are sensitive in T_B determination in an indirect way because they regulate the evapotranspiration rate. As for w_{max} , K_{sat} , and n_{VG} , these parameters are relevant in determining the hydrologic transfer calculation and consequently the soil moisture simulation, which affects thermal soil conditions and evapotranspiration. It can be noted that the parameter n_{VG} is the most influential parameter of the retention curve in dry conditions (periods P2 and P3).

Surface brightness temperature data plays an important role in model calibration as shown previously. Moreover, long-term optimization using criteria T_B permits improvements of the soil moisture simulation (and potentially evapotranspiration flux). However, it is necessary to determine the impact on model calibration at field scale when only T_B is used in the optimization methodology.

Thus, the last scenario (scenario 3) consists of minimization of the only $\text{rmse}(T_B)$. The calibration methodology applied for period P (DOE 387–542, long-term optimization) gives the results presented Fig. 5.

The reduction of the criteria ranges, iteration after iteration, clearly illustrates the quick minimization of $\text{rmse}(T_B)$. The other criteria are not, in general, minimized [except $\text{rmse}(H)$]. Particularly, criteria on soil water content tend to values greater than the medium

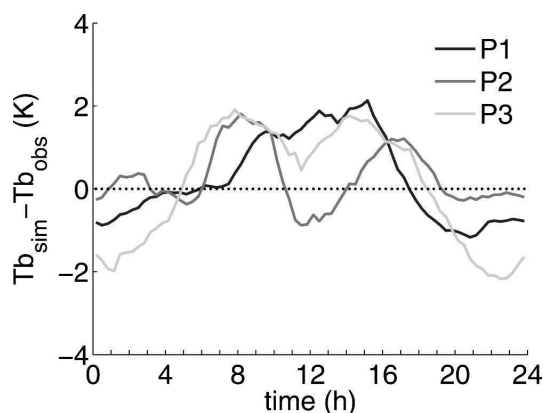


FIG. 6. Mean difference of brightness temperature (T_B simulation minus T_B observation) after a short-term calibration for periods P1, P2, and P3: scenario 1. The average day is plotted for each period.

of initial ranges. An important consequence is that the monitoring of soil moisture with brightness temperature needs to be improved and cannot be managed in this way. As a matter of fact, initial soil water contents tend to extreme values of their respective initial ranges after the calibration methodology. Parameters linked to evapotranspiration converge on values that limit the latent heat flux, V_{max_0} (constraining photosynthetic assimilation rate), tends to lower values of the initial range, about $40 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$. Emissivity ϵ_g tends to the maximal one (0.99) and $\mathcal{F}_{\text{therm}}$ to values less than 1 (increasing heat soil capacity). The consequence on simulation is an overestimated G flux amplitude and an underestimated LE during the day. The optimization of $\text{rmse}(T_B)$ tends globally to reduce the diurnal cycle amplitude and limit evapotranspiration flux (compared to the multiobjective calibration), which is a priori paradoxical (see below). Short-term optimizations for periods P1, P2, and P3 are influenced by the characteristics of the discrepancies between simulations and observations (model errors).

Figure 6 illustrates the mean differences of T_B (between simulation and observation) after the six-criteria short-term calibration (scenario 1) over the three periods. A total positive bias (0.23 K for period P1, 0.27 K for period P2, and 0.1 K for period P3) of the simulations is observed: calibration with a larger relative weight on criterion T_B will lead to a preferential calibration of the processes directly linked to the surface temperatures (soil and vegetation) and will converge to very different solutions compared to the six-criteria case (scenario 1). Average features allow the understanding of the monocriterion calibration results based on the minimization of $\text{rmse}(T_B)$ (scenario 3). Actually, the curves for the three periods underline a negative

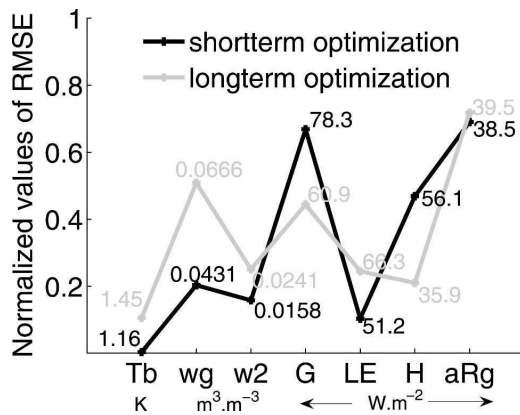


FIG. 7. Model performance for period P3 long-term and short-term calibration: scenario 3 (T_B data are only used for calibration).

(positive) bias during the night (daytime). Curves relative to periods P2 and P3 exhibit a similar shape (with different time shifting and amplitude offset). For these two periods canopy is more developed (greater LAI) than for period P1, and the observed feature near midday is relevant to canopy transpiration. Short-term calibration for period P1 tends to minimize the positive bias during the day, and the parameterization favors soil evaporation (a_{Elim} and b_{Elim} take the higher values of the initial ranges, about 50). During period P1, the contribution of vegetation is very low (LAI is lower than 0.56) and the soil evaporation provides a larger contribution to the total latent heat flux. For period P2, canopy transpiration must be reduced near midday to increase the surface temperature. This is relevant to the fact that transpiration is the main physical process to control temperature at this time of day. Parameters take values in order to globally reduce the surface temperature in daytime and increase it near midday. Soil heat capacity is increased via lower values of the \mathcal{F}_{therm} parameter. In fact, the calibrated values decreased from 1.65 in the six-criteria study (scenario 1) to 0.71 in the monocriterion study (scenario 3). The same features are observed for period P3. The consequence on the surface flux errors at the end of the calibration is an underestimation of the simulated latent heat flux and an overestimation of the ground heat flux.

However, short-term calibration for the three periods leads to an important result: the minimization of $rmse(T_B)$ is correlated with the minimization of G and LE fluxes for period P1, of w_2 and H for period P2, and of w_2 , w_g , and LE for period P3 as shown by Fig. 7. Thus, total soil water content w_2 could be controlled by the brightness temperature T_B when the canopy is developed enough (periods P2 and P3). Note that initial soil water content w_{20} is retrieved compared to the observations.

Figure 7 indicates a short-term optimization (20 days here) compared to a long-term one over the whole crop cycle (155 days in our case) leading to a mean calibrated parameter set. Actually, short-term calibration allows improvement of criterion LE for all periods and, also for example, T_B , w_g , and w_2 , for period P3. Short-term calibration with criterion T_B leads to minimization of other criteria compared to long-term optimization. However, this improvement is compensated for the larger error on the remaining criteria. This result is not directly usable but means that the dynamics of T_B contains a powerful information to preferentially calibrate some model parameters over short periods and thus improve the model performance.

Finally, these numerical experiments permit one to better understand the role of TIR data in model calibration and to underline the necessity of taking advantage of the dynamics of T_B on short-term periods to constrain the dominant processes of the energy and water balance.

6. Summary and conclusions

The different numerical experiments performed in this study were inspired by the previous work of Bastidas et al. (1999), Gupta et al. (1999), and Demarty et al. (2004, 2005). In our case the methodology was applied to the SETHyS model, and the objective was to analyze the potentialities of TIR remote sensing measurements for SVAT model calibration. Three scenarios have been defined to understand the model optimization behavior according to the climatic and environmental conditions. Multicriteria model calibrations (scenarios 1 and 2) were achieved over four simulation periods. We have shown that the influential parameters and their preferential values are quite different along the period of simulation (depending on the respective contributions of soil and vegetation) and that the feasible parameter space consequently varies with time. This result underlines the possibility of improving the calibration by implementing a dynamic calibration strategy (short-term optimization). In fact, the active and growing vegetation period P2 shows a larger sensitivity of the parameters related to the evapotranspiration processes. Meanwhile the period P1 concerns sensitive parameters linked to radiative properties and soil heat flux. Moreover, the parameter sensitivity varies throughout the day with the physical processes involved. For example, the parameters governing the transpiration process will show a larger sensitivity around midday, whereas the parameters involved in soil heat fluxes will be more influential the rest of the day. Thus, it is clear that the choice of calibration pe-

riods both diurnally and during the vegetation cycle should permit optimization of the calibration process.

Comparison between scenarios 1 and 2 clearly illustrates the contribution of T_B to the multiobjective calibration process. Minimization of criteria T_B allows improvement of soil water content and evapotranspiration criteria with long-term calibration. However, the errors in the brightness temperature, and especially the biases that have been noted on the short-term calibration periods, prevent the calibration process from succeeding when only T_B is used for calibration. As already noted by different authors (Gupta et al. 1999; Margulis and Entekhabi 2003), it is very important to analyze the causes of these discrepancies before performing a model calibration. The monitoring of these biases is still an open question. Indeed, in our case, the temperature bias varies with time throughout the simulation and is quasi-null when averaged over all the studied periods. This result strengthens the necessity of analyzing the impacts of the choice of calibration periods and adjusting them optimally. When T_B is the only criterion used for calibration (scenario 3), the results are not as good as in the first two scenarios. However, the use of only T_B for short-term calibration appears to be promising because the minimization of T_B criterion allows the improvement of other criteria. The challenge consists now of developing a calibration methodology that will take advantage of not only the time-varying model parameter influence but also the time availability of the observations and the dynamics of the T_B diurnal cycle to improve the model calibration methodology without biasing the results.

Acknowledgments. This work was funded by the French national programs: Programme National de Télédétection Spatiale (PNTS) and Programme National de Recherches en Hydrologie (PNRH), with support of Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), Office National d'Etudes et de Recherches Aéros spatiales (ONERA), and Réseau Terre Espace (RTE) program, from which B. Coudert, P. Guillevic, and B. Boudevillain received Ph.D. and postdoctoral grants. The Alpilles-ReSeDA program was funded by the EEC-DG XII (Contract ENV4-CT96-0326-PL-952071).

The authors wish to acknowledge Albert Oliso and anonymous reviewers for their constructive suggestions. Additions and corrections suggested by Steven Margulis were very helpful.

APPENDIX

The SEtHyS SVAT Model

This section presents a description of the soil-vegetation-atmosphere continuum parameterization.

a. Radiative budget

Vegetation density is a determining factor in partitioning the downward solar radiative flux. The radiation partition is a function of a shielding factor σ_f (Deardorff 1978) depending on the leaf area index. The following expressions of the σ_f factor are used in both shortwave and longwave domains, assuming a spherical distribution of leaves (François 2002):

$$\begin{cases} \sigma_f = 1 - e^{(-0.825\text{LAI})} & \text{for longwave domain} \\ \sigma_f = 1 - e^{(-0.5\text{LAI})} & \text{for shortwave domain} \end{cases} \quad (\text{A1})$$

The radiation balance is then solved simultaneously at ground and canopy levels for shortwave and longwave radiation. In the shortwave domain, soil albedo α_{sg} is assumed to be linearly dependent on surface soil moisture (see parameters list). Foliage albedo α_{sf} is a parameter of the model.

Thus, the expression of the shortwave net radiation is at ground level:

$$R_{\text{sg}} = S^\downarrow \frac{(1 - \sigma_f)(1 - \alpha_{\text{sg}})}{1 - \sigma_f \alpha_{\text{sg}} \alpha_{\text{sf}}} \quad (\text{A2})$$

and at canopy level:

$$R_{\text{sf}} = S^\downarrow (1 - \alpha_{\text{sf}}) \sigma_f \left[1 + \alpha_{\text{sg}} \frac{(1 - \sigma_f)}{1 - \sigma_f \alpha_{\text{sg}} \alpha_{\text{sf}}} \right], \quad (\text{A3})$$

where S^\downarrow is the incoming shortwave radiation.

In the longwave domain, assuming that canopy and ground emissivity are known (ε_f and ε_g are input parameters), longwave net radiation is given at ground level by

$$R_{\text{Lg}} = (1 - \sigma_f) \frac{\varepsilon_g (R^\downarrow - \sigma T_g^4)}{1 - \sigma_f (1 - \varepsilon_f) (1 - \varepsilon_g)} - \frac{\varepsilon_g \varepsilon_f \sigma_f \sigma (T_g^4 - T_f^4)}{1 - \sigma_f (1 - \varepsilon_f) (1 - \varepsilon_g)} \quad (\text{A4})$$

and at canopy level by

$$R_{\text{Lf}} = \sigma_f \left[\varepsilon_f (R^\downarrow - \sigma T_f^4) + \frac{\varepsilon_g \varepsilon_f \sigma (T_g^4 - T_f^4)}{1 - \sigma_f (1 - \varepsilon_f) (1 - \varepsilon_g)} \right] + \sigma_f \frac{(1 - \varepsilon_f) (1 - \varepsilon_g) \varepsilon_f (R^\downarrow - \sigma T_f^4)}{1 - \sigma_f (1 - \varepsilon_f) (1 - \varepsilon_g)}. \quad (\text{A5})$$

Direct solar shortwave radiation S^\downarrow and atmospheric longwave radiation R^\downarrow are input model data.

The thermal infrared surface temperature T_B (observed above the canopy) results from the partitioning of the surface and the radiative interaction between soil (whose temperature is T_g) and the vegetation above (whose temperature is T_f).

b. Heat fluxes expressions

The mass and energy transfers in equilibrium with net surface radiation are momentum, sensible, and latent heat fluxes. A conductance formalism allows expressing them by considering the canopy as a single vegetation layer (at some height Z_{at}) above ground (Thom 1972). Thus, following the electrical (Ohm's law) analogy, soil surface, leaf surface, air canopy space, and atmosphere above canopy are the levels between which differences of potential (temperature and humidity gradients) and transfer coefficients, that is, aerodynamic conductances, can be calculated.

Heat fluxes H and LE (sensible and latent heat fluxes, respectively) are then determined at three levels,

1) atmospheric reference level:

$$H = \rho c_p C_h (T_{av} - T_a) \quad (A6)$$

$$LE = \frac{\rho c_p}{\gamma} C_h (q_{av} - q_a) \quad (A7)$$

2) vegetation level:

$$H_v = \rho c_p C_{hv} (T_v - T_{av}) \quad (A8)$$

$$LE_v = \frac{\rho c_p}{\gamma} C_{hv} R' [q_{sat}(T_v) - q_{av}] \quad (A9)$$

3) ground level:

$$H_g = \rho c_p C_{hg} (T_g - T_{av}) \quad (A10)$$

$$LE_g = \frac{\rho c_p}{\gamma} C_{hg} C_s [q_{sat}(T_g) - q_{av}] \quad (A11)$$

with

$$LE = LE_g + LE_v \quad (A12)$$

$$H = H_g + H_v \quad (A13)$$

where c_p is the specific heat at constant pressure; γ is the psychrometric constant; T and q are temperature and water vapor pressure; and a , v , av , and g are indices relative to air, vegetation, canopy air space, and ground.

Respectively, C_h , C_{hv} , and C_{hg} are aerodynamic conductances between canopy air space and the overlaying atmosphere, leaf surface and canopy air space, and

ground and canopy air space; the R' factor is defined below. These variables are derived from the eddy flux theory between two atmospheric levels. In the SEtHyS model, the formulation follows the parameterization proposed by Shuttleworth and Wallace (1985). A constant extinction coefficient in the exponential wind speed profile value for crops (2.5) is considered between atmospheric and canopy air space levels.

Here C_s is the ground evaporation conductance; it depends on soil moisture conditions and potential evaporation E_{gpot} (Bernard et al. 1986; Wetzels and Chang 1988; Soarès et al. 1988):

$$C_s = \min\left(1, \frac{E_{lim}}{E_{gpot}}\right), \quad (A14)$$

where E_{lim} depends on soil properties (composition and moisture). Soarès et al. (1988) gives the expression

$$E_{lim} = a_{Elim} \{\exp[b_{Elim}(w_g - w_{resid})^2] - 1\}, \quad (A15)$$

where a_{Elim} and b_{Elim} are model parameters related to soil evaporation response.

In Eq. (A9) the R' factor accounts for stomatal resistance and that only the fraction of the canopy area not covered by water will contribute to evapotranspiration. Deardorff (1978) proposed the expression

$$R' = \left(\frac{\text{dew}}{d_{max}}\right)^{2/3} + \left[1 - \left(\frac{\text{dew}}{d_{max}}\right)^{2/3}\right] \frac{1}{(\beta + C_{th} RST)}, \quad (A16)$$

$$R' = 1 \quad \text{for condensation,}$$

where "dew" (" d_{max} ") is the fraction (the maximal one) of free water on the foliage. RST is the stomatal resistance; this factor governs the canopy participation to the energy budget and is responsible for partition between sensible and latent heat fluxes.

In the model, calculation of RST is based on Collatz et al. (1991, 1992) and is the same as in SiB models (Sellers et al. 1992, 1996). Biophysical and environmental variables manage photosynthesis processes giving CO_2 assimilation rate and then stomatal conductance of the foliage.

Ball (1988) gives the following leaf stomatal conductance expression:

$$g_s = m \frac{A_n}{c_s} h_s p + b, \quad (A17)$$

where A_n is net assimilation rate calculated by the model of Farquhar et al. (1980), c_s and h_s are CO_2 partial pressure and relative humidity at leaf surface, p is atmospheric pressure, and m and b are empirical fac-

tors from observations depending on vegetation type (C_3 or C_4).

Assimilation rate is determined by means of three factors: a photosynthetic enzyme (Rubisco) limiting rate, a light limiting rate, and a limiting rate owing to the leaf capacity to export or utilize the photosynthesis products (Collatz et al. 1991). In the model, the iterative solution method for the photosynthesis–stomatal conductance calculation proposed by Collatz et al. (1991) has been implemented. Indeed, canopy is considered as a “big leaf,” assuming bulk or integral values over canopy depth used in the integrated form of Eq. (A17) (see Sellers et al. 1992). Stomatal conductance and net assimilation rate are then determined for the canopy.

c. Governing equations for SEtHyS prognostic variables

The soil surface temperature T_g , the vegetation temperature T_v , the air temperature inside the canopy T_{av} and the air humidity inside the canopy q_{av} are determined by a first-order linearization of the following mass and energy budget system:

$$\begin{cases} R_{n_g} = H_g + LE_g + G \\ R_{n_v} = H_v + LE_v \\ H = H_v + H_g \\ E = E_v + E_g, \end{cases} \quad (A18)$$

where R_{n_g} and R_{n_v} are net radiations at ground and canopy levels and G is the ground heat flux. Parameterization of the soil behavior is based on Deardorff’s (1978) formalism. Soil surface temperature method prediction is, namely, the force–restore method (Bhumralkar 1975; Blackadar 1976) and requires deep soil temperature T_2 ; T_2 can be estimated from the mean air temperature over the previous 24 hours for short-range studies (Blackadar 1976). A good approximation of T_2 may be obtained in our case of study (larger range) by averaging the air temperature above the surface over a 2-week period preceding the day of simulation on the Alpilles-ReSeDA site (Coudert 2003). The heat capacity is prescribed by the de Vries (1963) model, and hydrodynamic properties result from pedotransfer functions (retention curve, hydraulic conductivity) based on the Van Genuchten (1980) approach under the Mualem (1976) hypothesis. The prognostic equation for ground surface temperature is written as

$$\frac{\partial T_g}{\partial t} = \frac{2\sqrt{\pi}}{C_e} (R_n - H - LE) - \frac{2\pi}{\tau} (T_g - T_2). \quad (A19)$$

The factor C_e is an equivalent heat capacity related to the diurnal thermal wave damping layer. In our model, the parameterization of the equivalent heat capacity has been weighted by introducing an empirical factor (“ F_{therm} ” in parameters list; Table 2) compared to Deardorff (1978).

Deardorff (1978) proposed a similar treatment of ground soil moisture, leading to the following equations:

$$\frac{\partial w_g}{\partial t} = - \left[E_g + 0.2E_v \left(\frac{w_g}{w_{\text{max}}} \right) - P \right] / dp_1 - C(w_g, w_2)(w_g - w_2), \quad (A20)$$

$$\frac{\partial w_2}{\partial t} = - \frac{E_g + E_v - P}{dp_2}, \quad (A21)$$

where w_{max} is the soil moisture at soil saturation, w_g and w_2 are surface and root zone water contents, P is the precipitation rate, and dp_1 and dp_2 are the surface and root zone layers depths.

REFERENCES

Ball, J. T., 1988: An analysis of stomatal conductance. Ph.D. thesis, Stanford University, 89 pp.

Bastidas, L. A., H. Gupta, S. Sorooshian, W. Shuttleworth, and Z. Yang, 1999: Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods. *J. Geophys. Res.*, **104**, 19 481–19 490.

Bernard, R., J. V. Soares, and D. Vidal-Madjar, 1986: Differential bare field drainage properties from airborne microwave observations. *Water Resour. Res.*, **22**, 869–875.

Bhumralkar, C., 1975: Numerical experiments on the computation of ground surface temperature in an atmospheric general circulation model. *J. Appl. Meteor.*, **14**, 1246–1258.

Blackadar, A., 1976: Modeling the nocturnal boundary layer. Preprints, *Third Symp. on Atmospheric Turbulence Diffusion with Second Air Quality*, Raleigh, NC, Amer. Meteor. Soc., 46–49.

Braud, I., A. Dantas-Antonio, and M. Vauclin, 1995: A stochastic approach to studying the influence of the spatial variability of soil hydraulic properties on surface fluxes, temperature and humidity. *J. Hydrol.*, **165**, 283–310.

Collatz, G., J. Ball, C. Grivet, and J. Berry, 1991: Physiological and environmental regulation of stomatal conductance, photosynthesis and transpiration: A model that includes a laminar boundary layer. *Agric. For. Meteorol.*, **54**, 107–136.

—, M. Ribas-Carbo, and J. Berry, 1992: Coupled photosynthesis–stomatal conductance model for leaves of C_4 plants. *Aust. J. Plant Physiol.*, **19**, 519–538.

Coudert, B., 2003: Etude de sensibilité du modèle d’interface SEtHyS: Application au suivi de l’état hydrique des sols par assimilation de données. CETP-IPSL Internal Rep., 30 pp.

Deardorff, J. W., 1978: Efficient prediction of ground surface temperature and moisture, with inclusion of a layer of vegetation. *J. Geophys. Res.*, **83**, 1889–1903.

Demarty, J., C. Ottlé, I. Braud, A. Olioso, J. P. Frangi, L. A. Bastidas, and H. V. Gupta, 2004: Using a multiobjective ap-

- proach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model. *J. Hydrol.*, **287**, 214–236.
- , —, —, —, —, H. V. Gupta, and L. A. Bastidas, 2005: Constraining a physically based Soil–Vegetation–Atmosphere Transfer model with surface water content and thermal infrared brightness temperature measurements using a multiobjective approach. *Water Resour. Res.*, **41**, W01011, doi:10.1029/2004WR003695.
- de Vries, D., 1963: Thermal properties of soils. *Physics of Plant Environment*, V. Wijk, Ed., North-Holland, 210–235.
- Diak, G., J. Mecikalski, M. Anderson, J. Norman, W. Kustas, R. Torn, and R. DeWolf, 2004: Estimating land surface budgets from space. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **85**, 65–78.
- Dickinson, R. E., A. Henderson-Sellers, and P. J. Kennedy, 1993: Biosphere–Atmosphere Transfer Scheme (BATS) version 1e as coupled to the NCAR Community Climate Model. NCAR Tech. Note NCAR/TN-387+STR, 72 pp.
- Duan, Q., V. Gupta, and S. Sorooshian, 1993: A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *J. Optim. Theory Appl.*, **76**, 501–521.
- Farquhar, G., S. von Caemmerer, and J. Berry, 1980: A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *Planta*, **149**, 78–90.
- François, C., 2002: The potential of directional radiometric temperatures for monitoring soil and leaf temperature and soil moisture status. *Remote Sens. Environ.*, **80**, 122–133.
- , C. Ottlé, and L. Prévot, 1997: Analytical parameterization of canopy directional emissivity and canopy directional radiance in the thermal infrared, application on the retrieval of soil and foliage temperatures using two directional measurements. Part 1: Theory. *Int. J. Remote Sens.*, **18**, 2587–2621.
- Gupta, H. V., L. Bastidas, S. Sorooshian, W. Shuttleworth, and Z. L. Yang, 1999: Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods. *J. Geophys. Res.*, **104**, 19 491–19 503.
- Hornberger, G. M., and R. Spear, 1981: An approach to the preliminary analysis of environmental systems. *J. Environ. Manage.*, **12**, 7–18.
- Jia, L., Z. L. Li, M. Menenti, Z. B. Su, W. Verhoef, and Z. Wan, 2003: A practical algorithm to infer soil and foliage component temperatures from bi-angular ATSR-2 data. *Int. J. Remote Sens.*, **24**, 4739–4760.
- Lagouarde, J. P., 1991: Use of NOAA AVHRR data combined with an agrometeorological model for evaporation mapping. *Int. J. Remote Sens.*, **12**, 1853–1864.
- Margulis, S. A., and D. Entekhabi, 2003: Variational assimilation of radiometric surface temperature and reference-level micrometeorology into a model of the atmospheric boundary layer and land surface. *Mon. Wea. Rev.*, **131**, 1272–1288.
- Menenti, M., L. Jia, Z. L. Li, V. Djepa, J. Wang, M. P. Stoll, Z. B. Su, and M. Rast, 2001: Estimation of soil and vegetation temperatures with directional thermal infrared observations: The IMGRASS, HEIFE and SGP97 experiments. *J. Geophys. Res.*, **106**, 11 997–12 010.
- Mualem, Y., 1976: A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. *Water Resour. Res.*, **12**, 513–521.
- Noilhan, J., and S. Planton, 1989: A simple parameterization of land surface processes for meteorological models. *Mon. Wea. Rev.*, **117**, 536–549.
- Norman, J., W. Kustas, and K. Humes, 1995: A two source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes from observations of directional radiometric surface temperature. *Agric. For. Meteorol.*, **77**, 153–166.
- Olioso, A., and Coauthors, 2002a: Monitoring energy and mass transfers during the Alpilles-ReSeDA experiment. *Agronomie*, **22**, 597–610.
- , and Coauthors, 2002b: SVAT modeling over the Alpilles-ReSeDA experiment: Comparing SVAT models over wheat fields. *Agronomie*, **22**, 651–668.
- Sellers, P., J. A. Berry, G. Collate, C. Field, and F. Hall, 1992: Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. III. A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme. *Remote Sens. Environ.*, **42**, 187–216.
- , and Coauthors, 1996: The ISLSCP Initiative I global datasets: Surface boundary conditions and atmospheric forcings for land–atmosphere studies. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **77**, 1987–2005.
- Shuttleworth, W., and J. S. Wallace, 1985: Evaporation from sparse crops—An energy combination theory. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **111**, 839–855.
- Soarès, J., R. Bernard, O. Taconet, D. Vidal-Madjar, and A. Weill, 1988: Estimation of bare soil evaporation from airborne measurements. *J. Hydrol.*, **99**, 281–296.
- Spear, R., and G. Hornberger, 1980: Eutrophication of peel inlet. II. Identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis. *Water Resour. Res.*, **14**, 43–49.
- Thom, A., 1972: Momentum, mass and heat exchange of vegetation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **98**, 124–134.
- Van Genuchten, M., 1980: A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Sci. Soc. Amer. J.*, **44**, 892–898.
- Wetzel, P., and J.-T. Chang, 1988: Evapotranspiration from non-uniform surfaces: A first approach for short-term numerical weather prediction. *Mon. Wea. Rev.*, **116**, 600–621.
- Yapo, P. O., H. Gupta, and S. Sorooshian, 1998: Multi-objective global optimization for hydrologic models. *J. Hydrol.*, **204**, 83–97.
- Young, P., 1978: A general theory of modeling for badly defined dynamic systems. *Modeling, Identification, and Control in Environmental Systems*, G. Vansteenkiste, Ed., North-Holland, 103–135.

2.4 Synthèse, critiques et perspectives

Synthèse

L'étude de sensibilité et d'étalonnage 6 critères (scénario 1) sur les différentes périodes a permis de mettre en évidence l'intérêt d'un étalonnage spécifique pour des périodes de 20 jours. Les valeurs des paramètres déduites de l'étalonnage sont en effet variables. Il est intéressant de commenter, pour ce résultat attendu, la corrélation entre le paramètre V_{max_0} et le paramètre l_{gf} . L'étalonnage de ces paramètres sur les périodes $P1$ et $P3$ est identique, les valeurs tendent vers les limites inférieures de la gamme de départ. Pour l_{gf} , cette tendance limite la résistance de couche limite foliaire du couvert (l'équation 1.34 donne son expression dans laquelle w correspond à l_{gf}). Pour V_{max_0} , les faibles valeurs limitent la transpiration par augmentation de la résistance stomatique. L'effet combiné de ces deux paramètres favorise le flux H et limite le flux LE . A l'inverse sur la période $P2$ (maximum de développement foliaire du blé), la combinaison de ces paramètres limite le flux H et favorise le flux LE . Ces résultats cohérents avec les processus d'échanges d'énergie privilégiés sur chaque période caractéristique, renforcent l'idée que la mise en place d'un étalonnage dynamique des paramètres pour ce type de modèle est une voie à explorer.

L'étalonnage 6 critères (scénario 1) met en évidence un biais entre les simulations et les observations de la température de brillance T_B . Les caractéristiques de ce biais sont variables d'une période à l'autre (Fig. 6 de l'article). Ce biais qui intègre les erreurs de mesures et surtout de simulation de la température de brillance va influencer l'étalonnage basé uniquement sur cette variable (scénario 3). Nous reviendrons sur ce point dans le paragraphe *perspectives*. La conséquence sur l'étalonnage lorsque T_B fait partie du jeu de variables optimisées se traduit par l'augmentation de l'erreur sur les flux de chaleur H et G directement liés aux gradients de température.

L'apport de la température de brillance dans l'étalonnage permet l'amélioration de la simulation des variables LE , w_g w_2 liées au contenu en eau du sol (scénario 1 versus scénario 2). Ce résultat a été obtenu en comparant l'efficacité des étalonnages moyens ("long-term") réalisés sur le cycle végétal complet (155 jours) sur les périodes d'étude caractéristiques. L'intérêt d'avoir considéré un étalonnage moyen est d'intégrer l'apport de la variable T_B sur tout le cycle de 155 jours et non de façon spécifique.

L'apport spécifique, en considérant un étalonnage sur une courte période ($P1$, $P2$ ou $P3$), est moins évident pour les scénarii 1 et 2 (multicritère).

Par contre, lorsque T_B est la seule variable d'étalonnage (scénario 3), un étalonnage spécifique sur chaque période améliore le bilan d'eau mais dégrade, là encore, les flux G et H , à cause des biais observés sur la température.

Critiques

Pourquoi l'étude de sensibilité est-elle analysée au cours du processus d'étalonnage du modèle ?

Telle qu'elle est mise en oeuvre par Bastidas et al. (1999), l'analyse de sensibilité est réalisée pour des gammes de variation initiales les plus larges possible. Un algorithme ité-

ratif (MOGSA) calcule alors la sensibilité des paramètres pour un nombre de simulations donné (échantillon) en ré-échantillonnant l'espace des paramètres. Si le résultat de l'analyse est stable, la taille de l'échantillon n'est pas augmentée et la sensibilité pour chaque paramètre est obtenue. Pour notre étude, la taille de l'échantillon est fixée *a priori* et les gammes de variations sont définies pour un contexte donné. En toute rigueur, les résultats de l'analyse de sensibilité seraient ceux de la première itération de l'algorithme d'étalonnage. Cependant un paramètre peut devenir sensible ou ne plus l'être au cours des itérations en fonction de la largeur des gammes de l'ensemble des paramètres. Nous analysons ainsi la sensibilité d'un paramètre en fonction du taux de réduction de la gamme associée et de la fréquence de sa sensibilité plutôt que de façon "absolue" à partir des gammes initiales.

Y a-t-il unicité de "la solution" avec la méthode d'étalonnage ?

La "solution" de l'étalonnage est en fait un ensemble solution qui correspond à une partie de l'espace des paramètres initial défini par les gammes initiales. Cependant, l'ensemble solution obtenu va dépendre de la "forme" de la fonction de coût. Celle-ci n'est tout d'abord pas déterminée avec précision puisqu'une discrétisation uniforme de l'espace des paramètres ne correspondrait pas à une discrétisation uniforme de l'espace associé à la fonction de coût du fait des non-linéarités. De plus, cet espace est obligatoirement sous-échantillonné. Par ailleurs, la méthode de réduction des gammes de paramètres n'envisage pas de gamme solution comme une réunion de gammes disjointes. En effet, après qu'un paramètre ait été jugé "sensible", une seule partie de la gamme associée est choisie. Il n'y a donc pas unicité de la solution à proprement parlé, cependant la robustesse de la méthode tient au fait qu'un étalonnage répété plusieurs fois en rééchantillonnant l'espace des paramètres donne des résultats identiques ou très proches dans l'espace des paramètres.

Pourquoi ne pas avoir pris en compte les incertitudes liées aux variables de forçage dans cette étude ?

Cette étude s'est attachée à analyser les solutions de l'ajustement des paramètres qui optimisent un jeu de variables de sortie du modèle. L'influence du forçage atmosphérique et radiatif ainsi que le forçage relatif à la dynamique de la végétation (LAI et hauteur du couvert) n'a pas fait l'objet d'une étude systématique comme celle de l'influence des paramètres. En ce sens l'analyse de sensibilité et les résultats de l'étalonnage sont dépendants de ce forçage.

Nous illustrons simplement ci-dessous l'effet de l'incertitude sur le *LAI*. La mesure du *LAI* du couvert (surface de feuille par surface de sol) par télédétection est peu précise. Le *LAI* que nous avons utilisé en entrée du modèle pour cette expérience est un *LAI* déduit des mesures réalisées par télédétection par l'instrument Licor LAI2000 (mesure de la transmittance du couvert). Les valeurs de *LAI* utilisées sont en fait obtenues par une interpolation journalière des mesures par des fonctions splines. Des mesures plus précises par prélèvement des organes végétaux et calcul de la surface de feuilles vertes par surface de sol (*LAI* planimétrique) ont aussi été réalisées. Ces mesures sont interpolées au pas de temps journalier par des fonctions de croissance et de sénescence (documentation de la base de données Alpilles ;

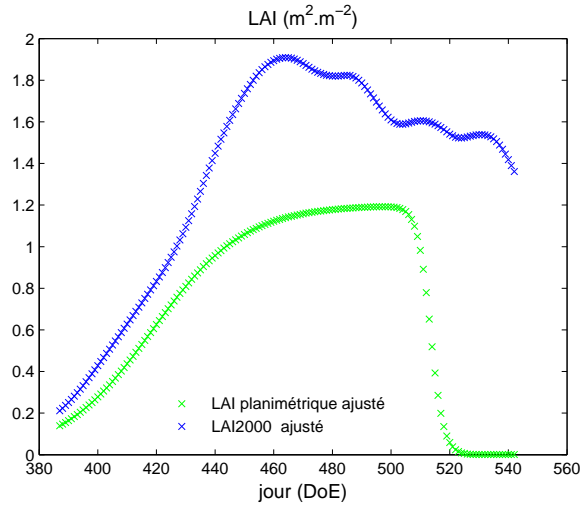


FIG. 2.4 – Estimations du LAI par deux méthodes de mesure sur la parcelle 101 de Blé d’hiver

Prévoit, 2000). La dispersion des valeurs entre les estimations du LAI obtenues par ces deux méthodes montrent d’importantes différences après la phase de croissance (Figure 2.4).

Il faut noter que le LAI2000 télédétekté ne mesure pas seulement le LAI vert mais la surface de l’ensemble des organes végétaux dans la direction de visée. L’approximation entre le LAI vert et le LAI total dans le modèle est une hypothèse forte et engendre une erreur importante surtout vers la fin du cycle végétal en période de sénescence. Une des conséquences est la mauvaise estimation du bilan radiatif. Le rayonnement incident sur la surface rencontre un albédo de surface dépendant de la fraction végétale déduite du LAI. Sur la période *P3*, le rayonnement réfléchi est légèrement surestimé à l’issue de l’étalonnage 6 critères (scénario 1) bien que l’albédo de la végétation tende vers les valeurs les plus faibles de la gamme de variation. L’albédo du sol convergeant vers des valeurs plus élevées, l’effet d’un forçage du modèle avec le LAI planimétrique accentuerait largement la surestimation du rayonnement réfléchi. Les rayonnements réfléchis simulés pour le LAI planimétrique et le LAI 2000 en entrée du modèle avec le jeu de paramètres obtenu après l’étalonnage 6 critères (scénario 1) sur la période *P3* (phase de sénescence) sont présentés Figure 2.5.

L’étalonnage du modèle avec un forçage du LAI planimétrique donnerait donc des résultats très différents pour les paramètres associés à l’albédo du sol et de la végétation. L’influence du LAI sur l’étalonnage n’a cependant pas été étudiée de façon systématique. Le choix de se limiter aux paramètres du modèle sans prendre en compte l’influence des variables d’entrée est volontaire puisque les expériences d’analyse de sensibilité et d’étalonnage n’ont pas pour but d’être étudiées dans l’absolu mais de façon comparative sur le même forçage du modèle.

Discussion

L’utilisation de la seule donnée de température de brillance pour contraindre le modèle semble à la fois délicate et encourageante suite aux résultats du scénario 3. Cependant ces

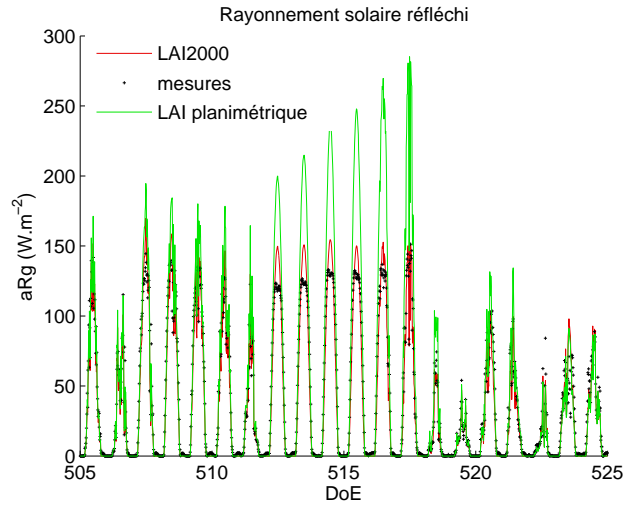


FIG. 2.5 – Exemple de l'impact du LAI sur la simulation du rayonnement solaire réfléchi

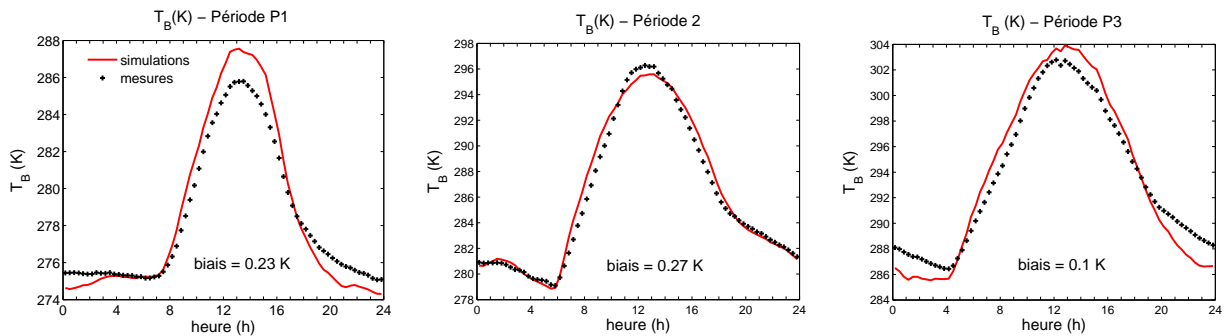


FIG. 2.6 – Cycles diurnes moyens simulés et observés pour chaque période de 20 jours

résultats sont bien sûr, fortement dépendants des incertitudes à la fois des données d'entrée et du modèle. Ils sont en particulier dépendant des caractéristiques du biais entre simulations et observations de T_B . En effet, la minimisation de ce biais conduit à dégrader les résultats de l'étalonnage (scénario 3). La forme du cycle diurne moyen de la température de brillance est différente entre les simulations et les observations et les caractéristiques de cette erreur sont variables selon les processus dominants. La figure 2.6 présente les cycles diurnes moyens pour chacune des périodes de 20 jours $P1$, $P2$ et $P3$.

La température T_B simulée est en général surestimée de jour sauf autour du maximum de transpiration (quand le couvert est développé). La cause de ce biais peut être cherchée dans la simulation de l'albédo, le calcul des résistances (aérodynamiques et stomatique), les poids respectifs des contributions de la température de sol T_g et de la température de la végétation T_v à la température de brillance ou les propriétés thermiques du sol. A ces caractéristiques des erreurs sont associés un ou plusieurs processus et par conséquent des paramètres, un ajustement est donc envisageable. Néanmoins le choix de la paramétrisation oriente nécessairement le type d'ajustement possible. Aucune capacité thermique du couvert végétal n'est, par exemple, prise en compte. L'albédo du sol, par ailleurs, ne dépend que de

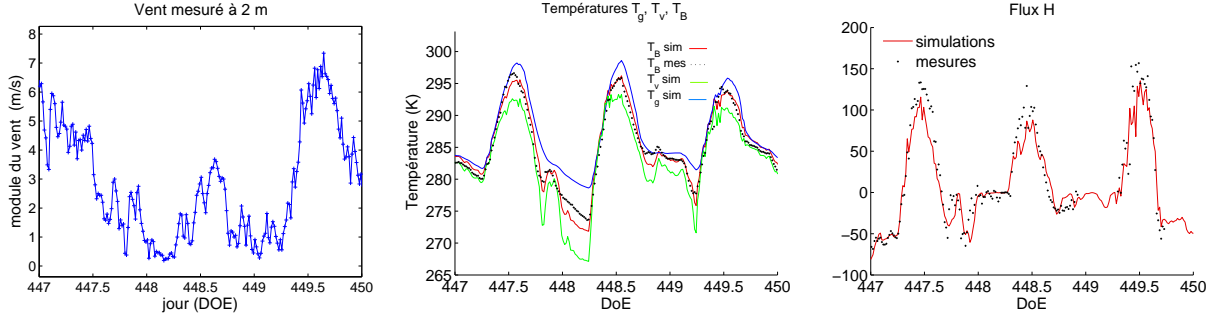


FIG. 2.7 – Cas de vent faible. Simulations des températures T_B , T_v , T_g et du flux H

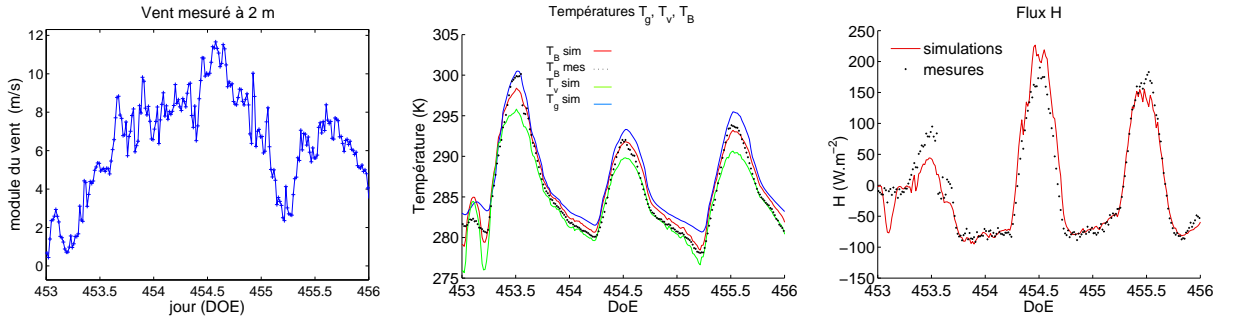


FIG. 2.8 – Cas de vent fort. Simulations des températures T_B , T_v , T_g et du flux H

l'humidité superficielle, il n'y a pas de dynamique temporelle journalière avec la position du soleil, c'est un albédo moyen. Le bilan radiatif courtes longueurs d'onde ne prend pas non plus en considération la direction du rayonnement solaire direct incident. Ce dernier point a été testé et bien que les résultats tendent à minimiser le biais sur les branches ascendantes et descendantes du cycle diurne, la correction reste insuffisante pour expliquer cette erreur. En ce qui concerne les résistances aux échanges, nous n'avons pas modifié le calcul des résistances puisque les paramétrisations de celles-ci sont largement admises et utilisées classiquement dans le modèle TSVA. Cependant, des erreurs liées à leur hypothèse de validité influent sur le calcul de T_B .

Les contributions relatives des températures T_g et T_v à la température de brillance de la surface T_B vont influencer à la fois le phasage de celle-ci et le biais, il est donc intéressant d'analyser plus en détail les séries temporelles de ces trois températures. La période $P2$ (phase de maturation du blé) présente des résultats intéressants. Sur cette période la différence de phase entre les températures du sol et de la végétation est la plus marquée. La température du sol est en retard sur la température de la végétation à cause de l'inertie thermique du sol (l'inertie thermique de la végétation étant nulle). Ces déphasages combinés aux contributions relatives des températures T_g et T_v au signal T_B vont influencer la forme du cycle diurne de T_B .

D'autre part, les biais de la température de brillance de nuit sont assez hétérogènes. Les figures 2.7 et 2.8 présentent les séries temporelles de ces températures dans un cas de vent faible et un cas de vent fort. Le flux H de chaleur sensible est aussi représenté.

En cas de vent fort et de flux H fort, le biais nocturne disparaît. Le calcul des résistances

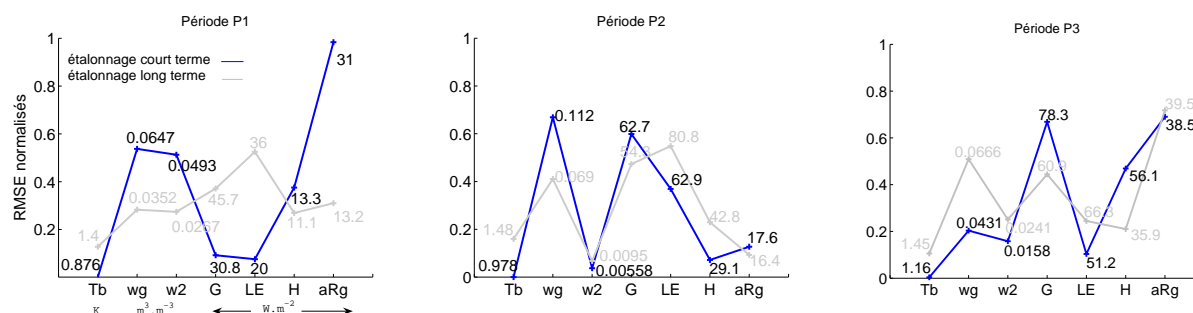


FIG. 2.9 – Comparaison des résultats d'étalonnages monocritères (scénario 3) "court terme" et "long terme" sur les périodes $P1$, $P2$ et $P3$

aux échanges turbulents peut alors être mis en cause, le formalisme ne s'appliquant pas en condition de vent faible et de forte stabilité (Oliosio, 1992; Troufleau 1996) comme nous l'avons déjà noté au chapitre 1.

Par ailleurs, la température profonde du sol ainsi que le paramètre F_{therm} (corrigeant l'inertie thermique) ont un impact important sur le biais nocturne. On notera les valeurs similaires du F_{therm} (maximum de la gamme de variation) pour les périodes $P1$ et $P3$ qui limitent l'inertie thermique du sol. Les biais froids nocturnes obtenus sur ces deux périodes (jusqu'à $-2K$ en moyenne sur la période $P3$) s'expliquent à la fois par ce résultat et aussi par des intensités de vent plus faibles.

Un autre point ouvert à la discussion permettant d'expliquer ces biais pourrait être attribué à l'incertitude liée à la mesure du rayonnement atmosphérique.

Néanmoins l'ensemble de ces erreurs de simulation sur la température de brillance qui peuvent avoir des causes multiples et qui sont aussi dépendantes du forçage d'entrée du modèle n'ont pas fait l'objet d'études spécifiques. Nous avons fait le choix par la suite de chercher à limiter l'impact de ces erreurs dont la maîtrise paraît limitée compte tenu des paramétrisations utilisées nécessairement approximatives.

Perspectives

Les résultats de la dernière partie de l'article sont complétés par la figure 2.9 pour les trois périodes $P1$, $P2$, $P3$.

Ces résultats montrent qu'un étalonnage spécifique du modèle ("court terme") basé sur l'optimisation de la température de brillance permet de réduire l'erreur sur le flux LE et sur le contenu en eau de la zone racinaire (périodes $P2$ et $P3$) par rapport à un étalonnage moyen ("long terme") sur les 155 jours de simulation.

Bien que les résultats soient moins bons (RMSE plus élevés) que ceux d'un étalonnage multicritère plus complet (scénarii 1 et 2), l'apport de la seule connaissance de la température de brillance pour contraindre le bilan hydrique sur des courtes périodes doit être étudié de façon plus approfondie.

Cette étude doit donc envisager maintenant comment réduire l'influence de l'erreur de simulation (spécifique au contexte d'application) sur l'étalonnage du modèle. L'utilisation de la dynamique temporelle (cycle diurne) de cette variable doit en outre être analysée pour mieux

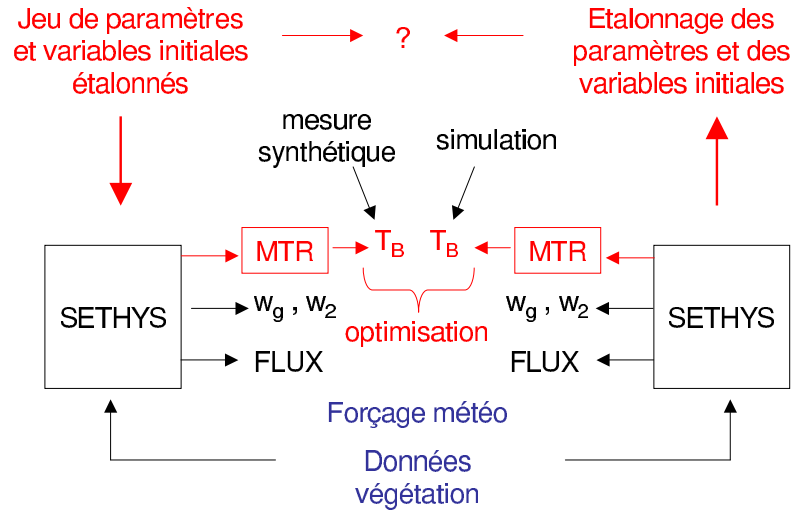


FIG. 2.10 – Principe de l'étude de faisabilité. Comparaison de l'étalonnage monocritère basé sur T_B synthétique à l'étalonnage multicritère (le plus complet) permettant d'obtenir T_B synthétique

cibler l'information télédéetectée pertinente pour contrôler les processus d'échange dominants relatifs à la période considérée.

La première étape de l'étude est d'analyser la faisabilité et les limites d'un étalonnage basé sur la seule utilisation des observations de température de brillance et de définir dans quel cadre la méthodologie peut-elle être développée.

2.5 Etude de faisabilité

L'étalonnage multicritère du modèle SETHYS dans le scénario 1 présenté partie 2.3 correspond à l'étalonnage le plus complet pour lequel l'ensemble des processus d'échange du bilan d'énergie et d'eau sont optimisés sur chaque période caractéristique.

La simulation de la température de brillance à partir du modèle étalonné sur chaque période peut alors servir de séries temporelles synthétiques (Cf. schéma de principe Fig. 2.10) permettant de s'affranchir des erreurs de modèle et des observations sur la température de brillance dans le processus d'étalonnage du modèle.

La comparaison des résultats d'étalonnage du scénario 1 et d'un étalonnage monocritère basé sur les mesures synthétiques de température de brillance permet donc d'étudier la faisabilité théorique d'ajustement des paramètres du modèle par cette variable. L'intérêt est aussi d'évaluer la "taille" de l'espace solution du problème d'optimisation traduisant la robustesse de cette approche.

L'étalonnage monocritère du modèle avec les mesures synthétiques de T_B est mené sur les trois périodes caractéristique de 20 jours définies en 2.3 avec les mêmes gammes initiales

pour les 19 paramètres et 3 conditions initiales.

Nous résumons ici les résultats obtenus :

- Un bon accord général est obtenu entre les deux étalonnages pour la convergence des gammes de paramètres et des *RMSE*. Bien que certaines différences existent, les directions de convergence des gammes des paramètres sont identiques.
- Certaines différences concernent les paramètres de l'albédo du sol, la valeur du paramètre n_{VG} de la courbe de rétention et de la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}) pour la période *P1* uniquement, la taille du réservoir associé à la zone racinaire (dp_2) pour les périodes *P1* et *P3*, les paramètres ajustant la résistance de sol à l'évaporation (période *P3*), l'initialisation du contenu en eau de la zone racinaire (différences faibles).

D'où proviennent les différences obtenues ?

l'albédo du sol est déterminé par quatre paramètres (α_{sec} , α_{hum} , w_{inf} , w_{sup}) et le contenu en eau de surface définissant une fonction continue par morceaux (travaux de Ross et al. ; 1991) :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \alpha_{sol} = \alpha_{sec} & \text{pour } w_g < w_{inf} \\ \alpha_{sol} = \alpha_{sec} - \left(\frac{w_g - w_{inf}}{w_{sup} - w_{inf}} \right) (\alpha_{sec} - \alpha_{hum}) & \text{pour } w_{inf} \leq w_g \leq w_{sup} \\ \alpha_{sol} = \alpha_{hum} & \text{pour } w_{sup} < w_g \end{array} \right. \quad (2.4)$$

où α_{sec} et α_{hum} sont les valeurs d'albédo de la surface du sol supposé sec et humide respectivement.

Sur chacune des périodes d'étalonnage *P1*, *P2* et *P3* une partie seulement de la gamme d'humidité superficielle du sol, comprise entre l'humidité résiduelle (paramètre w_{resid}) et l'humidité à saturation (paramètre w_{max}), est balayée compte tenu des forçages météorologiques et des stades phénologiques différents caractérisant chaque période. Dès lors, la combinaison des paramètres de la fonction donnant l'albédo du sol peut ne pas être unique. Il est donc nécessaire d'analyser si les différences obtenues entre les deux étalonnages proviennent de cette liberté d'ajustement selon la gamme de valeurs balayée pour l'humidité du sol ou du manque de robustesse de la méthode basée sur la seule connaissance de T_B synthétique.

Nous avons tracé sur la figure 2.11 les paramétrisations de l'albédo obtenues sur chacune des trois périodes pour la dernière itération de l'étalonnage. La dernière gamme obtenue pour chaque paramètre étant plus ou moins large en fonction de la sensibilité du paramètre, il peut y avoir une indétermination sur les courbes associées.

Sur les périodes *P1* et *P3* (courbes a) et c)), des valeurs un peu plus élevées sont obtenues avec l'étalonnage monocritère basé sur T_B synthétique. La fraction de couverture végétale σ_f n'est cependant pas la même sur les deux périodes. Elle est comprise entre

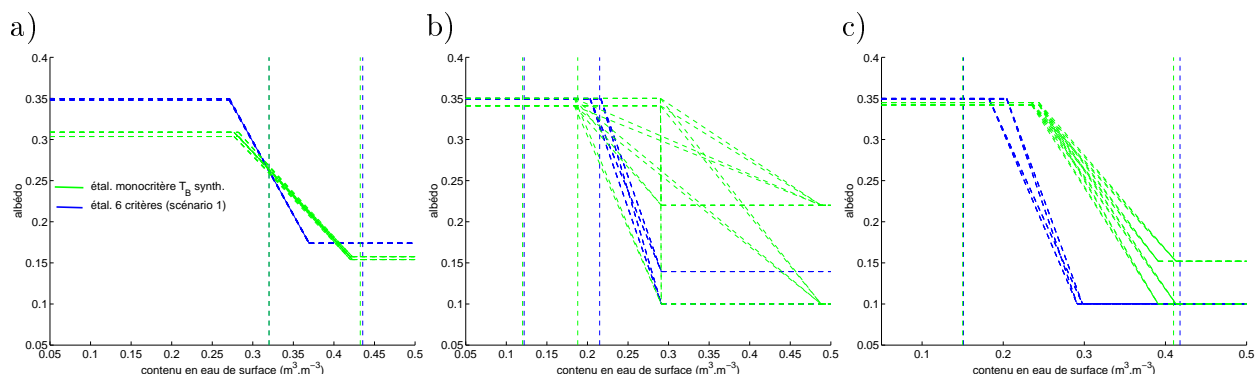


FIG. 2.11 – Courbes de la paramétrisation de l'albédo du sol en fonction de l'humidité de la couche superficielle obtenues après étalonnage 6 critères et monocritère sur chaque période caractéristique : a) $P1$, b) $P2$, c) $P3$. Les droites verticales tiretées délimitent les valeurs d'humidité balayées sur chaque période et pour chaque étalonnage.

10 et 25% sur la période $P1$ et entre 53 et 55% sur la période $P3$. Par ailleurs, sur ces deux périodes l'albédo de la végétation (α_{sv}) est aussi légèrement supérieur pour l'étalonnage monocritère. *Il y a donc une certaine incertitude sur l'inversion de l'albédo de la surface.*

Les résultats obtenus sur la période $P2$ montrent toutefois une parfaite concordance entre les deux étalonnages pour l'albédo de la végétation et l'albédo du sol. En effet, concernant l'albédo du sol, la partie de courbe explorée (Cf. Figure 2.11 b)) pour les conditions hydriques rencontrées (conditions sèches) est quasiment identique pour les deux étalonnages. Il apparaît clairement une large incertitude pour les paramètres ajustant la partie droite de la courbe qui n'est pas explorée sur la période. Cette incertitude n'ayant aucun effet sur les simulations. Ce dernier point est important et permet de comprendre comment des paramètres faiblement sensibles peuvent être ajustés différemment d'une étude à l'autre. Leur gamme de variation restant en général large à la dernière itération de l'étalonnage.

les paramètres ajustant l'état hydrique et les transferts d'eau dans le sol : n_{VG} , est un paramètre de forme de la courbe de rétention de l'eau dans le sol, il est ajusté de façon identique par les deux étalonnages sur la période $P3$ où les conditions hydriques les plus sèches sont atteintes. Ce paramètre n'est pas sensible sur la période $P2$. Cependant, sur la période $P1$, les valeurs opposées extrémales de la gamme de départ sont obtenues pour chaque étalonnage.

Ce paramètre intervient dans le calcul du potentiel hydrique du sol (définissant l'état énergétique de l'eau dans la matrice de sol), de la capacité capillaire, de la conductivité hydraulique et par conséquent dans le calcul de la diffusivité hydrique du sol. Nous avons donc représenté sur la figure 2.12 dans le cadre de chaque étalonnage l'effet de la valeur du paramètre n_{VG} entre le minimum et le maximum de sa gamme de variation initiale ([1.168; 1.331]) sur ces propriétés hydriques du sol.

Le paramètre n_{VG} a donc un impact important sur la détermination du potentiel hydrique en conditions sèches et sur les trois autres grandeurs représentées près de la

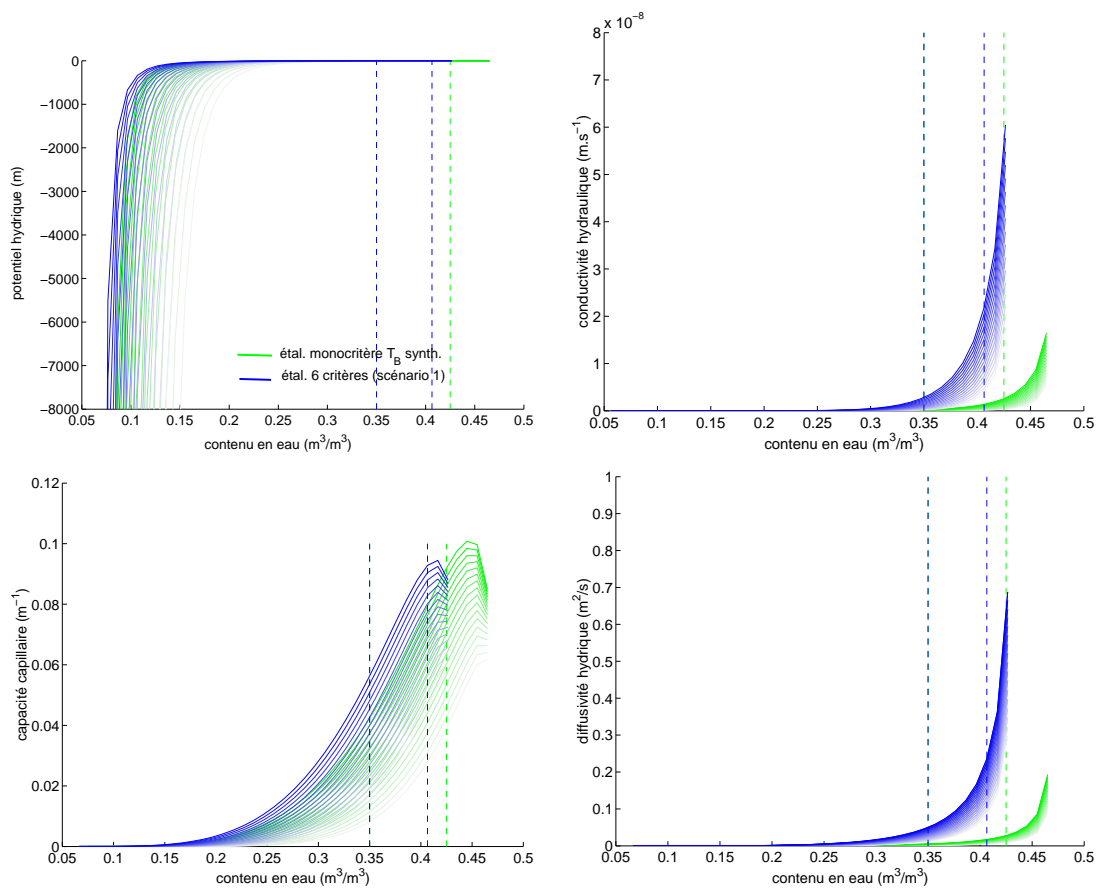


FIG. 2.12 – Propriétés hydriques calculées dans SETHyS pour des valeurs croissantes de n_{VG} (dans la gamme de variation initiale) du plus clair au plus foncé et pour chaque étalonnage.

saturation. Pour la gamme d'humidité rencontrée sur la période $P1$, n_{VG} n'a aucun impact sur la valeur du potentiel hydrique qui est quasiment nul (les forces de tension entre la matrice du sol et l'eau sont négligeables). Par contre, il influe sur la diffusivité hydrique contrôlant les transferts d'eau entre la zone racinaire et la couche superficielle pour des valeurs moyennes d'humidité à "l'interface" entre la couche superficielle et la zone racinaire supérieures à $0.3 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$. Les valeurs élevées de n_{VG} pour les courbes bleu (6 critères) et les valeurs les plus faibles pour les courbes vertes (étalonnage monocritère) obtenues pour chaque étalonnage tendent à restituer des valeurs de diffusivité d'autant plus éloignées.

Néanmoins, la valeur du paramètre K_{sat} est largement plus déterminante sur la diffusivité hydraulique pour les valeurs d'humidité considérées. Ce paramètre, dont la gamme de variation initiale s'étend sur deux ordres de grandeur ($[2.4.10^{-8}; 2.7.10^{-6} \text{ m.s}^{-1}]$) converge vers les valeurs les plus faibles de la gamme pour les deux étalonnages bien qu'il y ait un ordre de grandeur entre les deux : il tend vers $3.10^{-7} \text{ m.s}^{-1}$ pour l'étalonnage 6 critères et $5.5.10^{-8} \text{ m.s}^{-1}$ pour l'étalonnage monocritère.

L'inversion n'est donc pas strictement identique entre les deux étalonnages pour les propriétés hydriques du sol sur la période $P1$ pour des conditions de sol très humide. La simulation de la température de brillance IRT n'est en fait pas affectée par les différences obtenues sur les valeurs des paramètres "sol" ($dp_2, n_{VG}, K_{sat}, w_{20}$). Ceci s'explique par le fait que la disponibilité en eau importante dans la couche de surface n'affecte pas l'évaporation du sol (et donc le flux de chaleur latente puisque la transpiration est négligeable sur cette période) et que les propriétés thermiques du sol sont comparables entre les deux étalonnages.

Il y a donc, dans le cas d'un couvert végétal peu développé pour des conditions hydriques de surface proches de la saturation, une indétermination sur l'inversion des paramètres du modèle conditionnant les transferts hydriques et thermiques dans le sol.

les paramètres déterminant la résistance de sol à l'évaporation sur la période $P3$ convergent vers des valeurs différentes pour chaque étalonnage. Les deux paramètres a_{Elim} et b_{Elim} définissent en fait l'évaporation limite du sol, dont le concept a été proposé par Soarès et al. (1988 ; Cf. Eq.1.35). La figure 2.13 représente les faisceaux de courbes pour les dernières gammes obtenues après chaque étalonnage sur cette période. Nous avons représenté les contenus en eau initiaux (w_{g0}) dont les valeurs obtenues sont aussi différentes pour chaque étalonnage.

Les valeurs d'évaporation limite sont apparemment différentes (faisceaux de courbes en vert et bleu sur la figure 2.13). Cependant, les contenus en eau initiaux superficiels le sont aussi. Nous avons donc représenté en rouge sur la figure 2.13 une translation du faisceaux de courbes en vert afin de superposer les contenus initiaux. On fait alors l'hypothèse que la dynamique de l'humidité de la couche de surface est la même pour les simulations issues des deux étalonnages. Les courbes sont tout à fait comparables pour les valeurs d'évaporation limite rencontrées sur la période $P3$ avant d'atteindre la saturation en eau de la couche de surface. Plus précisément, cette période est caractérisée par deux épisodes de pluie. Le premier (DoE 518) ne permet pas d'atteindre la saturation. La flèche ascendante selon la courbe rouge de la figure 2.13 indique, en

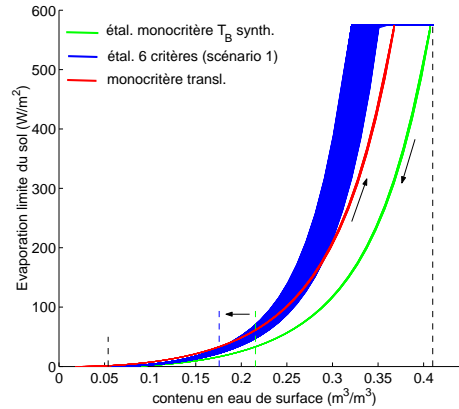


FIG. 2.13 – Evaporation limite obtenue par les étalonnages 6 critères et monocritère. Le faisceau de courbes en rouge est la translation du faisceau de courbes en vert superposant les contenus en eau initiaux obtenus pour chaque étalonnage (traits tiretés). Les humidités résiduelles du sol et à saturation sont représentées en trait tireté vertical noir

effet, qu'en prenant en compte les différences d'humidité initiale entre les deux étalonnages les valeurs d'évaporation limite sont comparables. Pour le deuxième épisode de pluie (DoE 522) qui a lieu à la fin de la période ($P3$: DoE 505 – 525) la saturation est atteinte pour la couche de surface. La flèche descendante indique alors les valeurs d'évaporation limite après cet épisode de pluie pour l'étalonnage monocritère (vert). Ces valeurs sont très différentes de celles de l'étalonnage 6 critères (bleu) près de la saturation. Cependant, ces différences n'ont aucun impact sur l'évaporation du sol puisque la demande climatique est inférieure à ces valeurs élevées d'évaporation limite sur les deux derniers jours de la période.

Conclusion : Les trois paramètres w_{g0} , a_{Elim} et b_{Elim} étant fortement liés vis à vis de l'évaporation limite, une combinaison différente de leurs valeurs entre les deux étalonnages permet de contraindre de la même façon l'évaporation limite. L'inversion de ces paramètres n'est donc pas unique pour les conditions hydriques de surface et de forçage météorologique de la période $P3$ caractérisées par un sol sec et deux épisodes de pluie.

la taille du réservoir associé à la zone racinaire (dp_2) est inversée avec des tendances cohérentes mais des valeurs différentes pour les périodes $P1$ et $P3$ alors que les valeurs sont identiques sur la période $P2$. Ce paramètre du modèle influence la simulation de la température de brillance surtout quand il conditionne l'évapotranspiration et plus particulièrement le stress hydrique (Van de Griend et al.1985, Carlson et al. 1995 ; Taconet et al., 1986 ; Calvet et al., 1998) ou lorsqu'il influe sur les propriétés thermiques par la régulation des contenus en eau. Sur la période $P2$, l'accord est bon entre les deux étalonnages du fait de l'impact de dp_2 sur la transpiration. Sur les périodes $P1$ et $P3$ il influence plutôt les propriétés hydriques et thermiques de la surface pour lesquelles la solution de l'inversion n'est pas unique comme nous l'avons illustré.

Conclusion

Les différences obtenues entre les deux étalonnages peuvent avoir deux origines possibles :

- la faible influence (sensibilité) des paramètres sur la température de surface
- la compensation des combinaisons de paramètres intervenant dans les processus d'échanges influents sur la température de surface

Ces deux possibilités dépendent des conditions d'application sur la période d'étalonnage et donc des processus représentés.

Nous avons vu que les conditions initiales w_{g_0} et w_{2_0} ne sont pas toujours restituées de façon identique par les 2 étalonnages, dans le cas d'un étalonnage basé sur T_B , il vaut donc mieux prescrire ces conditions initiales d'humidité en débutant la simulation à saturation par exemple. L'inversion de celles-ci est, en effet, liée aux paramètres régissant l'évapotranspiration.

L'inversion de l'albédo de la surface paraît incertaine à partir de la température de brillance. On note par ailleurs que pour les paramètres liés aux transferts hydriques dans le sol et pour les paramètres liés à l'évaporation limite du sol, l'ensemble solution n'est pas toujours unique pour la gamme d'humidité balayée. En effet les processus physiques peuvent être contraints de la même façon avec une certaine liberté dans la combinaison des paramètres associés pour une même optimisation de la variable température de brillance.

L'accord entre les 2 étalonnages est par ailleurs assez bon pour les paramètres associés aux propriétés radiatives de surface et aux propriétés physiologiques et structurales de la végétation.

La faisabilité d'un étalonnage basé sur la seule connaissance de la température de brillance IRT de la surface est donc envisageable lorsqu'on compare la convergence moyenne de l'ensemble des paramètres et la minimisation des fonctions de coût (*RMSE*) sur l'ensemble des variables du bilan d'énergie et d'eau.

L'enjeu à partir de données réelles est donc de diagnostiquer les cas d'indétermination, de non sensibilité des paramètres et surtout de déterminer comment limiter l'impact de l'erreur de simulation et de mesure sur l'étalonnage des paramètres du modèle. L'utilisation de la dynamique du cycle diurne de la température est alors envisagée pour aborder cette problématique.

Chapitre 3

Méthodologie d'étalonnage basée sur la dynamique du cycle diurne de la température de surface

Le chapitre précédent s'est attaché à analyser l'apport de la température de brillance de la surface dans l'étalonnage du modèle SEtHyS. Le développement d'une méthode n'utilisant que cette donnée pour contrôler un modèle TSVA comme le modèle SEtHyS se heurte *a priori* au problème de la robustesse de l'estimation des combinaisons de paramètres solution lié au fait que ces paramètres ne sont pas indépendants. Parmi cet ensemble solution une partie seulement peut être physiquement acceptable dans un contexte d'application donné. Une simple optimisation des températures simulées et observées par une technique des moindres carrés ne permet pas, en général, d'ajuster l'ensemble des processus d'échange simultanément. Cependant, l'étude précédente indique que la température de brillance contient une information intégrée sur le bilan d'énergie et d'eau. L'enjeu est alors de chercher un moyen d'extraire cette information et de définir selon le contexte d'application quels sont les processus qu'elle permettrait effectivement de contraindre.

Ce chapitre présente le développement et l'application d'une méthodologie d'étalonnage basée uniquement sur la connaissance de la température de brillance IRT à haute résolution temporelle (20 minutes) à l'échelle de la parcelle agricole. Nous détaillerons d'abord l'intérêt de tirer partie de la dynamique du cycle diurne avant de présenter la méthodologie elle-même. Sa mise en oeuvre sous la forme d'un étalonnage dynamique puis dans un contexte d'assimilation de la température en temps réel précéderont les conclusions de cette partie. Nous envisageons ensuite les perspectives d'application aux données de température de surface basse résolution spatiale dans le cas du paysage hétérogène.

3.1 Utilisation de la dynamique de la température à haute résolution temporelle

Intérêt de l'utilisation de la variabilité diurne

L'utilisation de la variabilité temporelle de la température de surface a un triple intérêt

pour notre étude :

- nous avons vu que la représentation des différents processus d'échange au sein d'une période d'étalonnage conditionne l'inversion des paramètres à partir de la température de surface. A l'échelle de la journée, les processus d'échange privilégiés (échanges radiatifs, évaporation, transpiration, flux de chaleur sensible, flux de conduction de la chaleur) évoluent avec l'heure et la plage horaire considérée. Il y a donc un intérêt de décomposer le cycle diurne de la température de surface afin de tirer partie au mieux de l'information qu'il contient à l'échelle horaire ;
- d'autre part, toute l'information journalière n'est pas utile ni pertinente pour ajuster chaque paramètre du modèle dû au fait que les processus d'échange privilégiés et l'erreur du modèle évoluent au cours d'une journée. Ce deuxième point concerne la fonction de coût à optimiser pour étalonner les paramètres. La décomposition du cycle diurne permet donc d'envisager comment "adapter" cette fonction de coût à minimiser ;
- enfin, l'utilisation de la dynamique du cycle diurne de la température de surface permet de s'affranchir en partie de l'erreur "absolue" du modèle ou des observations. La série temporelle de température va alors être considérée comme un signal et décomposée en gradients temporels, amplitude et phase.

Différentes études ont déjà proposé d'utiliser les caractéristiques du cycle diurne de la température de surface IRT (amplitude, gradients temporels) pour inverser les propriétés de la surface comme l'humidité du sol (Van de Griend et al., 1985 ; Wetzel et al, 1984 ; Wetzel et Woodward, 1987 ; McNider et al. 1994 ; Diak et Whipple 1995 ; Jones et al, 1998a, 1998b par exemple) en utilisant des modèles de bilan d'énergie à la surface.

Ces études ont été généralement réalisées à l'échelle régionale et visent à restituer la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Notre propos est d'adapter le principe de ces études d'abord à l'échelle locale dans le but de contraindre la modélisation détaillée du bilan (modèle SEtHyS) pour ensuite restituer la variabilité spatiale et temporelle à l'échelle régionale (chapitre 4).

Présentation et application de la méthodologie développée

L'enjeu consiste à développer une méthode qui exploite uniquement l'information contenue dans la dynamique de la température de brillance IRT pour étalonner les paramètres du modèle et qui étalonne les seuls paramètres qui influent sur cette dynamique.

Pourquoi ? L'étalonnage des paramètres du modèle par l'optimisation de l'intégralité du signal de température de brillance n'est pas satisfaisante (partie 2.3). Ceci est lié d'une part à l'erreur de simulation et d'observation mais aussi au fait que seule l'optimisation d'une "partie du signal" est pertinente pour contraindre certains paramètres et le reste n'apporte que du bruit et dégrade ainsi l'étalonnage global.

Le principe de la méthode est d'étalonner chaque paramètre du modèle avec les caractéristiques du cycle diurne (amplitude, phase, gradients temporels) sur lesquelles le paramètre est influent.

- La première étape consiste à analyser la sensibilité des paramètres aux caractéristiques.
- L'étape suivante est d'étalonner chaque paramètre de façon multicritère en optimisant simultanément l'ensemble des caractéristiques auxquelles il est sensible.

Note : Les paramètres influents sur les mêmes caractéristiques sont étalonnés simultanément, l'interaction entre paramètres est alors prise en compte. La particularité de cette méthode est d'utiliser comme variables les caractéristiques du cycle diurne de la température de brillance.

Un schéma de principe détaillé est présenté dans l'article 2 partie 3.2 Figure 1.

Mise en oeuvre :

Prescription de contraintes a priori sur les gammes de variation des paramètres

Nous avons réalisé une première expérience numérique avec cette méthode d'étalonnage à partir des mêmes gammes initiales des paramètres du modèle et dans les mêmes conditions d'application. Nous avons appliqué la méthode sur des périodes successives de 20 jours en se basant sur les résultats de chaque étalonnage pour déterminer les gammes de variation initiales de l'étalonnage suivant. Bien que plusieurs tests aient été réalisés, il s'est avéré que l'étalonnage convergait vers des solutions inacceptables autour de la période de fin de croissance et de début de maturation du couvert de blé où la transpiration joue un rôle prépondérant dans la régulation de la température de la canopée.

Ces solutions consistaient à limiter la transpiration par des valeurs minimum du paramètre régulant le taux d'assimilation des produits de la photosynthèse (V_{max_0}) et à favoriser le flux de conduction de la chaleur dans le sol par l'augmentation de la capacité calorifique du sol en minimisant les valeurs du paramètre F_{therm} .

Dans la partie 2.3, nous avons vu que l'étalonnage monocritère simple basé sur l'optimisation "en valeur absolue" de la température de brillance convergait ainsi vers les mêmes solutions inacceptables.

La méthode proposée paraît donc à ce stade d'un intérêt limité. L'analyse de la forme de la fonction de coût dans l'espace des paramètres V_{max_0} et F_{therm} nous a permis de mieux comprendre la direction prise par la méthode d'étalonnage.

Nous avons choisi deux périodes pendant la phase de croissance du blé sur lesquelles est

- fixé l'ensemble des paramètres du modèle au milieu des dernières gammes obtenues par l'étalonnage à l'exception des deux paramètres V_{max_0} et F_{therm} ;
- réalisé un ensemble de simulations basées sur les combinaisons des valeurs des paramètres V_{max_0} et F_{therm} en balayant l'ensemble de leurs gammes respectives. Les RMSE sont alors calculés sur les variables du bilan d'énergie et d'eau pour chaque simulation.

Les gammes de variations pour V_{max_0} et F_{therm} sont respectivement [30; 200] ($\mu mol.m^{-2}.s^{-1}$) et [0.5; 2]. Le tracé des fonctions de coût ($RMSE$ entre simulations et observations) est présenté Figure 3.1 pour les variables T_B , w_g , w_2 , LE , H , G , aRg , Rn et pour deux périodes d'étalonnage correspondant aux jours de l'expérience (DoE) 417 – 437 (cas a) et 442 – 462 (cas b).

Sur la première période (cas a) la minimisation du $RMSE(T_B)$ correspond aux faibles valeurs du paramètre F_{therm} . Le paramètre V_{max_0} n'a pas d'influence notable sur la valeur du $RMSE(T_B)$. Par contre des valeurs comprises entre 50 et 100 permettent de minimiser le $RMSE(T_B)$ sur cette période. Les faibles valeurs de F_{therm} augmentent l'erreur sur le flux G . En effet, comme nous l'avons déjà analysé, cela revient à augmenter l'inertie thermique du sol, à surestimer G et par conséquent à limiter le biais froid de nuit sur la température de brillance.

Lorsqu'on passe à la période suivante (cas b), il apparaît clairement que la minimisation du $RMSE(T_B)$ est obtenue pour des valeurs minimales des paramètres V_{max_0} et F_{therm} qui maximisent l'erreur sur les flux LE et G .

Remarque : On note que la minimisation du $RMSE(w_2)$ pour les valeurs minimales de V_{max_0} paraît contradictoire avec la maximisation de l'erreur sur le flux LE , ce résultat s'explique par la surestimation du contenu en eau initial de la zone racinaire (w_{2_0}) en début de période.

Conclusion : Ces résultats montrent que la solution minimisant le $RMSE(T_B)$ par les valeurs minimales des paramètres V_{max_0} et F_{therm} doit être exclue.

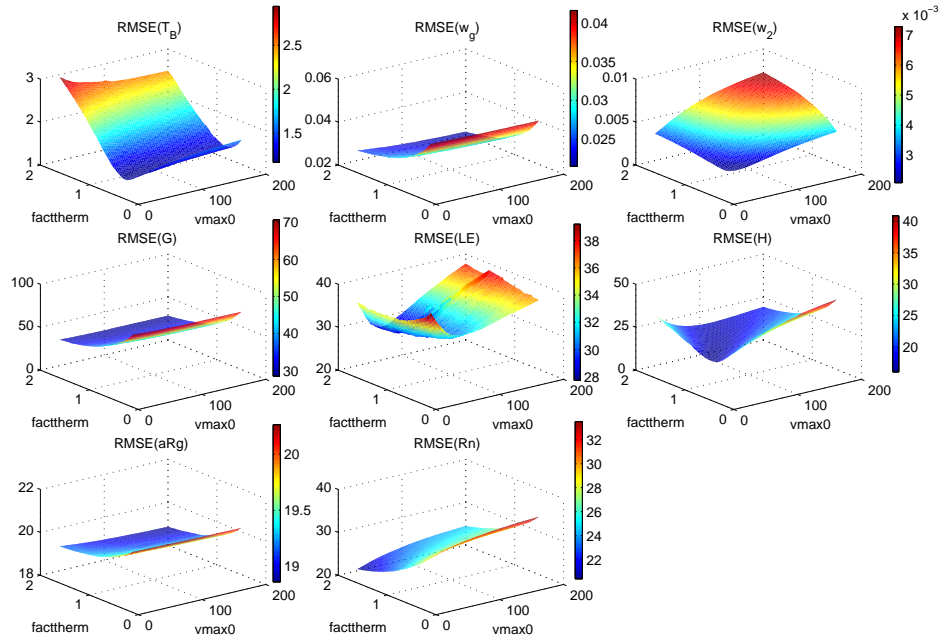
Nous choisissons donc de limiter la gamme du paramètre F_{therm} à l'intervalle [1; 2] pour la suite de l'étude. Ce choix est d'abord déduit de la forme des fonctions de coût ($RMSE$) sur les flux de surface Figure 3.1, cas b. Par ailleurs, ce choix est encouragé par l'étalonnage 6 critères du modèle (partie 2.3) qui ajuste des valeurs supérieures à 1 pour ce paramètre. Ce choix paraît limité au cas étudié (parcelle 101 d'Alpilles) cependant l'intervalle inclut la valeur par défaut ($F_{therm} = 1$) pour laquelle on a la paramétrisation de l'inertie thermique du sol d'origine. Donc la transposition de la méthode à d'autres cas d'étude permettra uniquement d'augmenter ou de ne pas modifier l'inertie thermique du sol par rapport à la paramétrisation de départ.

La gamme de variation du paramètre V_{max_0} est inchangée puisqu'aucune valeur n'est à privilégier *a priori* et que la méthode doit aussi être évaluée sur l'inversion de ce paramètre.

Application sur des périodes successives

Le cycle saisonnier du blé d'hiver de la parcelle utilisée pour l'étude correspond à environ 155 jours (DoE 387 – 542). Nous avons sélectionné la période du 21 Janvier (DoE 387) au 10 Juin (DoE 527) 1997 que nous avons divisée en 7 périodes d'étalonnage de 20 jours. Nous avons vu précédemment (partie 2.5) que l'inversion des paramètres du modèle peut mener à une certaine indétermination selon les conditions d'application (forçage, état hydrique de surface, stade phénologique du couvert) de la période d'étalonnage. Il paraît donc

a) Période 417 – 437



b) Période 442 – 462

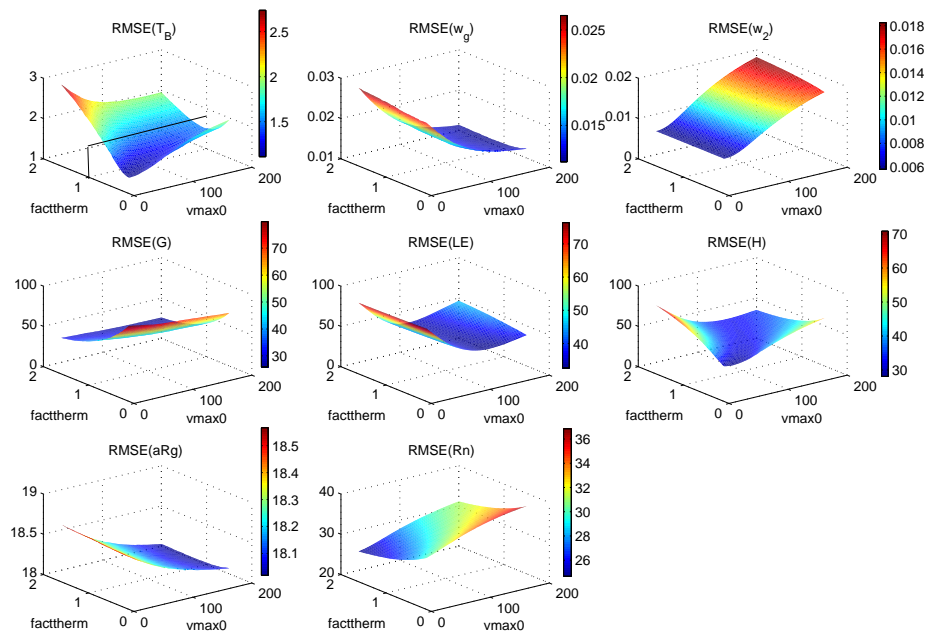


FIG. 3.1 – Tracé des $RMSE$ dans l'espace des paramètres V_{max0} et F_{therm} pour deux périodes d'étalonnage DoE 417 – 437 et 442 – 462. Les valeurs des $RMSE$ sont en K pour T_B , en $m^3.m^{-3}$ pour w_g et w_2 et en $W.m^{-2}$ pour G , LE , H , aRg et Rn

nécessaire de contrôler le modèle de façon continue pour corriger une dérive éventuelle causée par un ajustement de paramètres dans des conditions non favorables.

L'étalonnage sur la première période est réalisé à partir des mêmes gammes initiales que pour la partie 2.3 à l'exception de F_{therm} désormais compris dans l'intervalle [1; 2].

La "continuité" entre deux périodes d'étalonnage est prise en compte selon des règles simples permettant à la fois d'assurer le transfert d'information d'une période à l'autre en contraignant les gammes de paramètres et en permettant aussi leur réajustement. Le protocole est décrit dans la partie 3.2.

Etudes comparatives

Afin d'évaluer la méthodologie proposée nous comparons l'étalonnage multicritères basé sur les caractéristiques du cycle diurne de la température T_B (référéncé *meth1* dans la partie suivante) à l'étalonnage monocritère basé sur la minimisation du $RMSE(T_B)$ c'est à dire minimisant "l'écart absolu" entre simulations et observations de T_B (référéncé *meth2* dans la partie suivante).

Note

Pour cette étude le modèle SEtHyS a été modifié par rapport à la partie 2.3. Les deux changements principaux concernent :

- Le calcul de la température profonde du sol à partir du formalisme "force-restore" de Deardorff (1978). Nous avons en effet supprimé le forçage de cette température profonde de sol par la moyenne de la température de l'air en surface sur une période temporelle antérieure (Coudert, 2003). La transposition à un autre cas d'application était délicate puisqu'il fallait pouvoir déterminer la durée de la période de calcul de cette moyenne.
- La position zénithale du soleil pour la contribution directe du rayonnement courtes longueurs d'onde est désormais prise en compte dans le bilan radiatif visible. La base de données Alpilles donne, en effet, le rayonnement solaire direct et diffus. Cette considération a pour but de limiter l'impact des simplifications du bilan radiatif courte longueur d'onde sur le biais de la température T_B simulée pour la branche ascendante et descendante du cycle diurne. Cet apport a cependant un effet très faible dans la corrections des biais.

Présentation de l'article 2

Les résultats de l'étalonnage dynamique du modèle sont présentés dans l'article 2 soumis à la revue *Remote Sensing of Environment* en juillet 2006.

La méthodologie d'étalonnage basée sur les caractéristiques y est détaillée. L'étude de sensibilité des paramètres du modèle aux caractéristiques du cycle diurne est analysée de façon temporelle et pour l'ensemble des 7 périodes d'étalonnage. Les résultats de l'étalonnage sont

analysés qualitativement et quantitativement en comparant les deux études *meth1* et *meth2*. Les perspectives d'amélioration et d'application de la méthode dans un contexte "d'assimilation de données" sont enfin présentées.

3.2 Etalonnage dynamique. Article 2 : *"Monitoring land surface processes with thermal infrared data : Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface temperature cycling features"*

Monitoring land surface processes with thermal infrared data:
Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface
temperature cycling features

B. Coudert¹, C. Ottlé¹, X. Briottet²

¹*CETP-IPSL-CNRS-UVSQ,*

10, avenue de l'Europe, 78140 Vélizy, France

²*DOTA-ONERA,*

2, avenue Edouard Belin, 31055 Toulouse, France

Abstract :

Land Surface Models (LSM) have been designed to describe water and energy transfers at the soil-vegetation-atmosphere interface, and are therefore essential in many environmental disciplines. These numerical models, driven by the boundary conditions in the atmosphere and soil, require adequate knowledge of those vegetation and soil characteristics which are determinant in the characterisation of mass and energy transfers. In view of the fact that, firstly this information is often only partially known, and secondly the transfers are sometimes incorrectly represented, these models can rapidly drift and need to be regularly corrected. To this aim, remote sensing is a promising tool and many studies are currently devoted to the development of assimilation techniques to control their inputs or internal variables. The research presented in this paper contributes to this effort. Its ambition is to explore new methodologies, designed to make use of remote sensing thermal infrared data recorded from space. This study is based on the analysis of links between the characteristics of the diurnal cycle of the surface brightness temperature and the soil-atmosphere interface parameters and variables. The proposed methodology takes advantage of these features, instead of *absolute* temperature values, to calibrate the LSM. The results show that the model parameters have a significant impact on the diurnal temperature dynamics, sometimes to a greater extent than on the temperature itself, and that these relationships have diurnal and seasonal variations. As a consequence, the use of TIR data for LSM calibration can be optimised by considering only those parts of the information which are really relevant to parameter calibration.

1. Introduction

For many environmental disciplines such as meteorology, climatology, agronomy or hydrology, accurate monitoring of land surface water and energy fluxes is required. To this intent, various Land Surface Models (LSM) or Soil-Vegetation-Atmosphere-Transfer (SVAT) Models have been designed to account for the interactions between plant canopy processes and the environment. Most of these models are driven by meteorological data, and solve a surface energy budget to estimate surface temperature, and a soil hydrology budget in order to compute prognostic soil water content. Several levels of complexity exist in the transition from these crude representations to physical models describing the soil-canopy-atmosphere exchange processes at different levels in each medium. Such models are very useful for the quantification and understanding of energy and water fluxes between the different parts of the system. Unfortunately, their use is limited by our knowledge of the surface and vegetation properties which regulate these transfers, and in particular by the choice of parameters scaled to the resolution of the SVAT models. As a consequence, model errors, due to erroneous input data or incorrect parameterisation, often occur and need to be corrected on a regular basis.

Remote Sensing (RS) instruments can provide information relevant either to the correction of input data or to the monitoring of estimated model variables. Many studies have demonstrated the ability of these techniques to estimate either surface characteristics such as vegetation or soil properties, or surface variables such as soil moisture and temperature. Various reviews in the literature describe the state of the art relevant to the direct RS retrieval of soil moisture, surface temperature, land cover, vegetation characteristics like LAI or fAPAR, and soil parameters such as thermal inertia, from the analysis of just one spectral domain, or through the coupling of information from two or more spectral domains or measurement techniques (active and passive microwaves for example). These estimations are performed in the solar, thermal infrared and microwave spectral domains.

The present paper investigates the potential of thermal infrared (TIR) data in LSM monitoring. In practice, surface temperature is a key variable in LSM because it results from both energy and water processes which are linked by the common phenomenon of evapotranspiration. This flux is strongly modulated by soil moisture, another key variable in

soil hydrological processes, which explains why considerable efforts are devoted to the interpretation of surface temperature in terms of soil moisture.

In the TIR spectral domain, many methods exist to estimate surface brightness temperature and in some cases both soil and canopy surface temperatures from remote sensors (François C. et al. 1997; Jia L. 2004; Menenti M. et al. 2001; Norman J.M. et al. 1995). Since these variables (at least the surface brightness temperature) are estimated from SVAT models, the latter can be directly monitored using assimilation procedures.

Until recently, relatively little research has been reported in which optimal control of SVAT model prognostic variables or parameters is achieved with TIR data. Sequential and variational techniques have been explored (Calvet J.-C. et al. 1998; Caparrini F. et al. 2004; Crow W.T. et al. 2003; Jones et al. 1998a, 1998b; Margulis S. A. and Entekhabi 2003; Ottlé C. and Vidal-Madjar 1994) as well as parameter optimisation (Demarty J. et al. 2005; Olioso A. et al. 1999; Taconet et al. 1986).

Other research work has been reported, based on the direct estimation of surface variables or fluxes from TIR data, using either

i) the resolution of a simple energy balance equation, for example the inversion of thermal inertia (Cracknell A.P. and Xue 1996a, 1996b; Price J.C. 1977; Raffy M. and Becker 1985, 1986; Van de Griend A.A. et al. 1985; Verhoef A. 2004; Verstraeten W.W. et al. 2006), the estimation of surface fluxes like evapotranspiration (Courault D. et al. 1996; Seguin B. et al. 1994), soil moisture indexes (Carlson T.N. et al. 1995; Moran M.S. et al. 1994; Sandholt et al. 2002; Wetzel P.J. et al. 1984; Wetzel P.J. and Woodward 1987), or

ii) the resolution of more complex surface exchanges models (Diak G.R. et al. 2004; Gurney R.J. and Camillo 1984; Kustas W. P. et al. 2003; Kustas W.P. et al. 1998; Norman J. M. et al. 1997; Norman J.M. et al. 1995; Soer G.J.R. 1980). The above-referenced research is more widely documented in the literature, and has demonstrated that strong links exist between TIR measurements and surface variables.

As explained above, the surface temperature can be estimated using data from various TIR radiometers, provided clear sky conditions are available, and after atmospheric corrections (due essentially to water vapour absorption) following by temperature and emissivity separation. The accuracy of such estimations is difficult to assess because of the complexity of their validation over land surfaces characterised by high spatial heterogeneities, and for which local measurements are in general poorly representative. Errors result from both inaccurate corrections for atmospheric effects, and from the use of estimated surface

emissivities taken at the scale of the integrated pixel. Depending on the instrument used and its ability to measure other parameters which can be used to provide appropriate corrections, the errors in surface temperature estimation can exceed 5K (Kerr Y.H. et al. 2000). Moreover, as a result of instrumental calibration drifts or inaccurate inversion algorithms, biases may appear in the retrieved temperatures, when different satellite products are compared. Consequently, when added to the SVAT model errors, the use of *absolute* values of surface brightness temperature may generate errors in the assimilation process, as previously shown by Demarty J. et al. 2005 and Coudert B. et al. 2006. To overcome this difficulty, several authors have proposed the use of temporal temperature gradients instead of *absolute* temperature values (Jones et al. 1998a, 1998b; Wetzel P.J. et al. 1984; Wetzel P.J. and Woodward 1987). It is therefore important to understand what additional information is inherent to time-related changes in temperature, as opposed to the absolute temperature itself, what links exist between the diurnal cycles of temperature and surface characteristics, and finally, what advantages and drawbacks can be expected for LSM, when assimilating these signal features instead of absolute temperatures. All of these objectives are driven by the recent availability, over Europe and Africa, of land surface products at frequent repetition rates, thanks to the Meteosat-8 and 9 geostationary satellites. Their SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager) sensor provides the science community with data covering complete diurnal temperature cycles, with 15 min. sampling intervals. Various developments in progress in the scientific community, (in particular Van der Hurk B.J.J.M. et al. 1997) are enabling this data to be assimilated into numerical weather forecast models.

The aim of this paper is to explore the advantages of recording the diurnal cycle of surface temperature for the purpose of SVAT calibration, and to identify the specific components relevant to each part of the temperature cycle (morning rise, afternoon fall, amplitude, etc...), in relation to the dominant surface processes and parameters.

In order to analyse correlations between the temporal gradients of surface temperature and model parameters, the Multi-objective Calibration Iterative Process (MCIP) methodology was used (Demarty J. et al. 2005; Coudert B. et al. 2006) combining sensitivity analysis and calibration in a Monte-Carlo approach. This was applied to the SEtHyS two-source SVAT model already described in Coudert B. et al. 2006, using the database acquired from observations of an agricultural landscape in South-East France, during the Alpilles-ReSeDA experiment (Oliosio A., et al., 2002, <http://www.avignon.inra.fr/reseda/base/>).

The present paper describes the chosen methodology, and presents a comparison between the calibration results obtained by optimisation of parameter-dependent temperature dynamics, and those obtained by simple optimisation of the *absolute* surface brightness temperature. Section 2 presents the calibration methodology based on the optimisation of parameter-dependent dynamics of the diurnal temperature cycle. Section 3 deals with the implementation of our methodology at field scale, and compares the results with a calibration based on a single optimisation of the global temperature signal. The advantages and limitations of this methodology are discussed in Section 4. Finally, conclusions and perspectives are provided in Section 5.

2. Calibration methodology

2.1. Application to SEtHyS SVAT model

The simple two-source 1D SVAT model referred to as SEtHyS (Coudert B. et al. 2006) was used in the present study. In this model, the soil-plant-atmosphere system is modelled with two sources representing the soil and the above-ground vegetation (Deardorff 1978). An energy budget is computed for these two layers, thus allowing both soil and vegetation temperatures to be determined. Detailed descriptions of radiative transfer in the visible and thermal infrared domains were introduced (François C. 2002), together with a model for photosynthesis-conductance according (Collatz G.J. et al. 1991; Collatz G.J. et al. 1992) and (Sellers P.J. et al. 1996a; Sellers P.J. et al. 1996b). The soil is modelled by two layers (surface and root zone), allowing the transfer of energy and water to be estimated locally. This model, which requires the calibration of 21 parameters and initialisation variables, has been applied to agricultural landscapes on different occasions, and has demonstrated its ability to correctly monitor water and energy budgets, provided certain calibration parameters have been initialised using *in situ* measurements (Coudert B. et al. 2006 ; Olioso A. et al. 1996). Recently, Coudert B. et al. 2006 presented the advantages of using thermal infrared surface brightness temperature (TIR T_B) to calibrate the model. In the present paper, it is proposed to make full use of the diurnal temperature cycle characteristics, and to explore the model sensitivity to these characteristics.

The 21 model parameters, including initialisation of soil moisture and deep ground temperature, are described in Table 1.

It should be noted that there are two differences between the parameters used here, and those described by Coudert B. et al. 2006: firstly, the empirical parameter used for the calculation of soil moisture stress (*kwstr* in the *SEtHyS* model) has been set to 0.02, according to Sellers' (Sellers P.J. et al. 1996a) SIB2 model description, since the *SEtHyS* model has been shown to be insensitive to variations in this term. Secondly, the "deep ground temperature" (T_2) is computed using Deardorff's *force restore* expression (Deardorff 1978) instead of being forced to a given value derived from measurements. Consequently, its initial value T_{20} is included here in the parameter list, instead of being used as a bias term "*bias_{T2}*" as was previously the case.

In the optimisation process described below, correct initialisation of the parameter uncertainty ranges is crucial. These should not be too large, in order to avoid solutions with unacceptable values, and should not be too small, in order to ensure convergence to optimum values. In the present study, similarly to the approach of Coudert B. et al. 2006, the uncertainty ranges (Table 1) were set to $\pm 20\%$ of the experimental values for initial soil water contents (for the root zone and the surface layers), in agreement with the spatial variability encountered over the studied area or in order to account for experimental errors in the parameters. One exception was made in the case of the empirical thermal parameter F_{therm} , which controls the thermal inertia of the soil and has a strong impact on the water and heat balance. Our previous studies have shown that this factor should be greater than unity, in order to ensure that realistic values of ground heat flux are determined. Its initial uncertainty range was thus reduced from the interval [0.5 2] to [1 2], in order to prevent the calibration methodology from converging to a non-realistic solution.

	Name	Description (units)	Initial uncertainty ranges
Optical properties 1	ϵ_g	bare soil emissivity	0.94-0.99
2	α_{sec}	dry soil albedo	0.225-0.35
3	α_{hum}	wet soil albedo	0.1-0.22
4	W_{inf}	moisture parameter for soil albedo calculation	0.15-0.29
5	W_{SUD}	idem	0.291-0.5
6	α_{sv}	vegetation albedo	0.16-0.32
Vegetation characteristics 7	V_{max0}	leaf photosynthetic capacity (Rubisco) ($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	30-200
8	l_{af}	leaf width (m)	0.01-0.08
Ground properties 9	P_{hc}	'half critic' hydric potential (m)	-200 - -100
10	W_{max}	saturated soil water content ($\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$)	0.3-0.5
11	W_{resid}	residual soil water content ($\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$)	0.05-0.15
12	h_{VG}	scale factor in Van Genuchten retention curve model (m)	-1.161 - -0.251
13	n_{VG}	shape parameter in Van Genuchten retention curve model	1.168-1.331
14	K_{sat}	saturated hydraulic conductivity ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	$2.4\cdot 10^{-8}$ - $2.7\cdot 10^{-6}$
15	a_{Elim}	empirical parameter for limit evaporation	1-50
16	b_{Elim}	idem	1-50
17	F_{therm}	correction coefficient of the volumetric heat soil capacity	1-2
18	dp_2	root zone depth (mm)	200-2000
Initial variables 19	W_{g0}	initial soil surface water content ($\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$)	0.32-0.49
20	W_{20}	initial root zone water content ($\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$)	0.30-0.46
21	T_{20}	Initial 'deep soil temperature' (K)	282.15-286.15

Table 1. List of SETHyS parameters and initial variables with their initial uncertainty ranges.

2.2. Principle of the calibration methodology

The objective of our methodology is to calibrate each model parameter with the relevant information embodied in the diurnal variations in surface temperature (temporal gradients, phase and amplitude). This was achieved by taking advantage of the parameter's sensitivity to the output variables, as shown by Bastidas et al. 1999 and Gupta et al. 1999. These authors proposed a stochastic Monte Carlo approach to the analysis of parameter sensitivities (Bastidas et al. 1999), associated with the search for a set of optimal solutions within the multidimensional parameter space (Gupta et al. 1999). They developed the Multi-Objective Generalised Sensitivity Analysis (MOGSA) algorithm. Their procedure simultaneously minimises cost functions (RMSD between simulations and observations) on several SVAT model output variables (multicriteria).

An extension of the MCIP (Multiobjective Calibration Iterative Procedure) technique (Demarty J. et al. 2005), based on MOGSA was used in the following.

With the methodology presented here, the multicriteria optimisation process has the particularity of taking advantage of the dynamics of the diurnal temperature cycle.

Two main steps can be distinguished in this approach:

- i) A sensitivity analysis is first carried out, in order to determine the sensitivity of cyclic diurnal features of surface TIR brightness temperature to each model parameter.
- ii) A multi-objective calibration is carried out in order to reduce the uncertainty range of the parameters, based on the optimisation of a specific set of cost functions (RMSD) related to the temperature cycle "characteristics" and deduced from i). The RMSD are calculated by comparing simulated values with experimentally acquired *in situ* measurements.

Temporal gradients, and the amplitude and phase (the *characteristics*) of the TIR T_B signal are computed from the temperature cycle, taking advantage of the high temporal resolution of the T_B measurements. Such signal processing was inspired by the previous work of Wetzel P.J. et al. 1984, Wetzel P.J. and Woodward 1987, which determined the influence of several parameters (surface albedo, biomass, soil moisture, emissivity, wind speed, etc...) on the diurnal cycle of surface temperature (determined with only 2 daily measurements), using a one-dimensional boundary-layer, surface-soil model. Their study concluded that the mid-morning temperature change was the most significant variable in a statistical multiple linear regression in soil moisture state retrieval (Wetzel P.J. and Woodward 1987).

In order to limit the number of optimisation criteria based on the dynamics of the temperature cycle, the following choices were made in the present study:

- *Temporal gradients* were calculated over one-hour intervals, centred on 09:00, 10:00, 11:00 U.T.C. (morning slopes) and 14:00, 15:00, 16:00, 17:00 U.T.C. (afternoon slopes).
- *The daily amplitude* of the temperature cycle was determined from the maximum temperature (around noon) and the temperature at sunset. This time interval was chosen because simulated night surface temperatures are generally underestimated (a well known drawback of SVAT models), since the parameterisations used to describe atmospheric convection are valid only during daytime. The use of the sunset temperature in the daily amplitude calculation limits the impact of night time bias on the results.
- *The phase* of the temperature signal is given by the time at which the daily maximum temperature is reached.

The above characteristics of the temperature cycle dynamics were calculated for the measured and simulated surface temperature time series, after application of a wavelet transform (which in this case is more appropriate than a *Fourier Transform* because the signal properties change over time) to the temperature signal, in order to remove the influence of high frequency variations on the estimation of the temporal characteristics of surface temperature variations.

After the above calculation of surface temperature characteristics, the RMSD between the observed and simulated values of temporal gradients, amplitude and phase are calculated, resulting in the definition of 9 cost functions (see Figure 2). A set of just 9 criteria is thus produced, which can be used to calibrate the model parameters. The sensitivity analysis then defines a set of cost functions for each parameter throughout the calibration process. As illustrated in Figure 1, calibration is achieved by iteratively reducing the uncertainty ranges of the initial parameters.

The allowed number of iterations is *a priori* limited to 4, in order to avoid the use of excessive computing times for the sorting process, when only small differences remain between the results from successive simulations. The following section presents the application and the evaluation of our approach. The newly proposed methodology, referred to as '*meth1*' (Figure 1) in the following, is first applied to relate the model parameters to the temperature cycle characteristics (section 3.1). In section 3.2, *meth1* is compared with a model parameter

calibration technique referred to as ‘meth2’, based on the point to point minimisation, calculated over the complete diurnal cycle, of the RMSD between the simulated and observed surface brightness temperatures.

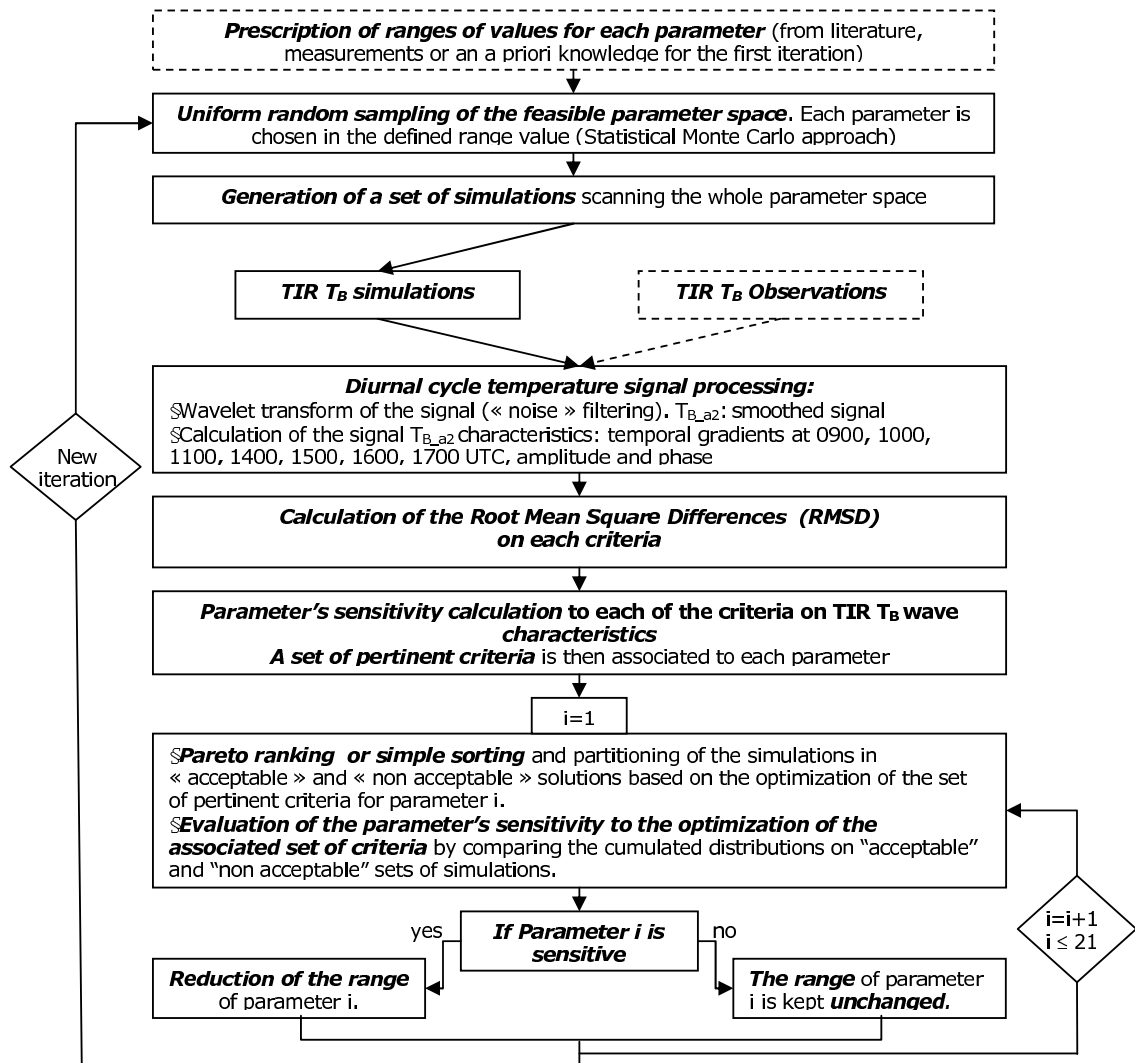


Figure 1. Flow chart of the calibration methodology based on TIR brightness temperature (T_B) cycle dynamics.

3. Application at field scale using the Alpilles-ReSeDA database

The Alpilles ReSeDA database (Oliosio A. et al. 2002) was used for this study. Previous studies (Demarty J. et al. 2004; Demarty J. et al. 2005; Coudert B. et al. 2006) have made use of the winter wheat crop field number 101, for which detailed measurements were available for SVAT model calibration and validation.

Following the concluding remarks of Coudert B. et al. 2006, who observed temporal variations in the sensitivity of their model's parameters, continuous monitoring of the latter appeared necessary in order to correctly constrain the SEtHyS SVAT model.

The 155 day seasonal cycle of the winter wheat crop was thus divided into seven 20-day periods of analysis, covering the wheat's full vegetation cycle. The choice of 20 day periods was mainly due to the need for each period to contain sufficient data to enable accurate calculation of the RMSD. Moreover, the exploitation of 7 contiguous periods, covering the complete crop vegetation cycle, including a growth phase and phases characterised by soil drying or wetting trends, allowed the influence of temperature dynamics on the calibration results to be analysed under various atmospheric forcing and surface conditions.

The ground-based measurements of TIR T_B (8-14 micrometers) are almost complete and form a continuous time series. The *meth1* methodology can thus be applied to this dataset, using the same quantitative information for each of the 7 periods. Evaluation and validation of the results is possible due to the simultaneous *in situ* observation of surface fluxes (latent and sensible), net radiation, and reflected solar radiation and soil water content profiles. In practice, surface soil water content (to a depth of 10 cm below the soil surface) and total root zone water content (defined by the depth dp_2 , a variable parameter in the model) are determined from observations.

The first period of calibration, referred to as DoE (Day of Experiment) 387 – 407, corresponds to the period at the end of winter during which the soil is wettest, with the lowest LAI and vegetation height values. The simulations begin at DoE 387, with nearly saturated soil. From this period up until the senescent phase (partly covered by the last calibration period, ending on DoE 527, i.e. 10 June), the model parameters and initial conditions are calibrated with larger initial uncertainty ranges for the first period, and then “readjusted” during the following periods if necessary, according to the protocol described below:

- The soil radiative properties, i.e. ground emissivity (parameter ϵ_g) and ground albedo (4 terms used in the parameterisation: α_{sec} , α_{hum} , w_{inf} , w_{sup}) are calibrated or “readjusted” if the corresponding vegetation shielding factor (in the longwave or shortwave domains), given by the radiative transfer model (François C. 2002), is less than 50% during the calibration period. Otherwise, these parameters are maintained at their previously calibrated values.
- Initial soil water contents are set to the values measured on DoE 387, during the first period (according to the total root zone depth dp_2 for w_{20}). The deep ground initial temperature T_{20} is calibrated during this period, with variations limited to $\pm 2\text{K}$ relative to the surface temperature at sunrise. After the first period, “new uncertainty range” limits are defined for the soil water content of each new calibration period, by respectively adding or subtracting the value of RMSD the model would produce (if no readjustment were achieved), to the soil water content simulated during the first time step. For the initial deep ground temperature the “new uncertainty range” is given by the value simulated at the first time step of the new calibration period, plus or minus 1K.
- Following the first period, with the exception of the initialisation variables, the new parameter uncertainty ranges are defined by the mean calibrated parameter value, as determined from the previous calibration period, plus or minus 12.5% of the initially assumed uncertainty (the uncertainty ranges are greatest during the first period). This constraint is imposed in order to drive the calibration of each parameter with the relevant knowledge accumulated during each successive period. It also allows for parameter corrections.
- The last constraint concerns the total root zone depth parameter dp_2 : following the first period, the bounds of the uncertainty range for this parameter cannot decrease, as this equivalent water reservoir is expected to follow the root growth with time. An initial calibration trial with *meth1* has shown that the minimisation of the cost function can lead to unsuitably low values for dp_2 . By constraining dp_2 according to the above physical reasoning, such solutions are avoided. This observation again underlines the importance of limiting the parameter space to realistic values, a requirement which is not easy to satisfy *a priori*.

In accordance with the above constraints, the model calibration was carried out for the 7 test periods, using both methodologies: *meth1* (multicriteria on TIR T_B features) and *meth2* (mono-criterion on the *absolute* values of T_B). The results are presented in the following.

3.1. Sensitivity of the simulated surface temperature cycle to SEtHyS model parameters

In the following subsections the sensitivity of the diurnal temperature cycle characteristics to the model parameters is analysed both *specifically* and *globally*. The study of *specific* sensitivities is designed to identify relationships between a parameter and a specific set of temperature cycle characteristics. The occurrence frequency of a given sensitivity, over the 7 calibration periods, is used to define its classification. The estimation of *global* sensitivity can be used to evaluate the impact of a given parameter on global temperature dynamics throughout successive calibration periods. The various temperature cycle characteristics are represented in Figure 2, for mean diurnal cycles covering the 7 periods totalling 140 days (between 21 January and 10 June). These characteristics are numbered from 1 to 9 (corresponding to 7 temporal gradients, plus the amplitude and phase of the temperature cycle).

3.1.1. Specific sensitivity

It is interesting to analyse the sensitivity of surface diurnal temperature cycle characteristics to model parameters (see the flowchart in Figure 1), in order to determine which of these characteristics should be used for parameter calibration. Note that the sensitivity of surface diurnal temperature cycle characteristics to model parameters is analysed in a reciprocal way in the following. In practice, a parameter's sensitivity is defined from the influence of its value on the temperature cycle characteristics' optimisation. A parameter is classified as being "sensitive" or "non sensitive", according to the maximum distance occurring between cumulative distributions of its values calculated from "acceptable" and "unacceptable" simulation sets, sorted by their RMSD resulting from a given diurnal temperature cycle characteristic. This maximum distance can be associated with a significance level following Bastidas et al. 1999. Thus, a parameter can be classified as sensitive or not, for a given characteristic (i.e. depending on whether the associated significance level is respectively below or above a threshold fixed at 3% for the present study; see Bastidas et al. 1999 for details), within the 4 iterations of a given calibration period. The analysis of these sensitivities

was made for the complete set of calibration periods, corresponding to a total of 28 iterations (7 periods by 4 iterations).

Table 2 presents the results of this analysis by sorting, for each temperature cycle characteristic (numbered from 1 to 9), each model parameter according to the occurrence of its sensitivity in the calibration process.

If a parameter exhibits a certain sensitivity to a given characteristic, characterised by a minimum occurrence frequency of X% over the total number of periods, it is allocated to the corresponding class of occurrence. Four such classes are proposed: less than 50%, between 50% and 70%, between 70% and 90%, and between 90% and 100% occurrence for the 7 calibration periods. Note that the parameters between parentheses were calibrated for just one or two periods, such that their classification does not have the same significance as that of the other parameters, which were calculated from the seven periods.

A first result is that some parameters do not have a statistically strong relationship to the characteristics used for the study, when their influence is studied for the 7 calibration periods. The parameters dp_2 (reservoir size) and h_{VG} (Van Genuchten retention curve parameter, *Van Genuchten M.T. and Nielsen, 1985*), both of which are involved in canopy transpiration, are classified as having “less than 50 % occurrence” for their sensitivity to the complete set of characteristics. A parameter with a statistically low sensitivity is characterised by a weakly constrained calibration. In this study, as mentioned above, the bounds of the uncertainty range for the parameter dp_2 are prevented from decreasing, from one calibration period to the next. The low sensitivity of this parameter requires this additional constraint, which has a physical basis (since root depth increases from the growing to the senescent phase - see Figure 5), and is needed to prevent the calibration from reaching an unrealistic minimum. Such a minimum would lead to a low estimated value of dp_2 , resulting in a reduced water storage capacity and faster drying of the soil, such that the total soil water content would be considerably underestimated.

The parameters K_{sat} , a_{Elim} are classified as having “less than 50 % occurrence”, except for the temporal gradient at 11:00. These parameters are related to hydraulic transfers in the soil, and influence the temperature dynamics mainly around noon.

The parameters w_{20} , V_{max0} , F_{therm} , lgf , w_{max} , w_{resid} , b_{Elim} and T_{20} are statistically the most sensitive to the temperature cycle dynamics, with each having a 70% occurrence in the case of at least one of the characteristics.

The parameters most sensitive to the diurnal cycle characteristics of the surface temperature are V_{max0} and F_{therm} . V_{max0} strongly influences canopy transpiration and F_{therm} controls thermal

inertia of the soil as discussed in *Coudert B., et al., 2006*, and consequently determines the ground heat flux which closes the energy budget in the SEtHyS model. Both parameters are usually sensitive to the complete set of characteristics, particularly to the temporal gradients in the afternoon. Characteristics 6 and 7 (temporal gradients at 16:00 and 17:00, Figure 2) thus play a determinant role in the estimation of these parameters for 90% to 100 % of the iterations.

It is interesting to note that T_{20} is related to the first and last temporal gradients, those most strongly influenced by nocturnal dynamics, and to the amplitude of the T_B time series (T_{20} is sorted in “class 70-90%” for characteristics 1, 7 and 8 in Table1). In this study, the nocturnal characteristics have been removed because of T_B model underestimations. However, another result not shown here is the sensitivity of T_{20} and F_{them} to the minimum nocturnal value of T_B . Without solar radiative forcing, the soil’s thermal properties are determinant in the surface brightness temperature signature. This confirms, as discussed in many papers such as *Cracknell A.P. and Xue, 1996b; Van de Griend A.A. and Boxel, 1989; Verhoef A., 2004*, that nocturnal values of surface temperature embody information relevant to the retrieval of the soil’s thermal properties (thermal inertia and then soil water content).

An important parameter in the partitioning of incoming solar radiation is the vegetation albedo (α_{sv}). The sensitivity of this parameter is statistically higher for the temporal gradients calculated at 09:00, 10:00, 15:00, 16:00 and 17:00, and lower for the temperature slopes around noon. For temperature gradients 1 to 7 (Figure 2), the occurrence sensitivity of this parameter varies as follows: 67.8% (1), 57.1% (2), 32.1% (3), 35.7% (4), 57.1% (5), 64.3% (6), 60.7% (7). This result can probably be attributed to variations between the fixed value of modelled albedo and the real vegetation albedo, which undergoes diurnal variations. The influence of vegetation albedo on the temporal gradients of T_B being higher in the morning and at the end of the afternoon, the temperature dynamics at these times of the day will have the strongest influence on its calibration. As a consequence, higher than midday values are expected and effectively retrieved for this albedo with *meth1*. *Grant I.E., et al., 2000* showed that albedo estimations, which do not take diurnal variations into consideration, can lead to relative errors of up to 15%. This observation highlights the risk of overestimating the vegetation albedo with *meth1*.

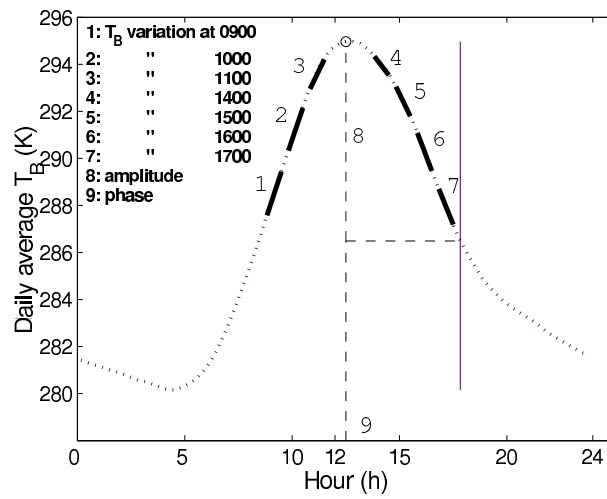


Figure 2. Daily averaged diurnal thermal infrared surface brightness temperature cycle. The temperature cycle curve is averaged over the 7 calibration periods, totalling 140 days. Nine cycle characteristics (temporal gradients, cycle amplitude and phase) are represented. The vertical dashed line represents the time of sunset.

Occurrence of the sensitivity	class < 50%	Class 50-70%	Class 70-90%	Class 90-100%
Characteristics				
1 (9:00)	h_{VGr} n_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r}	V_{maxDr} P_{hcr} w_{maxr} w_{residr} b_{Elimr} l_{gfr} w_{gDr} w_{2Dr} α_{svr} (ϵ_{gr} w_{infr} α_{secr} α_{humr})	F_{thermr} T_{2Dr} (w_{supr})	
2 (10:00)	h_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r} α_{sec}	P_{hcr} w_{maxr} w_{residr} n_{VGr} b_{Elimr} F_{thermr} l_{gfr} w_{gDr} α_{svr} α_{humr} T_{2D}	V_{maxDr} w_{2Dr} (w_{infr} w_{supr})	(ϵ_g)
3 (11:00)	P_{hcr} h_{VGr} dp_{2r} w_{gDr} α_{svr} T_{2D}	w_{maxr} w_{residr} n_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} F_{thermr} l_{gfr} (w_{supr} α_{secr} α_{humr})	V_{maxDr} b_{Elimr} w_{2Dr} (w_{infr})	(ϵ_g)
4 (14:00)	P_{hcr} h_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} b_{Elimr} dp_{2r} w_{gDr} α_{svr} (w_{supr} α_{sec})	w_{maxr} w_{residr} n_{VGr} w_{2Dr} T_{2D} (ϵ_{gr} w_{infr} α_{humr})	V_{maxDr} F_{thermr} l_{gf}	
5 (15:00)	P_{hcr} K_{satr} a_{Elimr} l_{gfr} dp_{2r} (α_{sec})	w_{residr} h_{VGr} n_{VGr} b_{Elimr} w_{gDr} T_{2Dr} α_{svr} (w_{infr} w_{supr} α_{humr})	V_{maxDr} w_{maxr} F_{thermr} w_{2Dr} (ϵ_g)	
6 (16:00)	P_{hcr} h_{VGr} n_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r} (w_{infr} α_{sec})	w_{maxr} b_{Elimr} l_{gfr} w_{gDr} α_{svr} T_{2D}	w_{residr} F_{thermr} w_{2Dr} (w_{supr} α_{humr})	V_{maxDr} (ϵ_g)
7 (17:00)	w_{residr} h_{VGr} n_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r} (α_{sec})	P_{hcr} w_{maxr} b_{Elimr} l_{gfr} w_{gDr} w_{supr} α_{svr} α_{humr}	V_{maxDr} w_{2Dr} T_{2Dr} (w_{infr} ϵ_g)	F_{thermr}
8 (amplitude)	P_{hcr} h_{VGr} n_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r} (α_{sec})	w_{maxr} w_{residr} b_{Elimr} w_{gDr} α_{svr} (α_{humr})	V_{maxDr} F_{thermr} l_{gfr} T_{2Dr} w_{2Dr} (ϵ_{gr} w_{infr} w_{supr})	
9 (phase)	P_{hcr} w_{residr} h_{VGr} K_{satr} a_{Elimr} dp_{2r} (α_{secr} α_{humr})	w_{maxr} n_{VGr} b_{Elimr} l_{gfr} w_{gDr} α_{svr} T_{2Dr} (w_{infr})	V_{maxDr} F_{thermr} w_{2Dr} (ϵ_{gr} w_{supr})	

Table 2. Classification based on the occurrence of parameter sensitivities to the temperature cycle characteristics (numbered on Figure 2).

3.1.2. Global sensitivity

Global sensitivity to the diurnal cycle characteristics can be qualitatively evaluated for each parameter by studying, for *each* calibration period, the mean occurrence frequency of its sensitivity to the *complete set* of characteristics. The aim of this procedure is to monitor the global sensitivity of each parameter to the overall temperature dynamics, during successive periods of calibration. The proposed index (J) of mean statistical sensitivity to the full set of diurnal temperature cycle characteristics is given, for each calibration period, by:

$$I_i(Par) = \frac{\sum_j n_{i,j}(Par)}{\sum_j N_{i,j}(Par)} ; 0 \leq I_i(Par) \leq 1 \quad (1)$$

where $n_{i,j}(Par)$ is the occurrence frequency of the parameter's sensitivity to the j^{th} characteristic ($0 \leq n_{i,j}(Par) \leq 4$), and i is the calibration period number. $N_{i,j}(Par)$ is equal either to 4 (the maximum number of iterations for a given calibration period) if the parameter is sensitive to the j^{th} characteristic, or to 0. The value of $I_i(Par)$ lies in the range between 0 and 1, with higher values accounting for greater statistical sensitivities to the dynamics of T_B . Figure 3 presents the temporal evolution of $I_i(Par)$ for the 4 following parameters: I_{gf} , K_{sat} , w_{20} and dp_2 , all of which exhibit qualitatively interesting global sensitivities.

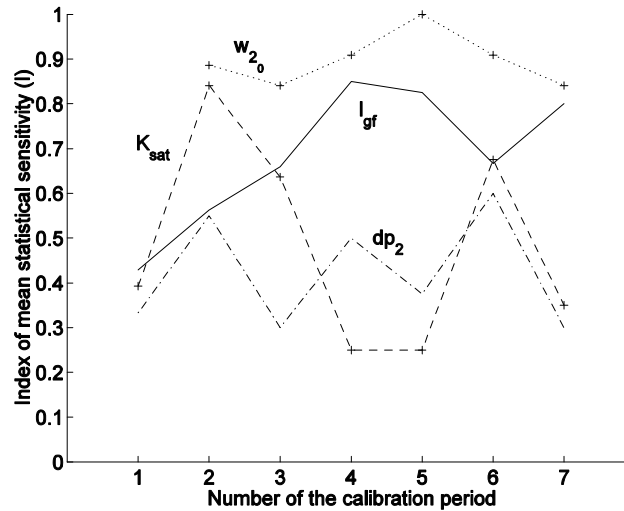


Figure 3. Mean statistical sensitivity index of the parameters to diurnal temperature cycle characteristics, as a function of time (over 7 sequential calibration periods).

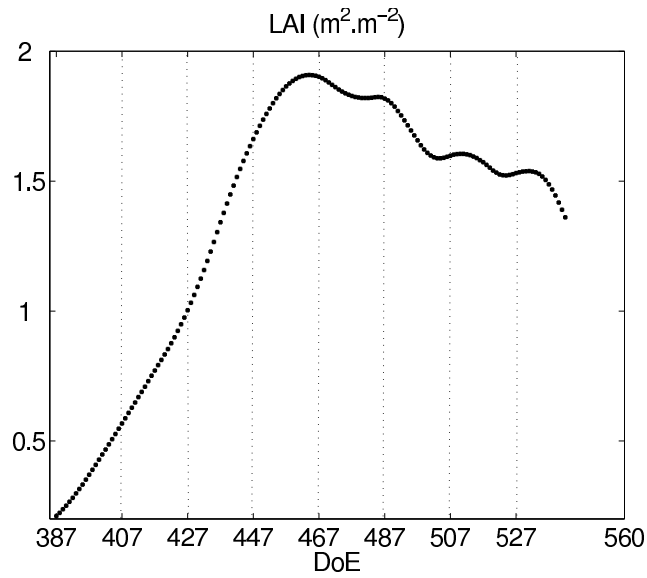


Figure 4. Planimetric and remote sensed Leaf Area Index (LAI acquired with a LiCOR LAI2000 device). The 7 periods of study are confined between the dotted lines.

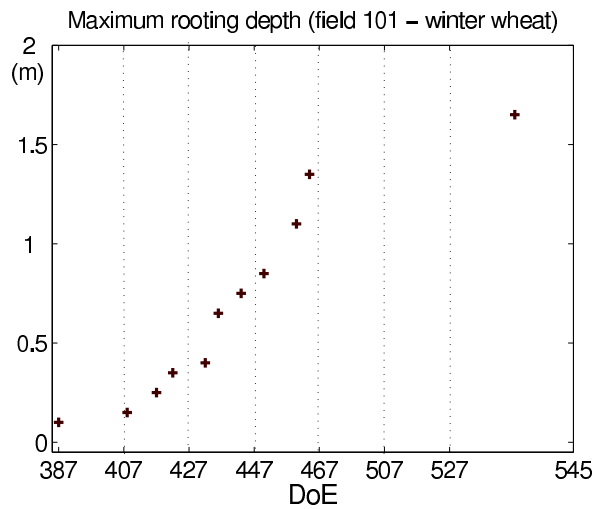


Figure 5. Maximum rooting depth for field 101, planted with winter wheat.

Parameter w_{20} (initialisation of total soil water content) is highly sensitive to the characteristics of the temperature cycle, as can be seen from its $I_i(Par)$ value which is greater than 0.8 for all periods. Moreover, according to Table 3, w_{20} does not have any specific sensitivity, but exerts a similar influence on all of the characteristics. Environmental conditions such as atmospheric forcing and surface moisture state do not affect this global sensitivity. This result demonstrates the strong relationship which exists between root zone soil moisture and surface temperature features.

Contrary to w_{20} , the parameter dp_2 is seen to have a relatively low impact on the temperature characteristics, throughout the successive periods described above.

The sensitivity of the parameter K_{sat} is minimal for periods 4 and 5 (DOE 447 to 487). In addition, it can be noted that model calibration leads to a strong underestimation of total soil water content (see Part 3.2, Figure 7) for both of these periods, which are also the driest (from simulations), and are characterised by growing vegetation and maximum LAI (Figure 4). Soil hydraulic conductivity decreases more and more slowly when soil moisture value approaches the residual soil water content. As a consequence, the transfer of water through the soil is not strongly affected by K_{sat} , even if relatively high moisture gradients exist between the root zone and the surface layer. It is therefore interesting to note the correlation between the low sensitivity of K_{sat} during these 2 periods, and the low significance of calibrating this parameter when the soil is dry.

The parameter l_{gf} (leaf dimension aligned in the prevailing wind direction, parameterised by the mean leaf width) has a globally increasing sensitivity to the temperature characteristics between period 1 and period 4, with a relatively high global sensitivity index during the last periods. l_{gf} affects the aerodynamic leaf boundary layer parameterisation (Jones, 1983; Choudhury B.J. and Monteith, 1988) and regulates the heat flux (latent and sensible) of the vegetation. The trend of this parameter's sensitivity is well correlated with the increasing contribution of the vegetation to the surface energy budget throughout these periods (from 21 January to 10 June, DOE 387-527, see Figure 4).

3.2. Comparison with the global optimisation of the TIR T_B signal (meth2)

The two numerical experiments *meth1* and *meth2* are compared in the following. The goal is to evaluate our proposed methodology (*meth1*), using the same protocol as for *meth2* (identical calibration periods and constraints for the parameter ranges). Both calibration results are compared with *in situ* observations.

3.2.1. Calibrated parameters

For each of the seven calibration periods, a set of reduced model parameter ranges is determined using both calibration methodologies. The median value of these parameter ranges is representative of the “solution” reached during calibration, and discrete time evolution of

the parameters and initialisation variables can be implemented from one period to the next. As concluded in *Coudert B., et al., 2006* calibration using a single criterion (*meth 2*) does not lead to satisfactory calibration of the model, because of model biases and the influence of errors on parameter estimation. It is thus instructive to compare *meth1* and *meth2* in order to evaluate the potential improvements achieved by taking temperature dynamics (rather than absolute temperature data) into account. Figure 6 shows the time evolution of calibrated parameter estimations, using both methodologies, for the four parameters l_{gf} , K_{sat} , w_{20} and dp_2 described above, and for the two most determinant parameters in terms of energy and water budget modelling: F_{therm} and V_{max0} .

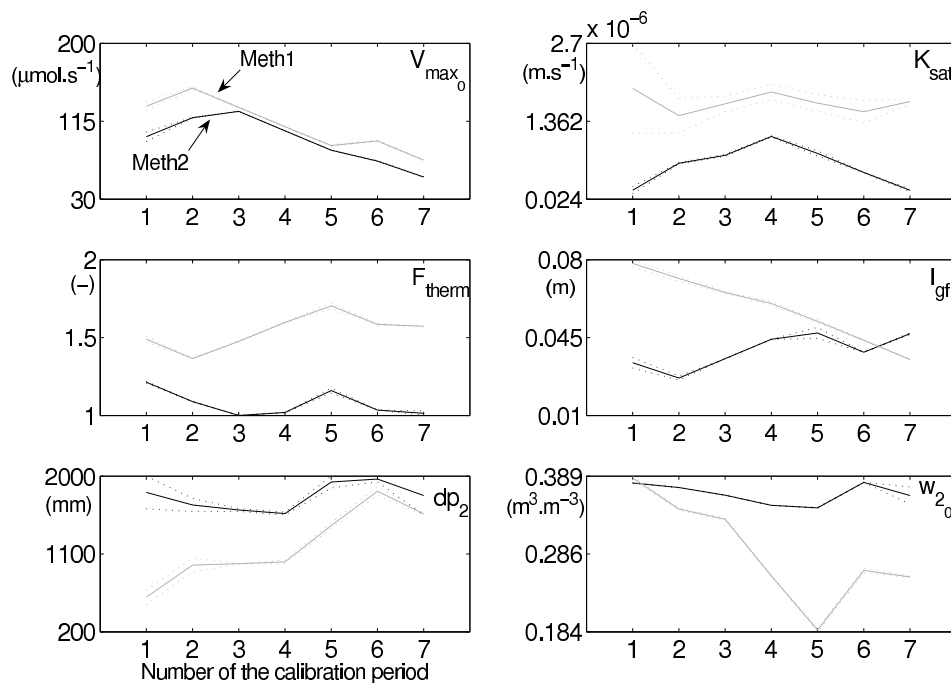


Figure 6. Evaluation of calibrated parameter values, over the 7 calibration periods. Values obtained with *meth1* are indicated by light grey lines, whereas those obtained with *meth2* are indicated by dark lines. Parameter ranges corresponding to the last cycle of the iterative calibration process are indicated by dotted lines.

The reduced parameter ranges reached after the calibration process are represented by dotted lines (range limits) and the mean values are represented by bold lines. These values have been shown together as a series, corresponding to successive calibration periods, to facilitate qualitative appreciation of their evolution as a function of time. The results for these six key parameters are seen to be quite different.

Throughout the seven periods, the values of the parameter F_{therm} determined according to *meth2* (simple mono-criterion calibration) are close to 1, i.e. considerably lower than those (close to 1.5) found with *meth1*.

The consequence of using *meth1* is a 33% lower value for soil thermal inertia, and a more limited value of ground heat conduction flux. This result is in agreement with ground heat flux observations (see part 3.3.2), and prevents the energy balance computation from underestimating the sensible and latent heat fluxes. It is also supported by our previous study *Coudert B., et al., 2006*, where a complete calibration scenario based on simultaneous optimisation of several variables (surface fluxes, brightness temperature, soil water contents) gave a similar result for this parameter. The difference between the results found by both methodologies can be accounted for by the biased nocturnal surface temperatures used in *meth2*. By using the temperature characteristics described in the present paper, *meth1* enables this parameter to be determined with improved accuracy.

The parameter dp_2 (total reservoir size) estimated using *meth1* (Figure 6) remains more closely correlated to the root zone profile (Figure 5) than that obtained with *meth2*, even though its sensitivity to the temperature characteristics is statistically low as explained above. With the same constraints placed on the calibration ranges of dp_2 (see Part 3), a simple mono-criterion calibration (*meth2*) does not allow even a rough estimate of this parameter to be achieved.

In the case of K_{sat} , the calibrated value determined for this parameter is higher with *meth1* than with *meth2*. The latter methodology provides the value closest to that derived from the model of Van Genuchten M.T. 1980, using pedotransfer functions proposed by *Rawls W.J. and Brakensiek, 1985*, i.e. $2.558 \cdot 10^{-8} m.s^{-1}$. However, according to the computed soil water content time series plotted in Figure 7 for the surface layer (w_g) and the total root zone (w_2), and compared with the corresponding observations, simulations made with *meth1* are more accurate after strong rainfall events, with a higher K_{sat} when the soil surface is drying. Note that the retrieval uncertainty for K_{sat} is larger than for the other parameters (with correspondingly larger reduced ranges after calibration, as shown by the dotted line in Figure 6). This could translate the fact that K_{sat} is an *effective* parameter in our model, and that its order of magnitude is more important than its exact value in the case of soil water content simulations. It is interesting to note that the two methodologies produce quite different temporal evolutions for the parameter l_{gf} . A regular and continuous decrease occurs with *meth1*, thus increasing the canopy boundary layer conductance with time. This result needs to be related to the increasing sensitivity of l_{gf} (see Part 3.1.2). However, the opposite trend is

physically correct, as LAI and leaf dimensions increase, and should slightly improve the simulated fluxes. The low impact of this parameter (with the defined uncertainty ranges) on the energy budget limits the consequences of this outcome on the calibration results. In conclusion, correct retrieval of l_{gf} cannot be expected with methodology *meth1*. This result highlights the fact that the inversion problem cannot be accurately solved for all parameters, and that the width of the initial parameter space (determined by the initial uncertainty ranges) has a strong influence on the final results.

Calibration of the total initial soil water content (w_{20}) for each of the seven periods has a strong impact on the outcome of soil water content simulations. As described above, w_{20} is highly sensitive to the surface temperature dynamics, and its estimation using *meth1* is strongly dependent on the temperature characteristics, and associated errors, used to determine its calibration. This effect is illustrated in Figure 6 for periods 4 and 5. The initial condition w_{20} is considerably underestimated by *meth1* for both periods (see next section), although the general drying trend is correctly correlated to total soil water content. Methodology *meth2* leads to an overestimation of the total soil water content initialisation for these successive periods, and gives results which are quite different from the observations. Few differences exist for the parameter V_{max0} which regulates transpiration, because its sensitivity is limited to daytime surface temperature values. As a consequence, both methodologies yield comparable results for the calibration of this parameter.

The above qualitative results illustrate the differences between *meth1* and *meth2*, in terms of parameter retrieval for the described set of seven calibration periods. Various comparisons illustrate the usefulness of *meth1* for the determination of parameters F_{therm} , dp_2 , K_{sat} , and also its limitations with respect to parameters l_{gf} , α_{sv} . The above qualitative results provide a description of the behaviour of parameters, which this methodology intends to inverse. The quantitative improvements contributed by *meth1* are described in the following subsection.

3.3.2. Cost function optimisation

The methodologies *meth1* and *meth2* provide, for each of the seven calibration periods, a *calibrated parameter set*. These were used to carry out two simulations, between DOE 387 (21 January) to DOE 542 (25 June). Statistical estimators (Root Mean Square Differences and biases with respect to *in situ* measurements) were calculated for soil water contents (w_g and w_2), surface fluxes (G , H and LE), net radiation (Rn) and brightness temperature (T_B), by comparing the “calibrated” simulations with field measurements (see Table 3). Before

analysing these results, it is important to consider the total ground water reservoir dp_2 : total soil water content w_2 is related to dp_2 , and Figure 6 shows that there are significant differences between the values of this parameter, depending on which of the two methodologies is used. As a consequence, observed depths correspond to quite different values of the computed parameter dp_2 , depending on whether it is derived from *meth1* or *meth2*. Lower and more realistic values of dp_2 are estimated by *meth1*. The RRMSD (relative RMSD) and Rbias (relative bias) are provided in Table 3 for w_2 , to enable the results given by both methodologies to be correctly compared.

The general results for surface fluxes are quite good for both methodologies, which yield RMSD values of less than 45 W.m^{-2} for sensible (H) and latent (LE) heat fluxes. The calibration protocol which imposes range constraints for each parameter, adjusted from one calibration period to the next (as described in Part 3), and in which the values of parameter F_{therm} are forced to be larger than 1, seems to provide accurate surface flux simulations.

As can be seen in Table 3, soil water content monitoring is improved by *meth1*, which provides better RMSD and Rbias scores for the variables w_g and w_2 . The score for latent heat flux (LE) is equivalent with both methodologies. The simulation of water budget is thus globally improved by applying the *meth1* calibration technique, even though the initial soil moisture content (w_{20}) was strongly underestimated for periods 4 and 5, as discussed above (see the w_2 time series in Figure 7). In the case of thermal inertia (related to the parameter F_{therm}), the values determined with *meth1* and *meth2* are different, and the ground heat flux RMSD is reduced by 15 W.m^{-2} in the case of *meth1*. The improvements obtained with *meth1* for the water budget and ground heat flux are due to the reduced impact of the “absolute error” (observation and simulation) in brightness temperature, resulting from the dynamics of the temperature cycle. Consequently, the RMSD of T_B (the only minimised criterion) can be expected to be greater with *meth1* than with *meth2*. Sensible heating (H) is thus affected, with a RMSD about 9 W.m^{-2} greater in the case of *meth1*.

Variable	Meth1				Meth2				N data
	RMSD		bias		RMSD		bias		
w_g ($m^3.m^{-3}$)	2.9 10 ⁻²		-0.2 10 ⁻²		0.102		8.1 10 ⁻²		10846
w_2 ($m^3.m^{-3}$)	3.9 10 ⁻²		-2.5 10 ⁻²		5.9 10 ⁻²		4.2 10 ⁻²		9582
	RRMSD	0.14	Rbias	-0.09	RRMSD	0.22	Rbias	0.15	
LE ($W.m^{-2}$)	44.2		-5.1		43.2		-7.4		3358
G ($W.m^{-2}$)	30.1		1.5		44.7		4.0		11055
H ($W.m^{-2}$)	44.0		-5.4		35.1		-5		3358
Rn ($W.m^{-2}$)	33.1		1.5		34.7		-11.9		11118
T_a (K)	1.68		5 10 ⁻³		1.10		0.02		10903

Table 3. RMSD and biases obtained with the calibration methodologies meth1 and meth2, over the period DOE 387-542.

The propagation of errors through the seven calibration periods, in the determination of soil water content, is not simple to explain. According to the protocol described in Part 3, the parameter uncertainty ranges are defined by the RMSD calculated without « readjusting » the model parameters to the new calibration period. The uncertainty ranges are thus widened if the RMSD increases with the observations. The time evolution of RMSD and biases is plotted in Figure 8 for the seven calibration periods. The number of data points used to calculate the model performance is relatively constant throughout the 7 successive periods (between 1305 and 1440, for 1440 time steps associated with each period). Error propagation is well illustrated by the results obtained with *meth2*. The RMSD and absolute bias of w_2 increase continuously, and the w_g scores become rapidly unacceptable: the w_g bias and RMSD both reach a value of 0.143 $m^3.m^{-3}$ during the calibration period 4, for a mean simulated value of 0.325 $m^3.m^{-3}$. The methodology *meth1* gives lower maximum RMSD and absolute bias values than *meth2*, and has the potential to correct the model errors (see periods 6 and 7, Figures 7 and 8). However, the largest soil moisture errors determined during the experiment are such that an additional technique is needed to ensure appropriate detection and correction of the total soil moisture diagnostic. According to Figure 7, the calibration determined using *meth1* performs well, compared to *meth2*, for the surface soil water content parameter w_g . However, the simulation of total soil water content (w_2) is penalised by the incorrect initial estimation of root zone water, given by w_{20} . It should be noted that the maximum associated latent heating

RMSD reached by both methodologies is about $70 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ (during period 5 for *meth1* and period 6 for *meth2*).

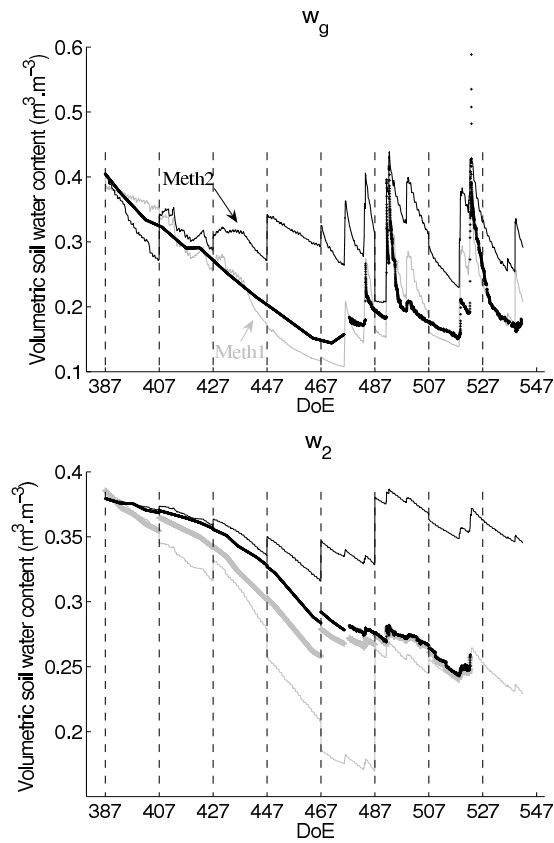


Figure 7. Soil water content time series. Simulations derived from both calibration methodologies, meth1 and meth2, are shown. Observations for subplot b) are shown by a thick line. The 7 calibration periods are separated by vertical dashed lines.

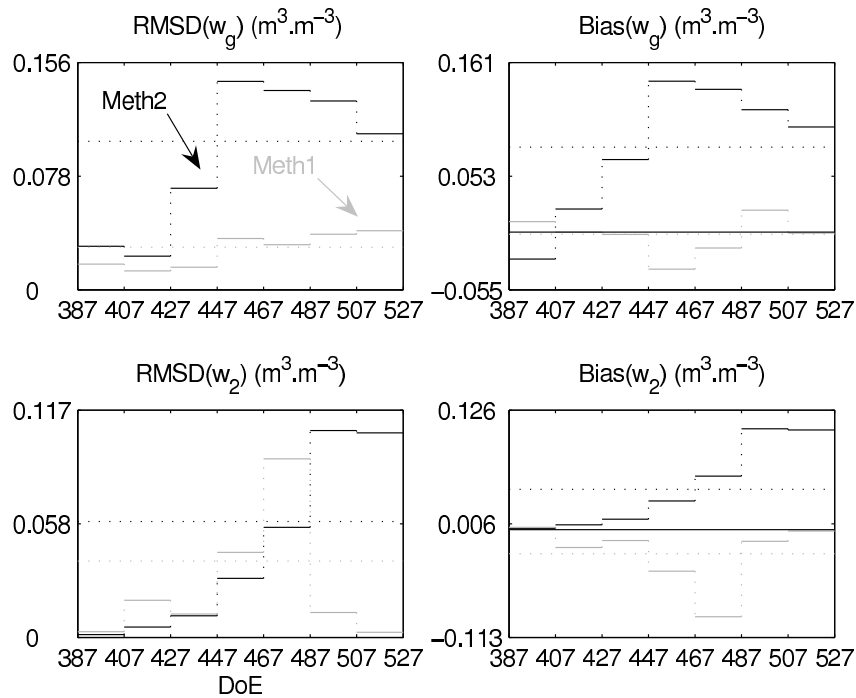


Figure 8. Performance of both methodologies (meth1 and meth2), in terms of RMSD and bias, for soil water content determination, over the 7 calibration periods (DoE extends along the x axis). Averaged RMSD and biases are shown by horizontal dotted lines.

4. Discussion

The study presented above reveals two important results: firstly, the interest of using temperature cycle dynamics instead of the absolute value of temperature for calibration of the model parameters and, secondly, the interest of exploiting the time varying sensitivity of model parameters throughout the day, in order to select the most significant part of the temperature signal for the purposes of calibration (*meth1*). However, the performance obtained in this context with the described protocol (described Part 3) does not allow efficient readjustment of soil water content to be achieved (for the total root zone). Consequently, it appears necessary and relevant to develop a method for diagnosing incorrect readjustments, before eventual application of the *meth1* methodology to Land Surface Model (LSM) monitoring.

4.1 Dynamic calibration in an assimilation context

From one calibration period to the next, it can be observed that the values of the calibrated parameters evolve. The simulation derived from a set of calibrated parameters, associated with a specific period, can reveal any divergence of the model with time as well as the relevance of readjustments. The RMSD of a given parameter calibration set, with the associated number of data measurements, are calculated over a 20 day sliding window, from one calibration period to the next (bold lines in Figure 9). The calculation is extended to the end of the total period (dotted lines in Figure 9). The results are presented for 6 variables: the surface brightness temperature (T_B), the soil water contents (w_g and w_2) and the surface fluxes (G , LE , H). It should be noticed, in evaluating the significance of these results, that the volume of data plotted on this figure is related to the 1440 time steps of the sliding window. A new calibration or readjustment obtained with methodology *meth2* systematically reduces the *RMSD* on T_B (only this cost function is minimised). The same result is not generally achieved with *meth1*, as a calibration based on parameter sensitivity to the diurnal characteristics does not systematically optimise the simulation of T_B , as discussed above. The set of curves corresponding to the calculation of *RMSD* after a calibration period, up until the end of the total period (after period 7), is located mainly beneath the curve segments which represent the calibrated simulation (from *meth2*), from one period of calibration to the following (in bold), for the soil water content and ground heat flux. Conversely, with the exception of calibration periods 4 and 5, the results obtained with *meth1* exhibit a divergence for the determined values of total soil water content w_2 . The newly proposed methodology (*meth1*) appears to be more accurate in an assimilation context, if the errors in initial total soil water content can be reduced. However, Figure 9 shows an interesting result relative to this issue: *RMSD*(T_B) increases strongly during periods 4 and 5, from the parameter set related to the previous calibration period to the readjusted set, since *RMSD*(w_2) also increases strongly. Thus, large soil water content readjustment errors could be qualitatively diagnosed by detecting strong increases in computed *RMSD*(T_B), from one parameter set to the next.

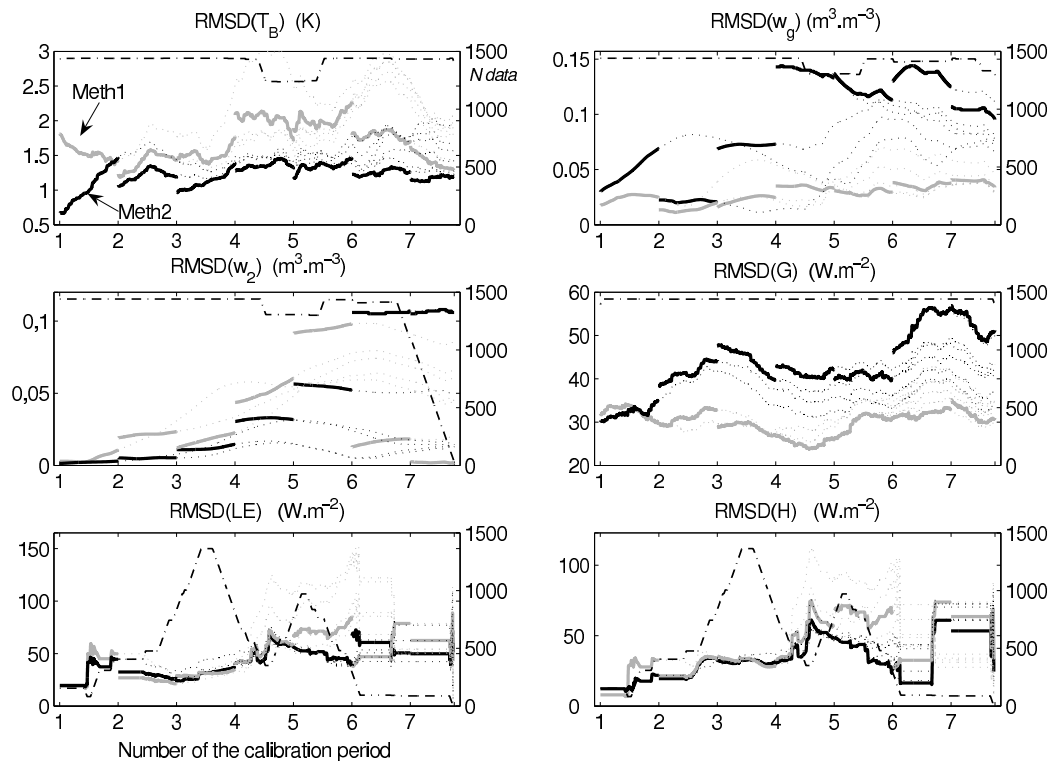


Figure 9. RMSD calculated over a 20 day sliding window, from one calibration period to the next (bold lines) and between each calibration period and the end of the total period of experimentation (dotted line). The number of data points (right-hand scale) used to calculate the RMSD is shown by a black dashed line.

4.2 Initial soil water content readjustment

Initial soil water content (w_{20}) is shown to be sensitive to all of the diurnal temperature cycle characteristics, as described in Part 3. This broad level of sensitivity associated with a limited set of characteristics, together with the model errors for the simulation of T_B and the large imposed uncertainty ranges described in Part 3, leads to inaccurate retrieval of initial total soil water content. The compromise which has to be found in the calibration of w_{20} can be more easily understood with the help of Figure 10. During periods 4 and 5, the new calibrated set of parameters and initial conditions obtained with *meth1* (from a maximum uncertainty range for w_{20}) systematically reduces the *RMSD* computed for the morning temporal gradients (calculated at 09:00, 10:00 and 11:00), but increases the *RMSD* calculated at 17:00, the last afternoon gradient. The calibration of w_{20} based on the *RMSD* minimisation calculated at

17:00 would lead to the retrieval of the opposite trend: the upper value of the uncertainty range would be reached. In fact, a higher value of soil water content would also have the effect of increasing the soil's thermal inertia and consequently reducing the modelled temperature drop which occurs in the late afternoon, when solar radiative forcing stops. The readjustment of w_{20} thus depends on the limited set of temperature cycle characteristics available. Although the lack of information relevant to the use of temperature dynamics after sunset is probably detrimental to the use of *meth1*, it should be pointed out that in the case of *meth2*, for which the full diurnal cycle is used, the correction of the substantial underestimation of T_B in the night time model leads to an overestimated readjustment of w_{20} and soil thermal inertia (Figure 7). Consequently, we propose that in future studies w_{20} be readjusted, only in cases where the new calibrated set of parameters does not increase $RMSD(T_B)$.

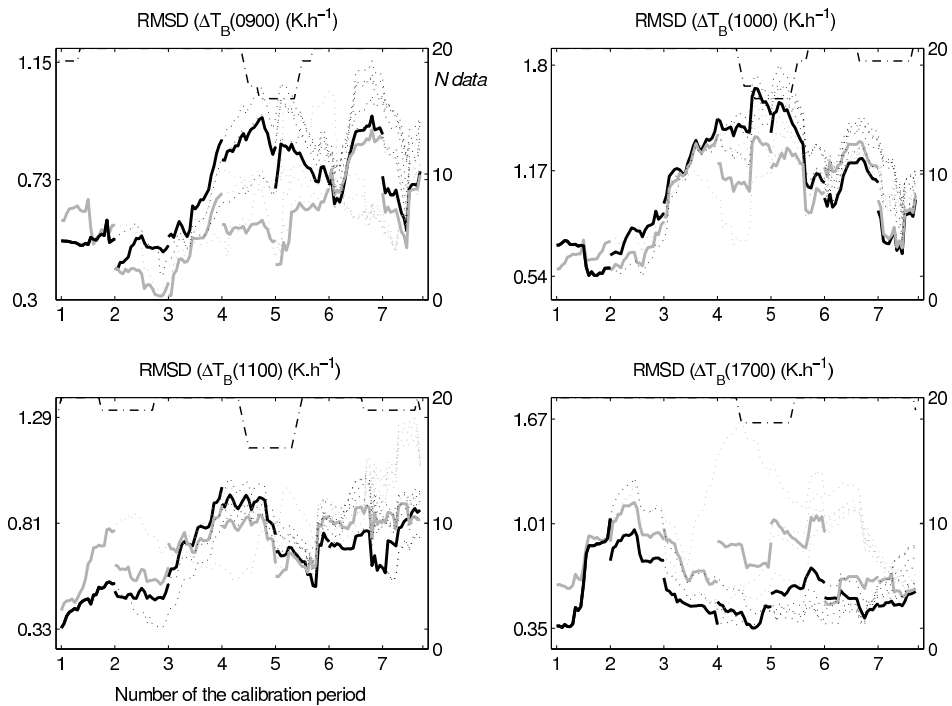


Figure 10. RMSD of T_B temporal gradients calculated at 0900, 1000, 1100 and 1700 over a 20 day sliding window, from one calibration period to the next (bold lines) and between each calibration period and the end of the total period of experimentation (dotted line). The number of data points (right-hand scale) used to calculate the RMSD is shown by a dashed line.

5. Conclusions

A new calibration methodology is proposed for a SVAT model, based on the benefits of high temporal resolution knowledge of the TIR surface brightness temperature (T_B). Two calibration methodologies are compared, namely the proposed methodology *meth1*, based on the optimisation of diurnal characteristics of the T_B diurnal cycle, and methodology *meth2*, involving simple model parameter calibration based on least squares minimisation of the differences between simulated and measured T_B . A set of temperature cycle characteristics (temporal gradients at 09:00, 10:00, 11:00, 14:00, 15:00, 16:00, 17:00, amplitude and phase of the diurnal cycle) is calculated in *meth1*.

Analysis of the sensitivity of model parameters to these characteristics, during the complete calibration exercise (7 periods of calibration over 140 days), allows global and specific parameter sensitivities to surface temperature cycle characteristics to be determined.

The results clearly show that some parameters are relatively insensitive to all of these characteristics. This is the case for dp_2 (total “reservoir” size), whose sensitivity to the T_B dynamics is statistically low throughout every calibration period. As a consequence, its calibration requires an additional constraint which, in the present study, consisted in preventing the uncertainty bounds from decreasing during the growth phase of the vegetation. It was also shown that, statistically, 8 of the 21 calibration parameters exhibit sensitivities to one or more characteristics of the diurnal temperature cycle for 70 % of the iterations of the calibration process, during the 7 successive periods. These parameters regulate canopy heat fluxes (w_{20} , V_{max0} , I_{gf} , w_{max} , w_{resid}), ground heat flux (F_{therm} , T_{20} , w_{max}) and hydraulic properties of the soil (b_{Elim} , w_{max} , w_{resid}).

Some parameters exhibit a specific sensitivity to a limited number of characteristics, showing that a reduced set of parameters is responsible for specific surface temperature dynamics, and should preferably be calibrated by optimisation of these characteristics only. This also shows that it is important to use the surface temperature behaviour taken at different times of the day to calibrate the model, and that the surface temperature is related to different surface processes. Depending on surface conditions and atmospheric forcing, the sensitivity of some parameters to surface temperature characteristics evolves from one calibration period to the next. As an example, under dry soil conditions (encountered during 2 calibration periods) the parameter K_{sat} is statistically less sensitive than after rainfall events, or when the soil is close

to saturation. In conclusion, a selective and dynamic calibration process could be expected to be more suitable for enhancing the model's performance than a global calibration approach.

The temporal evolution of the calibrated parameters, throughout the 7 periods, has been qualitatively compared for *meth1* and *meth2* and analysed in a physical sense. The results obtained with the newly proposed methodology *meth1* substantiate the potential advantages of introducing the dynamics of the diurnal temperature cycle rather than using absolute values, in SETHyS monitoring. In fact, RMSD and bias values are lower for the hydric budget and ground heat flux when *meth1* is used. The main limitation of this methodology is its unstable retrieval of initial soil water content w_{20} . This consequence is exacerbated by the large uncertainty ranges imposed by *meth1*, when a large correction of soil water content (compared to the measurements) is required. This can be explained by the high sensitivity of w_{20} to all of the surface temperature characteristics and by the fact that, due to model simulation problems at night, only daytime characteristics can be used. These drawbacks are particularly crucial in dry periods, when rainfall events are too infrequent to ensure regular reinitialisation of the reservoir's water content. The observation of daytime temperatures is thus clearly inadequate for the control of soil water content, in the absence of other constraints. In the case of continuous monitoring using a model, as described in the present study, close monitoring of the total RMSD of TIR surface temperature (T_B) could be used to decide whether or not parameter calibration is correct, thereby enabling errors in the latter to be reduced. In other cases, similar types of constraint could be provided by other sources of observed data. Various studies have revealed the usefulness of optical and microwave data for adjusting SVAT model parameters (Olioso A., et al., 2005; Verstraeten W.W., et al., 2006, etc...). When the possibilities of remote sensing instruments are considered, the information provided by multispectral data is certainly the most promising in terms of its potential for improving the control of surface process models.

6. Acknowledgements

This work was funded by the French national programme, INSU-PNTS. Particular thanks are extended to the French Space Agencies, CNES and ONERA, for the scholarship support they provided for this study. The authors wish to thank all the participants of the Alpilles-ReSeDA experiment for making their database available. The authors are also grateful to B.

Boudevillain, J. Demarty, P. Guillevic, A. Mouche and A. Oliosio for numerous constructive discussions.

7. References

Bastidas, L. A., et al. (1999), Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods, *Journal of Geophysical Research*, 104, 19,481-419,490.

Calvet J.-C., et al. (1998), Retrieving the Root-Zone Soil moisture from Surface Soil moisture or temperature Estimates: A Feasibility Study Based on Field Measurements, *American Meteorological Society*.

Caparrini F., et al. (2004), Variational estimation of soil and vegetation turbulent transfer and heat flux parameters from sequences of multisensor imagery, *Water Resources Research*, 40, doi:10.1029/2004WR003358.

Carlson T.N., et al. (1995), An interpretation of methodologies for indirect measurement of soil water content, *Agricultural and Forest Meteorology*, 77, 191-205.

Choudhury B.J., and J. L. Monteith (1988), A four-layer model for the heat budget of homogeneous land surfaces, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 114, 373-398.

Collatz G.J., et al. (1991), Physiological and environmental regulation of stomatal conductance, photosynthesis and transpiration: a model that includes a laminar boundary layer, *Agricultural and Forest Meteorology*, 54, 107-136.

Collatz G.J., et al. (1992), Coupled Photosynthesis-Stomatal Conductance Model for Leaves of C₄ Plants, *Aust. J. Plant Physiol.*, 19, 519-538.

Coudert B., et al. (2006), Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual source SVAT model, *Journal of Hydrometeorology*, 7, 404-420.

Courault D., et al. (1996), Airborne thermal data for evaluating the spatial distribution of actual evapotranspiration over a watershed in oceanic climatic conditions - application of semi-empirical models, *INT. J. Remote Sensing*, 17, 2281-2302.

Cracknell A.P., and Y. Xue (1996a), Estimation of ground heat flux using AVHRR data and an advanced thermal inertia model (SoA-TI model), *INT. J. Remote Sensing*, 17, 637-642.

Cracknell A.P., and Y. Xue (1996b), Thermal inertia determination from space - a tutorial review, *INT. J. Remote Sensing*, 17, 431-461.

Crow W.T., et al. (2003), Multiobjective calibration of land surface model evapotranspiration predictions using streamflow observations and spaceborne surface radiometric temperature retrievals, *Journal of Geophysical Research*, 108, doi:10.1029/2002JD003292.

Crow W.T. (2003), Correcting Land Surface Model Predictions for the Impact of Temporally Sparse Rainfall Rate Measurement Using an Ensemble Kalman Filter and Surface Brightness Temperature Observations, *Journal of Hydrometeorology*, 4, 960-973.

Deardorff, J. W. (1978), Efficient Prediction of Ground Surface Temperature and Moisture, With Inclusion of a Layer of Vegetation, *Journal of Geophysical Research*, 83, 1889-1903.

Demarty J., et al. (2004), Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model, *Journal of Hydrology*, 287, 214-236.

Demarty J., et al. (2005), Constraining a physically based SVAT model with surface water content and thermal infrared brightness temperature measurements using a multiobjective approach, *Water Resour. Res.*, 41, doi:10.1029/2004WR003695.

Diak G.R., et al. (2004), Estimating land surface budgets from space, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85, 65-78.

François C. (2002), The potential of directional radiometric temperatures for monitoring soil and leaf temperature and soil moisture status, *Remote Sens. Environ.*, 80, 122-133.

François C. , et al. (1997), Analytical parameterisation of canopy directional emissivity and canopy directional radiance in the thermal infrared. Application on the retrieval of soil and foliage temperatures using two directional measurements. Part 1 : Theory, *Int. J. Remote Sensing*, 18, 2587-2621.

Grant I.E., et al. (2000), The impact of the diurnal variation of Albedo on the Remote Sensing of the daily mean albedo of grassland, *Journal of Applied Meteorology*, 39, 231-244.

Gupta, H. V., et al. (1999), Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods, *Journal of Geophysical Research*, 104, 19,491-419,503.

Gurney R.J., and P. J. Camillo (1984), Modeling daily evapotranspiration using remotely-sensed data, *Journal of Hydrology*, 69, 305-323.

Jia L. (2004), Modeling heat exchanges at the land-atmosphere interface using multi-angular thermal infrared measurements, 199 pp, Wageningen university, Amsterdam.

Jones, A. S., et al. (1998a), Data assimilation of satellite-derived heating rates as proxy surface wetness data into a regional atmospheric mesoscale model. Part2 : A case study, *Monthly Weather Review*, 3, 646-667.

- Jones, A. S., et al. (1998b), Data assimilation of satellite-derived heating rates as proxy surface wetness data into a regional atmospheric mesoscale model. Part 1: Methodology, *Monthly Weather Review*, 126, 634-645.
- Jones, H. G. (1983), *Plants and Microclimate*, 53-54 pp., Cambridge University Press, New-York.
- Kerr Y.H., et al. (2000), *Land surface temperature retrieval techniques and applications*, Quattrochi D. and J. Luwall.
- Kustas W. P., et al. (2003), Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship, *Remote Sensing of Environment*, 85, 429-440.
- Kustas W.P., et al. (1998), Combining Optical and Microwave Remote Sensing for Mapping energy Fluxes in a Semiarid Watershed, *Remote Sens. Environ. (Elsevier Science)*, 64, 116-131.
- Margulis S. A., and D. Entekhabi (2003), Variational assimilation of Radiometric Surface Temperature and Reference-Level Micrometeorology into a Model of the Atmospheric Boundary Layer and Land Surface, *American Meteorological Society*, 131.
- Menenti M., et al. (2001), Estimation of soil and vegetation temperatures with directional thermal infrared observations : the IMGRASS, HEIFE and SGP'97 experiments., *Journal of Geophysical Research*, 106., 11,997-912,010.
- Moran M.S., et al. (1994), Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index, *Remote Sens. Environ.*, 49, 246-263.
- Norman J. M., et al. (1997), Regional estimates of surface fluxes using temperature differences from GOES thermal images.
- Norman J.M., et al. (1995), A two source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes from observations of directional radiometric surface temperature, *Agricultural and Forest Meteorology*, 77, 153-166.
- Oliosio A., et al. (2002), Monitoring energy and mass transfers during the Alpilles-ReSeDA experiment, *Agronomie*, 22, 597-610.
- Oliosio A., et al. (1999), Estimation of evapotranspiration and photosynthesis by assimilation of remote sensing data into SVAT models, *Remote Sensing of Environment*, 68, 341-356.
- Oliosio A., et al. (1996), Estimation of Heat and Mass Fluxes from IR Brightness Temperature, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34, 1184-1190.

- Olioso A., et al. (2005), Future directions for advanced evapotranspiration modeling: Assimilation of remote sensing data into crop simulation models and SVAT models, *Irrigation and Drainage Systems*, 1-36.
- Ottlé C., and D. Vidal-Madjar (1994), Assimilation of soil moisture inferred from infrared remote sensing in a hydrological model over the HAPEX-MOBILHY region, *Journal of Hydrology*, 158, 241-264.
- Price J.C. (1977), Thermal Inertia Mapping: A New View of the Earth, *Journal of Geophysical Research*, 82, 2582-2590.
- Raffy M., and F. Becker (1985), An inverse problem occurring in remote sensing in the thermal infrared bands and its solutions, *Journal of Geophysical Research* 90, 5809-5819
- Raffy M., and F. Becker (1986), A stable iterative procedure to obtain soil surface parameters and fluxes from satellite data. , *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-24*, 327-333.
- Rawls W.J., and D. L. Brakensiek (1985), Prediction of Soil Water Properties for Hydrologic Modeling, *Watershed Management*.
- Sandholt, I., et al. (2002), A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status, *Remote Sens. Environ.*, 79, 213-224.
- Seguin B., et al. (1994), Surface temperature and evapotranspiration: Application of local scale methods to regional scales using satellite data, *Remote Sens. Environ.*, 49, 287-295.
- Sellers P.J., et al. (1996a), A Revised Land Surface Parameterisation (SiB2) for Atmospheric GCMs. Part 1. Model Formulation, *Journal of Climate*, 9, 676-705.
- Sellers P.J., et al. (1996b), A Revised Land Surface Parameterisation (SiB2) for Atmospheric GCMs. Part 2: The Generation of global Fields of Terrestrial Biophysical Parameters from Satellite Data, *Journal of Climate*, 9, 706-737.
- Soer G.J.R. (1980), Estimation of regional evapotranspiration and soil moisture conditions using remotely sensed crop surface temperature, *Remote Sensing of Environment*, 9, 27-45.
- Taconet, O., et al. (1986), Evapotranspiration over an Agricultural Region Using a Surface Flux/Temperature Model Based on NOAA-AVHRR Data, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 25, 284-307.
- Van de Griend A.A. et al. (1985), Discrimination of soil physical parameters, thermal inertia, and soil moisture from diurnal surface temperature fluctuations, *Water Resources Research*, 21 (7), 997-1009.

- Van der Hurk B.J.J.M., et al. (1997), A new Methodology for Assimilation of Initial Soil Moisture Fields in Weather Prediction Models Using Meteosat and NOAA Data, *Journal of Applied Meteorology*, 36, 1271-1283.
- Van Genuchten M.T. (1980), A Closed Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils, *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 44, 892-898.
- Van Genuchten M.T., and D. R. Nielsen (1985), On describing and predicting the hydraulic properties of unsaturated soils, *Annales Geophysicae*, 3, 615-628.
- Verhoef A. (2004), Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil, *Agricultural and Forest Meteorology*, 123, 221-236.
- Verstraeten W.W., et al. (2006), Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal spaceborne data, validated for european forests, *Remote Sensing of Environment*, 101, 299-314.
- Wetzel P.J., et al. (1984), Determining soil moisture from geosynchronous satellite infrared data: a feasibility study, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 23, 375-391.
- Wetzel P.J., and R. H. Woodward (1987), Soil moisture estimation using GOES-VISSR Infrared data: A case study with a simple statistical method, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 26, 107-117.

3.3 Critiques et perspectives d'application dans un contexte d'assimilation de la température de surface en temps réel

Synthèse

Nous avons développé une méthode d'étalonnage multicritère sélective basée sur la dynamique du cycle diurne de la température de surface. Cette méthode a été appliquée et évaluée sur les données d'une parcelle de blé instrumentée de la base de données Alpilles-ReSeDA. La mise en oeuvre de cette méthode nécessite de contraindre *a priori* la taille du réservoir racinaire pour guider la convergence de l'étalonnage. Ce paramètre du modèle montre, en effet, une sensibilité relativement faible quelle que soit la période considérée. L'application des méthodes multicritère et monocritère sur 7 périodes successives d'étalonnage ou de ré-étalonnage des paramètres en suivant le même protocole qui consiste à autoriser le ré-étalonnage des paramètres autour du dernier étalonnage réalisé nous a permis d'analyser la sensibilité des paramètres aux caractéristiques du cycle diurne de la température (gradients temporels, amplitude, phase) dans le cas *multicritère* de façon moyenne mais aussi temporelle d'une période d'étalonnage à la suivante. Il ressort que certains paramètres ne sont pas ou peu sensibles à la dynamique de la température. C'est le cas de la profondeur du réservoir racinaire $dp2$ mais aussi du paramètre de forme de la courbe de rétention de l'eau dans le sol h_{VG} . Les résultats indiquent aussi que les paramètres ont une sensibilité plus ou moins "sélective" à la dynamique de la température comme par exemple la conductivité hydraulique à saturation K_{sat} et le paramètre a_{Elim} conditionnant la résistance de sol à l'évaporation qui sont statistiquement plus sensible au gradient de température à 11h. Enfin, 8 des 21 paramètres du modèle sont statistiquement sensibles à la dynamique de la température. Les deux paramètres V_{max0} et F_{therm} conditionnant respectivement la transpiration et les propriétés thermiques du sol sont les plus influents.

La méthode multicritère améliore la simulation du bilan énergétique et hydrique avec un meilleur contrôle de la trajectoire du modèle que la méthode monocritère.

Cette étude permet de proposer l'ajout d'un critère sur la valeur "absolue" (c'est à dire sur la valeur elle-même et non pas sur la dynamique) de la température afin de limiter la dérive dans le réajustement des contenus en eau initiaux et donc d'améliorer les performances de la méthode.

Critiques

La méthode proposée n'est-elle pas instable pour l'étalonnage de certains paramètres ?

Dans le cas de paramètres influents sur peu de caractéristiques du cycle diurne de la température, l'étalonnage sera très dépendant et très sensible à l'erreur sur l'estimation des caractéristiques concernées. En effet, selon la combinaison de ces caractéristiques pour étalonner un paramètre, le poids accordé à celles-ci et donc aux erreurs respectives est plus fort que dans le cas monocritère. La sélection de l'information pertinente du cycle diurne pour étalonner les paramètres du modèle risque donc d'être compensé par l'erreur associée

et engendrer plus de variabilité pour l'étalonnage de certains paramètres.

L'intérêt de guider les gammes de paramètres d'une période à la suivante joue alors le rôle de "filtre" ou de contrainte limitant ces effets. Leur variabilité a par ailleurs plus de chances d'être moyennée sur un ensemble de périodes successives que le biais associé à l'ensemble du cycle diurne dans le cas de la méthode monocritère *meth2* (ce biais risque, en effet, de perdurer sur plusieurs périodes d'étalonnage).

Cette solution n'est pas satisfaisante et nécessiterait une étape supplémentaire afin de diagnostiquer cette possible sensibilité aux erreurs et d'interdire dans ce cas l'ajustement (pas de réduction des gammes).

Néanmoins, pour mieux appréhender ce problème, nous intercomparons, Dans la partie 3.4, l'effet d'un bruit aléatoire gaussien sur les observations de température pour les méthodes meth1 et meth2.

L'étalonnage du contenu en eau initial de la zone racinaire paraît, par exemple, relativement aléatoire d'une période d'étalonnage à l'autre quant au "sens" du réajustement si l'on compare les résultats entre les deux méthodes (partie 3.2, Fig.7). Dès lors, une contrainte plus forte sur la gamme d'incertitude peut être envisagée. Nous accorderons, par la suite, une confiance plus grande à la simulation pronostique du modèle qu'au réajustement lui-même pour les contenus en eau initiaux (Cf. partie 3.4). Une gamme de réajustement pour les contenus en eau initiaux ne dépassant pas $\pm 2\%$ de la valeur simulée au premier jour de la période de réajustement sera envisagée. L'état initial de la première période de simulation devra alors être connu avec précision (état initial à saturation après de fortes pluies par exemple).

L'intercomparaison proposée n'est-elle pas biaisée par la prise en compte des caractéristiques du cycle de température pendant la seule période diurne pour la méthode meth1 alors que l'ensemble du cycle journalier est considéré dans la méthode meth2 ?

Comme l'ont proposé plusieurs auteurs (Van de Griend, 1985 ; Cracknell et Xue, 1996a, 1996b ; Verhoef, 2004 par exemple) l'utilisation des données de température nocturne permet d'inverser l'inertie thermique du sol. Les paramètres liés aux propriétés thermiques et radiatives de la surface pourraient, en effet, être contraints par les gradients temporels nocturnes par exemple. Cependant la relation paramètres-caractéristiques est très dépendante de l'erreur du modèle constatée dans des conditions nocturnes de vent faible (Cf. partie 2.4). Les caractéristiques de la dynamique de la température de nuit ne sont donc pas prises en compte par la méthode *meth1*. La sensibilité à cette erreur est moindre pour la méthode *meth2* puisque tout le cycle est pris en compte pour l'optimisation des paramètres. Néanmoins, il aurait été en effet plus pertinent de limiter le calcul du $RMSE(T_B)$ à la période diurne.

De façon plus générale, le choix de caractéristiques discrètes limitées en nombre pour l'optimisation multicritères n'influence-t-il pas l'étalonnage par la méthode meth1 ?

Le nombre de caractéristiques optimisées simultanément (multicritères) est nécessairement limité. Cependant nous avons aussi calculé des gradients moyens sur les branches ascendantes et descendantes du cycle de température sur deux, trois ou quatre heures. En

cas de sensibilité d'un paramètre à ces gradients "moyens", les gradients horaires consécutifs ont été remplacés par le gradient moyen. Ceci permet de prendre en compte plus de caractéristiques dans la limite de six permettant de couvrir le cycle complet pendant la période diurne (et de réduire l'impact de données trop bruitées). Par ailleurs, la prise en compte des périodes d'inflexion du cycle diurne de température ont été en partie exclues afin de limiter l'effet de "changement de régime" (variable d'un jour à l'autre en fonction des conditions de forçage, de l'état de surface par exemple) dans l'étalonnage des paramètres. Le nombre de caractéristiques total calculées permet donc une bonne couverture du cycle de température limitant ainsi l'effet du choix des plages horaires de calcul des gradients sur l'étalonnage.

En quoi la méthode proposée peut-elle diagnostiquer l'échec ou le succès de l'étalonnage des paramètres ?

Nous avons vu (3.2, Fig.9) que l'accroissement des $RMSE(T_B)$ et $RMSE(w_2)$ sur les périodes 4 et 5 et leur décroissance (période 6) obtenus après réajustement par la méthode *meth1* semblent corrélés. L'ajustement de l'initialisation du contenu en eau de la zone racinaire conduit à des valeurs beaucoup trop faibles sur les périodes 4 et 5 alors qu'il correspond aux observations sur la période 6 (partie 3.2 Fig.6 et 7). L'évaluation de l'ajustement obtenu pour cet état initial semble donc possible par le contrôle de l'évolution du $RMSE(T_B)$. Ce critère pourrait donc être ajouté aux fonctions de coût sur les caractéristiques pour empêcher la dérive du modèle sur le contenu en eau (voir partie 3.4).

Perspectives d'application dans un contexte d'assimilation de la température de surface en temps réel

Nous proposons d'appliquer la méthode développée dans un "contexte d'assimilation" consistant à :

- déterminer à partir de quand un étalonnage des paramètres du modèle est nécessaire. Cette étape nécessite d'estimer la dérive temporelle du modèle
- ajuster les paramètres pertinents sur la période d'étalonnage.

Cette démarche est présentée dans la partie suivante sous la forme d'un article soumis à la revue *Geophysical Research Letters* en novembre 2006, dans lequel l'étalonnage *meth1* est appliqué à l'échelle locale en tenant compte des améliorations possibles et des remarques proposées ci-dessus. La deuxième partie présente l'étude de l'impact d'un bruit gaussien sur la série temporelle de T_B sur l'étalonnage, en mettant en avant l'intérêt et les limites de cette méthode.

3.4 Article 3 : "An improved SVAT model calibration strategy based on the optimisation of surface temperature temporal dynamics"

An improved SVAT model calibration strategy based on the optimisation of surface temperature temporal dynamics

*B. Coudert, C. Ottlé,
CETP-IPSL-CNRS-UVSQ, 10 avenue de l'Europe, 78140 Vélizy, France*

Abstract :

Water and energy balance monitoring at the Soil Vegetation Atmosphere (SVA) interface remains an open issue, because of the complexity of the large number of transfer processes involved and of the uncertainties associated with the meteorological forcing input and the initial states and characteristics of the surface. Correct simulation of these transfers requires the use of control techniques generally based on the assimilation of surface observations. Remote sensing data, particularly that derived from thermal infrared measurements, can be useful for this purpose. Indeed, various studies have demonstrated the potential of thermal infrared brightness temperature (TIR T_B) for monitoring surface exchanges of water and energy. This study focuses on the contribution of TIR T_B data for Land Surface Model (LSM) calibrations. For the purposes of the present study, a numerical representation of the SVA transfer (SVAT model), named SEtHyS, was used. A calibration methodology of the model based uniquely on the optimisation of TIR T_B diurnal cycle features has been developed and applied, in an assimilation context, to the full vegetation period of wheat. The results illustrate the advantages of such a methodology for the monitoring of a SVAT model, and in particular the root zone soil moisture. The impact of observation and simulation errors on TIR T_B was analysed and quantified in controlled numerical experiments. The results demonstrate the advantages of using relative temperature characteristics, instead of point-to-point temperature values, to minimise the impact of noise.

1. Introduction and background

SVAT (Soil Vegetation Atmosphere Transfers) models have been designed to compute both water and energy budgets at the SVA interface, with varying degrees of complexity in the described physical processes. These models allow the state variables, describing the transfer processes at different levels within the SVA continuum, to be assessed. They require an application context constrained by input variables (atmospheric forcing and vegetation variables) and input parameters (soil and vegetation properties, initialisation). The number of parameters is generally related to the complexity of the model, and their calibration requires the development

of optimisation methodologies. Numerous studies of the characterisation of the surface properties and variables (soil moisture state, thermal inertia, soil texture) have been reported, based on the knowledge of surface temperature: ([Price J.C., 1977], [Soer G.J.R., 1980], [Wetzel P.J., et al., 1984], [Wetzel P.J. and Woodward, 1987], [Raffy M. and Becker, 1985], [Raffy M. and Becker, 1986], [Van de Griend A.A., et al., 1985], [Moran M.S., et al., 1994], [Carlson T.N., et al., 1995], [Xue Y. and Cracknell, 1995], [Cracknell A.P. and Xue, 1996], [Sandholt, et al., 2002], [Verhoef A., 2004], [Verstraeten W.W., et al., 2006]). The work described in the present paper concerns the application of a newly proposed methodology ([Coudert B., et al., 2006b]) used to control the simulated variables and input parameters of a Land Surface Model (the SEtHyS two-layer, two-source SVAT model described in [Coudert B., et al., 2006]), using the surface temperature variable only. Actually, a model calibration based on the optimisation of temporal dynamics characteristics (temporal gradients, amplitude, phase) of the TIR (Thermal Infra Red) brightness surface temperature has been proposed by [Coudert B., et al., 2006b], and applied over a seasonal winter wheat cycle at field scale. The comparison of this selective method with a global optimisation approach in which the global surface temperature is monitored, has demonstrated the advantages, in the case of SEtHyS SVAT monitoring, of introducing the dynamics of the diurnal temperature cycle rather than using point to point values. The next step is to test this new methodology in a remote sensing brightness temperature assimilation context, where both observations and model errors need to be handled. For this purpose, a dynamic calibration of the model was carried out, and was then compared with the results achieved using classical global optimisation. The impact of TIR T_B errors has been quantified with both methods, and the results are presented in this paper. Section 2 briefly presents the calibration methodology and its objectives in an assimilation context. Section 3 presents the application at field scale. Section 4 evaluates the sensitivity of this methodology to observation and model errors, and compares it with that obtained with classical global optimisation of the TIR T_B variable.

2. Dynamic calibration methodology

Previous studies (Coudert et al., 2006a, 2006b) showed the advantages of continuous recalibration of the SEtHyS SVAT model, in terms of increased model performance. Depending on which time-dependent parameters are considered, and their sensitivity to the dominant transfer processes, surface conditions and atmospheric forcing, the use of regular optimisation procedures (which are then relevant to comparatively short calibration periods), has proven to be more accurate than a global calibration methodology applied to the whole simulation period. Moreover, the use of TIR surface brightness temperature data in a multi-criteria model optimisation process

of optimisation methodologies. Numerous studies of the characterisation of the surface properties and variables (soil moisture state, thermal inertia, soil texture) have been reported, based on the knowledge of surface temperature: ([Price J.C., 1977], [Soer G.J.R., 1980], [Wetzel P.J., et al., 1984], [Wetzel P.J. and Woodward, 1987], [Raffy M. and Becker, 1985], [Raffy M. and Becker, 1986], [Van de Griend A.A., et al., 1985], [Moran M.S., et al., 1994], [Carlson T.N., et al., 1995], [Xue Y. and Cracknell, 1995], [Cracknell A.P. and Xue, 1996], [Sandholt, et al., 2002], [Verhoef A., 2004], [Verstraeten W.W., et al., 2006]). The work described in the present paper concerns the application of a newly proposed methodology ([Coudert B., et al., 2006b]) used to control the simulated variables and input parameters of a Land Surface Model (the SEtHyS two-layer, two-source SVAT model described in [Coudert B., et al., 2006]), using the surface temperature variable only. Actually, a model calibration based on the optimisation of temporal dynamics characteristics (temporal gradients, amplitude, phase) of the TIR (Thermal Infra Red) brightness surface temperature has been proposed by [Coudert B., et al., 2006b], and applied over a seasonal winter wheat cycle at field scale. The comparison of this selective method with a global optimisation approach in which the global surface temperature is monitored, has demonstrated the advantages, in the case of SEtHyS SVAT monitoring, of introducing the dynamics of the diurnal temperature cycle rather than using point to point values. The next step is to test this new methodology in a remote sensing brightness temperature assimilation context, where both observations and model errors need to be handled. For this purpose, a dynamic calibration of the model was carried out, and was then compared with the results achieved using classical global optimisation. The impact of TIR T_B errors has been quantified with both methods, and the results are presented in this paper. Section 2 briefly presents the calibration methodology and its objectives in an assimilation context. Section 3 presents the application at field scale. Section 4 evaluates the sensitivity of this methodology to observation and model errors, and compares it with that obtained with classical global optimisation of the TIR T_B variable.

2. *Dynamic calibration methodology*

Previous studies (Coudert et al., 2006a, 2006b) showed the advantages of continuous recalibration of the SEtHyS SVAT model, in terms of increased model performance. Depending on which time-dependent parameters are considered, and their sensitivity to the dominant transfer processes, surface conditions and atmospheric forcing, the use of regular optimisation procedures (which are then relevant to comparatively short calibration periods), has proven to be more accurate than a global calibration methodology applied to the whole simulation period. Moreover, the use of TIR surface brightness temperature data in a multi-criteria model optimisation process

has demonstrated its potential for water budget monitoring (surface soil moisture, root zone soil moisture, evapo-transpiration flux [Coudert B., et al., 2006]). Surface flux (sensible heat, latent, soil conduction fluxes), soil water contents (surface and root zone), atmospheric forcing and vegetation characteristics (Leaf Area Index and canopy height) measurements are in practice rarely measured simultaneously, and even then are limited to specific experimental field programmes, as was the case for the Alpilles-ReSeDA experiment ([Oliosio A., et al., 2002], <http://www.avignon.inra.fr/reseada/base/>) whose database is used in the following. Conversely, thanks to the presence of space-borne remote sensing instruments, including new geostationary satellites which provide data with a high temporal frequency (around 15mn), TIR T_B measurements are provided, under clear sky conditions, at frequent intervals. Consequently, the development of a SVAT model calibration methodology, based on knowledge of TIR T_B data, is of particular interest.

Principle:

Our methodology computes the sensitivity of each model parameters to the characteristics of the TIR T_B dynamics, following the same statistical approach as [Bastidas, et al., 1999], and calibrates each model parameter by optimising a specific set of characteristics defined by the previous sensitivity analysis. The method differs from the multi-objective calibration proposed by [Gupta, et al., 1999] and [Demarty J., et al., 2005], in that all the parameters are optimised with possible different sets of criteria (using the same set of simulations). In practice, just a specific set of criteria is used to calibrate each parameter, at each given time interval. This particular difference in approach is appropriate to the specific sensitivity of the model parameters to the “under-influence” regime of the temperature dynamics (morning rise, afternoon fall or amplitude, etc...). Previous use of this methodology over seven successive 20 day calibration periods, covering the full vegetation cycle of wheat, concluded that an additional criterion on the daily T_B measurements would improve water budget monitoring, by limiting drifts in the computed value of root zone soil moisture.

This improved calibration methodology has been applied to an assimilation context, and the first results are presented in the present paper. In practice, instead of making use of regular model calibration, more exactly making readjustments (because the model parameters’ uncertainty ranges are determined by the results of the previous calibration) with successive calibration periods fixed *a priori*, the model requiring recalibration is defined by the model errors on the brightness temperature. These model divergences are evaluated on the basis of the evolution of

statistical TIR T_B criteria. The following section briefly presents the results obtained for a winter wheat crop field, recorded in the Alpillés-ReSeDA database.

3. *Application at field scale*

a. *Successive readjustments*

RMSD (Root Mean Square Differences) are calculated between the measured and simulated TIR T_B time series features, during the calibration process. Of these, 7 are calculated over *temporal gradients* for one-hour intervals (morning and afternoon slopes). A further two RMSDs are calculated firstly from the *daily amplitude* of the temperature cycle, determined on the basis of the temperature maximum (around noon) and its value at sunset, and secondly on the basis of the *phase* of the temperature signal, given by the time at which the daily maximum temperature is reached. The last criterion is the RMSD between the *daily value* of simulated and *in situ* measurements of TIR T_B (between sunset and sunrise). Notice that no RMSD are calculated for night-time values. The reason for this is that the parameterisation of atmospheric stability in SVAT models is not accurate at night, which leads to greater model errors. Previous studies concluded that retrieval of the initial soil moisture state, based on the TIR T_B optimisation, was inaccurate. Consequently, reduced uncertainty ranges ($\pm 2\%$ of the simulated values) are determined at the first time step of a new calibration period, for re-initialisation of the soil water content (surface and root zone).

The parameters' sensitivity-dependent calibration is carried out for 20 day periods, in order to compute the RMSD over a significant volume of data, thus providing adequate representation of the transitions between the vegetation's phases of growth, maturation and senescence, and of seasonal meteorological changes. After each calibration period, the resulting set of model parameters is used to continue the model run. The accuracy of the prediction is evaluated using the Relative Root Mean Square Differences (RRMSD) of the 7 temperature features (*characteristics*) compared with *in situ* measurements computed over a 20 day sliding temporal window, starting at the beginning of the calibration period. A new calibration is performed when one or several RRMSD increases by 50% with respect to the previous calibration period. Successive calibration periods can be intersected or disjointed, according to the evolution of the temperature features drifts.

b. *Results*

Starting from the Day of Experiment (DoE) 387 (21 January), 10 calibration periods were needed to monitor the SEtHyS simulations, using TIR T_B data assimilation, in order to reach DoE 495 (28 February). In order to limit the computing time, no additional calibrations were carried out between the latter period of calibration (DoE 475 to 495) and the date at which the wheat was harvested (DoE 542, 25 June). It is of interest to discuss the frequency of the calibration periods over the total period of simulation. All the calibration periods intersect one another, except for the third (DoE 404-424) and fourth (DoE 433-453), which are separated by 9 days. During this time interval (regular soil drying), atmospheric conditions were quite regular and the LAI was close to 1. The calibrated set of parameters obtained during the third period is thus accurate for a period of 29 days. Elsewhere, frequent readjustments are required because of variations in meteorological and phenological vegetation conditions, which affect the surface brightness temperature features.

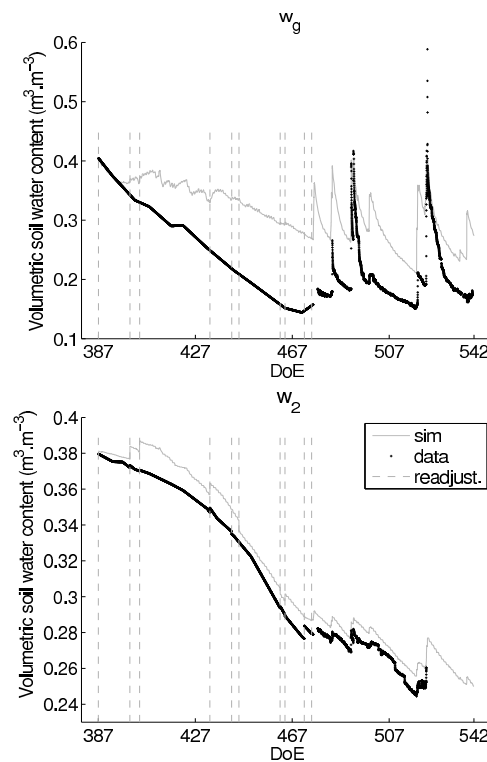


Figure 1. Soil water content time series obtained for the 10 calibration periods. The first day of each of the calibration periods is represented by grey, dashed vertical lines.

Figure 1 plots the results obtained for the surface and total root zone water contents time series, and includes a representation of the first day (readjustment) of each of the calibration periods. It can be seen that a very good degree of accuracy is obtained for the total water content w_2 , as opposed to that obtained for the surface soil water content simulation. The systematic

overestimation of the latter variable can be explained by a tendency to overemphasise the soil's resistance to evaporation, which in turn leads to undervalued soil evaporation rates. The impact of this outcome on the simulations is particularly significant, since surface water content is high at the beginning of the simulation period and after intense rainfall events starting on DoE 475 (19 April). A large shift (about $0.1\text{m}^3.\text{m}^{-3}$), compared to the observations, can then be observed. A similar result is observed when only TIR T_B is optimised. This additional criterion, used in the methodology presented here, thus appears to be responsible for the observed overestimation. On the other hand, after rainfall events, the soil drying rate is accurately estimated (DoE 483, 27 April for example), thus showing that water diffusivity is accurately retrieved. The mean performances over the whole simulation period, between DoE 387 (21 January) and DoE 542 (25 June), are given in Table 1 in terms of biases, relative biases (Rbiases), RMSD and RRMSD calculated between the measurements and the SETHyS output variables: TIR T_B , sensible heat flux (H), latent heat flux (LE), ground heat flux (G), net radiation (Rn) and solar reflected radiation (aR_g). Generally good results are obtained, with a mean RMSD of less than 45 W.m^{-2} for the surface fluxes, and low biases (lower than 8 W.m^{-2}) with the exception of surface water content (w_g). The latter variable is overestimated by about 51 % in terms of RRMSD, and by 44 % in terms of Rbias. Note that RRMSD and Rbias are adapted to the evaluation of the water content simulations because of a range of low but non-zero values.

Variable	RMSD	bias	N data
w_g ($\text{m}^3.\text{m}^{-3}$)	$9.5\ 10^{-2}$	$8.5\ 10^{-2}$	10846
	RRMSD: 51.1%	Rbias: 43.5%	
w_2 ($\text{m}^3.\text{m}^{-3}$)	$1.2\ 10^{-2}$	$1.1\ 10^{-2}$	9582
	RRMSD: 3.8%	Rbias: 3.6%	
LE (W.m^{-2})	44.5	-4.1	3358
G (W.m^{-2})	28.3	0.4	11055
H (W.m^{-2})	43.4	-7.1	3358
aR_g (W.m^{-2})	24.4	12.7	5687
Rn (W.m^{-2})	32.9	-12.8	11118
T_B (K)	1.78	-0.39	10903

Table 1. Performances (RMSD, biases, RRMSD, Rbiases) obtained with the calibration methodology over the seasonal wheat cycle between DoE 387 and 542

The relevance of the “readjustments” described here needs to be analysed, in order to ascertain the usefulness of the methodology in an assimilation context. To this intent, a comparison has

been made between the soil water content simulations obtained from the first calibration period (DoE 387 to 407), and those obtained over the following calibration periods. Figure 2 shows, for both simulations, a plot of the RMSD calculated over a 20 day sliding window, from the first period up until DoE 542, which defines the end of the simulation period. This illustrates the cumulative effect of model errors, incurred by the dynamic calibration methodology. The model parameters calibrated on the first period would be inappropriate, particularly after DoE 487. In the case of this application, it is interesting to note that successive readjustments are of interest for a long term simulation.

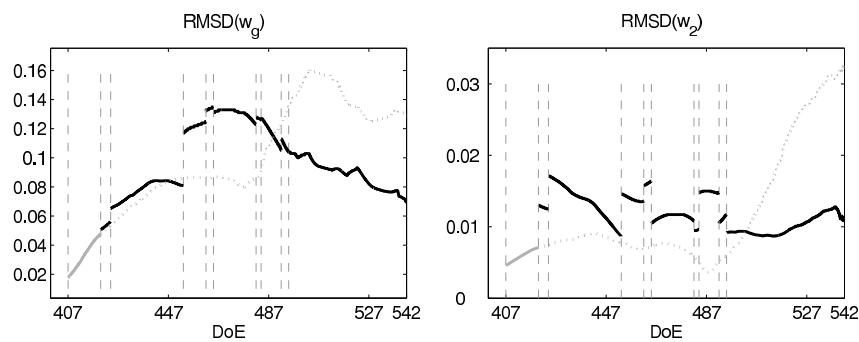


Figure 2. Soil water contents RMSD calculated for a 20 day sliding window. Simulations obtained from the first calibration period (DoE 387-407) are in grey. Simulations from successive readjustments are in black. DoE indicated on the x axis are the final days of the calibration periods

The following section is devoted to the study of the influence of TIR T_B estimation errors on calibration results, in the case of a controlled simulation. A detailed comparison is given for a simple calibration, based on point-to-point TIR T_B optimisation.

4. Impact of errors

a. Sources of error

Differences between TIR T_B time series result from both observational and model errors. In the case of our application, *observational errors* are the smallest. The ground-based Heimann KT17 thermal radiometer, used to measure surface brightness temperature, is characterised by a minimum error of 0.7 K (Oliosio personal communication). Since its commissioning, this sensor has demonstrated negligible drift over a one year period of experimental recordings. When spaceborne remote sensing data is used, observational errors would include additional atmospheric and surface emissivity correction errors, as well as various other sources of error such as registration uncertainties and calibration effects resulting from the presence of clouds. *Simulation errors* arise from *model input errors* (atmospheric forcing, vegetation input variables) and from *model*

simulation errors (incorrect representation of physical processes). Although the former effects can have a strong impact on the simulation results, their discussion is beyond the scope of this paper. The latter forms of error are responsible for systematic biases and characteristic features of computed TIR T_B . This has been illustrated by [Coudert B., et al., 2006a] and [Oliosio A., et al., 1996] who showed, for example, the impact on surface fluxes and TIR T_B simulations of a simplified stomatal resistance representation in SVAT models.

In order to evaluate the impact of such errors on the calibration methodology, a set of controlled numerical calibration experiments has been carried out in the presence of various levels of noise. The results of these experiments are presented in the following.

b. Application in a simulated case

A SVAT simulation which made use of calibrations based on multi-objective model parameters and the same Alpilles-ReSeDA experimental dataset, was used as a reference (6-criteria model calibration, referred to as *scenario 1* in [Coudert B., et al., 2006a]). Surface brightness temperatures calculated with this scenario were used instead of measured values, thus permitting the authors to control the noise levels applied to the synthetic observations. The TIR T_B time series data obtained from this multi-objective calibration, over the period DoE 440-460 (wheat growing period with regular soil drying) was degraded by the addition of noise in the form of biases and random errors. The errors were assumed to be Gaussian with a standard deviation σ_{T_B} (0.5K, 1K), and the biases were taken as m_{T_B} (-1.5K, -1K, 1K, 1.5K). The impact of such errors has been evaluated on both calibration methodologies: the calibration proposed in this paper based on the TIR T_B diurnal cycle characteristics (referred to in the following as CM_multiT_B), and the former (classical) calibration based on the simple optimisation of point to point TIR T_B values (referred to as CM_monoT_B). Each of the above two model calibrations was then performed for each of the experiments characterised by the 8 different permutations of the two noise parameters (m_{T_B} , σ_{T_B}). The results obtained from both methodologies are shown in Figure 3, for surface fluxes LE and H and for soil water contents (w_g and w_2).

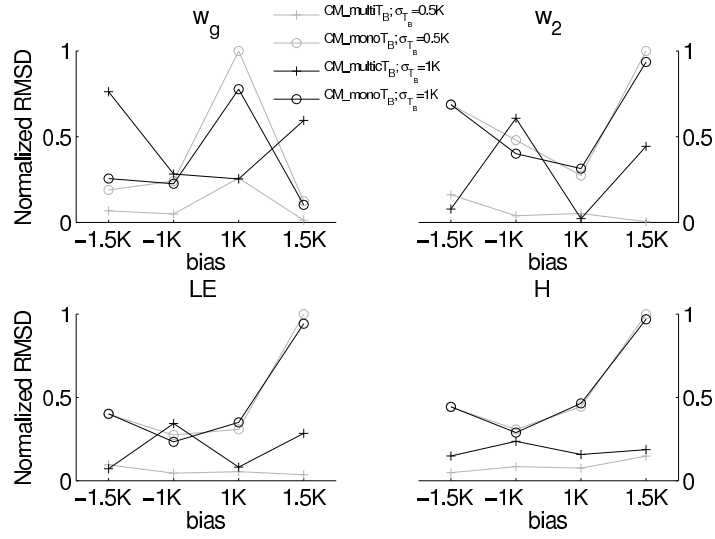


Figure 3. Normalised RMSD obtained for both calibration methodologies: $CM_multiTB$ and CM_monoTB , for each of the experiments characterised by the 8 different permutations of the two noise parameters (m_{TB} , σ_{TB}).

Normalised RMSD values obtained with a given calibration methodology and a given value of σ_{TB} are linked by the same line. It can be seen that $CM_multiTB$ gives better results than CM_monoTB for $\sigma_{TB}=0.5K$ (low temperature noise) whatever the value of the bias. When the value of σ_{TB} increases ($\sigma_{TB}=1K$), $CM_multiTB$ conserves its advantage (excepted for w_g) for the larger biases (-1.5K and 1.5K) but is more sensitive to random errors than CM_monoTB . It is interesting to note that the two cases $\sigma_{TB}=0.5K$ and $\sigma_{TB}=1K$ lead to almost identical results for CM_monoTB (the black and grey lines are nearly identical) as opposed to the $CM_multiTB$ method. Note that maximum RMSD on LE and H are respectively 85 and 74 $W.m^{-2}$ when CM_monoTB is used, to be compared with respectively 25 and 15 $W.m^{-2}$ when $CM_multiTB$ is used, for $m_{TB} = 1.5K$. The results obtained for w_g with CM_monoTB are surprising, when $m_{TB} = 1K$. In fact, the largest RMSD are obtained for this value of m_{TB} and the variables aRg and Rn show the same features (not presented here). The solution of the calibration reached by CM_monoTB for this value of m_{TB} is the following: the surface albedo is minimal (over the prescribed parameter uncertainty ranges) and the saturated hydraulic conductivity parameter converges towards the upper limit of its uncertainty range. Such a combination is not accurate for simulations of aRg, Rn and w_g , and is not in general the solution obtained by the calibration for other bias values. Table 2 shows the RMSD dispersion with the bias m_{TB} for the SETHyS output variables. An expected result is the low sensitivity of $CM_multiTB$ to bias, since the random error on TIR T_B is low. The dispersion is lower than 30% for the complete set of variables, whereas

CM_monoT_B has a dispersion ranging between 60 and 90 %. Since σ_{T_B} increases up to 1K, the dispersion on RMSD due to the bias is still lower for CM_multiT_B than CM_monoT_B , except for aR_g and consequently R_n . In practice, aR_g depends only on the albedo, the calibration of which can be strongly affected by random errors, especially with the CM_multiT_B method, because of the greater sensitivity of TIR T_B characteristics to noise, when compared to the point to point complete cycle optimisation for which the effect of the noise is averaged.

variable	$\sigma_{r_g}=0.5K$		$\sigma_{r_g}=1K$	
	CM_monoTB	CM_multiTB	CM_monoTB	CM_multiTB
w_q ($m^2.m^{-2}$)	87.6%	24.5%	67.4%	50.9%
w_z ($m^2.m^{-2}$)	72.7%	15.8%	62.1%	58.6%
LE ($W.m^{-2}$)	72.6%	5.9%	70.8%	27.2%
G ($W.m^{-2}$)	61.8%	11.0%	53.9%	46.4%
H ($W.m^{-2}$)	69.3%	9.9%	68.0%	8.8%
aR_g ($W.m^{-2}$)	67.6%	23.0%	32.9%	45.4%
R_n ($W.m^{-2}$)	70.1%	25.8%	39.2%	60.7%
T_g (K)	10.6%	27.9%	3.4%	45.9%

Table 2. Percentage dispersion of RMSD obtained by application of 4 different values of bias (m_{TB}), for both calibration methodologies.

5. Conclusions

A dynamic calibration methodology based on the SETHyS SVAT model parameters' sensitivities to the diurnal surface TIR T_B features has been proposed in an assimilation context. Correct root zone soil moisture monitoring is obtained in this applied case, over the full seasonal cycle of a wheat crop. However, surface soil moisture is overestimated due to poor retrieval of the soil's resistance to evaporation. A set of ten 20-day calibration periods was needed to control the SVAT model over more than 100 days of simulation. Compared with a calibration based on a simple optimisation of TIR T_B simulations with respect to measured values, the proposed methodology shows better results and a lower sensitivity to error biases on T_B , but becomes unstable when the random errors increase. This work demonstrates that TIR T_B diurnal variations contain useful information for SVAT model monitoring, but that further development will be needed in order to develop operational techniques for assimilating thermal infrared data into SVAT models. Such a stochastic calibration technique has the advantage of being straightforward to implement,

although it requires considerable computing resources and is necessarily limited to optimisation problems with a relatively small number of degrees of freedom.

The next step in this study programme will involve the further development of operational assimilation techniques, in order to test the usefulness of rapid refresh rate remote sensing satellites, such as Meteosat-8 and 9, to control water and energy budgets over regional landscapes, with the spatial resolution of the SVAT model.

Acknowledgements

The work described here was funded by the French national programme, INSU-PNTS. The authors wish to thank the French Space Agencies, CNES and ONERA, for the scholarship support they provided for this study. Particular thanks are extended to all the participants of the Alpilles-ReSeDA experiment for making their database available. The authors are also grateful to A. Olioso, J. Demarty and X. Briottet for numerous constructive discussions.

References

- Bastidas, L. A., H.V. Gupta, S. Sorooshian, W.J. Shuttleworth, Z.L. Yang (1999), Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods, Journal of Geophysical Research, 104, 19,481-419,490.*
- Carlson T.N., R.R. Gillies, T.G. Schmugge (1995), An interpretation of methodologies for indirect measurement of soil water content, Agricultural and Forest Meteorology, 77, 191-205.*
- Coudert B., C. Ottlé, B. Boudevillain, J. Demarty, P. Guillevic (2006), Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual source SVAT model, Journal of Hydrometeorology, 7, 404-420.*
- Coudert B., C. Ottlé, X. Briottet (2006b), Monitoring land surface processes with thermal infrared data: Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface temperature cycling features, Remote Sensing of Environment, submitted.*
- Cracknell A.P., and Y. Xue (1996), Thermal inertia determination from space - a tutorial review, INT. J. Remote Sensing, 17, 431-461.*
- Demarty J., C. Ottlé, I. Braud, A. Olioso, J.P. Frangi, H.V. Gupta, L.A. Bastidas (2005), Constraining a physically based SVAT model with surface water content and thermal infrared*

- brightness temperature measurements using a multiobjective approach, *Water Resour. Res.*, 41, doi:10.1029/2004WR003695.
- Gupta, H. V., L.A. Bastidas, S. Sorooshian, W.J. Shuttleworth, Z. L. Yang (1999), Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods, *Journal of Geophysical Research*, 104, 19,491-419,503.
- Moran M.S., T.R. Clarke, Y. Inoue, A. Vidal (1994), Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index, *Remote Sens. Environ.*, 49, 246-263.
- Oliosio A., I. Braud, A. Chanzy, J. Demarty, Y. Ducros, J.C. Gaudu, E. Gonzales-Sosa, E. Lewan, O. Marloie, C. Ottlé, L. Prévot, J.L. Thony, H. Autret, O. Bethenod, J.M. Bonnefond, N. Bruguier, J.P. Buis, J.C. Calvet, V. Caselles, H. Chauki, C. Coll, C. François, R. Goujet, R. Jongschaap, Y. Kerr, C. King, J.P. Lagouarde, J. P. Laurent, P. Lecharpentier, J. Mc Aneney, S. Moulin, S., E. Rubio, M. Weiss, J.P. Wigneron (2002), Monitoring energy and mass transfers during the Alpilles-ReSeDA experiment, *Agronomie*, 22, 597-610.
- Oliosio A., T.N. Carlson, N. Brisson (1996), Simulation of diurnal transpiration and photosynthesis of a water stressed soybean crop, *Agricultural and Forest Meteorology*, 81, 41-59.
- Price J.C. (1977), Thermal Inertia Mapping: A New View of the Earth, *Journal of Geophysical Research*, 82, 2582-2590.
- Raffy M., and F. Becker (1985), An inverse problem occurring in remote sensing in the thermal infrared bands and its solutions, *Journal of Geophysical Research* 90, 5809-5819
- Raffy M., and F. Becker (1986), A stable iterative procedure to obtain soil surface parameters and fluxes from satellite data. , *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-24*, 327-333.
- Sandholt, I., K. Rasmussen, J. Andersen (2002), A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status, *Remote Sens. Environ.*, 79, 213-224.
- Soer G.J.R. (1980), Estimation of regional evapotranspiration and soil moisture conditions using remotely sensed crop surface temperature, *Remote Sensing of Environment*, 9, 27-45.
- Van de Griend A.A, P.J. Camillo, R.J. Gurney (1985), Discrimination of Soil Physical Parameters, Thermal Inertia and Soil Moisture from Diurnal Temperature Fluctuations, *Water Resources Research*, 21, 997-1009.
- Verhoef A. (2004), Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil, *Agricultural and Forest Meteorology*, 123, 221-236.

Verstraeten W.W., F. Veroustraete, C.J. van der Sande, I. Grootaers, J. Feyen (2006), Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal spaceborne data, validated for european forests, *Remote Sensing of Environment*, 101, 299-314.

Wetzel P.J., D. Atlas, R.H. Woodward (1984), Determining soil moisture from geosynchronous satellite infrared data: a feasibility study, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 23, 375-391.

Wetzel P.J., and R. H. Woodward (1987), Soil moisture estimation using GOES-VISSR Infrared data: A case study with a simple statistical method, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 26, 107-117.

Xue Y., and A. P. Cracknell (1995), Advanced thermal inertia modelling, *INT. J. Remote Sensing*, 16, 431-446.

Figure captions

Figure 1. Soil water content time series obtained for the 10 calibration periods. The first day of each of the calibration periods is represented by grey, dashed vertical lines.

Figure 2. Soil water contents RMSD calculated for a 20 day sliding window. Simulations obtained from the first calibration period (DoE 387-407) are in grey. Simulations from successive readjustments are in black. DoE indicated on the x axis are the final days of the calibration periods

Figure 3. Normalised RMSD obtained for both calibration methodologies: CM_multiTB and CM_monoTB, for each of the experiments characterised by the 8 different permutations of the two noise parameters (mTB , σTB).

Table captions

Table 1. Performances (RMSD, biases, RRMSD, Rbiases) obtained with the calibration methodology over the seasonal wheat cycle between DoE 387 and 542.

Table 2. Percentage dispersion of RMSD obtained by application of 4 different values of bias (mTB), for both calibration methodologies.

3.5 Conclusion : Limites et perspectives d'application aux données de température de surface basse résolution spatiale

Synthèse

La méthode multicritère basée sur l'utilisation sélective des caractéristiques de la dynamique du cycle diurne de la température a été appliquée dans un contexte d'assimilation de données pour lequel la fenêtre de ré-étalonnage est déterminée automatiquement par la dérive du modèle. Cette dérive de la trajectoire du modèle est évaluée par l'erreur sur la simulation de la dynamique du cycle diurne. Les erreurs obtenues sur les flux de surface sont satisfaisantes puisqu'elles sont inférieures à $45W.m^{-2}$ et de l'ordre de $0.1m^3.m^{-3}$ pour le contenu en eau du réservoir total. Cependant, les résultats montrent aussi une large surestimation du contenu en eau superficiel dû à la surestimation de la résistance de sol à l'évaporation. Il apparaît donc clairement qu'un certain nombre de paramètres peu sensibles et/ou mal estimés par la dynamique de la température doit être déterminé par une autre source d'information ou fixé à des valeurs moyennes par défaut. Cette méthode est donc potentiellement intéressante pour les problèmes de faible dimension dans l'hypothèse où l'espace des paramètres peut être réduit.

Limites attendues de la méthode d'étalonnage proposée

La non-unicité des combinaisons de valeurs de paramètres pour l'ajustement de certains processus d'échange avec la température (T_B IRT) comme les transferts d'eau dans le sol dans des conditions de proche saturation ou les paramètres liés à la résistance de sol à l'évaporation, la faible sensibilité de la taille du réservoir associée à la zone racinaire ($dp2$) aux caractéristiques du cycle de température, l'instabilité de l'ajustement des contenus en eau, la sensibilité de l'ajustement de certains paramètres comme l'albédo par exemple à l'erreur sur la température sont autant de limites à l'application de la méthode proposée et surtout de nouvelles contraintes à ajouter pour étendre son application.

Cependant, cette méthode s'avère plus efficace qu'une simple optimisation de la température dans le cadre d'un étalonnage dynamique pour contraindre les bilans d'énergie et d'eau à l'interface SVA puisque dans les mêmes conditions d'application et avec les mêmes hypothèses de continuité des gammes des paramètres d'une période d'étalonnage à la suivante, la dérive du modèle est corrigée.

Perspectives d'application aux données de température de surface basse résolution spatiale

Les observations satellite de la température de surface (Land Surface Temperature) sont déduites de mesures IRT de luminances mesurées au sommet de l'atmosphère. Les corrections à apporter (angulaires, atmosphériques...) pour déduire la température de surface ajoutent alors une incertitude de mesure sur cette variable. L'utilisation de la dynamique (haute résolution temporelle) de cette température pour inverser les variables du bilan d'énergie et d'eau à la surface en l'assimilant dans les modèles apparaît alors comme une solution

intéressante. Cependant, l'application n'est pas directe puisque la résolution spatiale du modèle se limite, dans le cas d'un modèle TSVA comme SEtHyS, à l'entité de végétation plane et homogène alors que les mesures satellitaires correspondent en général à des pixels mixtes. Il y a donc d'une part un problème d'échelle (agrégation ou désagrégation) à résoudre d'autant plus que les mesures "haute résolution temporelle" ne sont obtenues pour l'instant qu'à "basse résolution spatiale". D'autre part, le modèle SEtHyS ne s'appliquant qu'aux couverts bas et homogènes (type couverts agricoles), le contexte d'application doit pour l'instant se limiter à un paysage agricole sans relief.

Le chapitre suivant aborde cette problématique avec la volonté d'adapter la méthodologie développée à l'échelle locale, au niveau du paysage hétérogène.

Chapitre 4

Extension de la méthodologie d'étalonnage à plus grande échelle pour l'assimilation de la température de surface MSG-SEVIRI

Ce chapitre présente l'application aux données de température de surface "basse résolution spatiale - haute résolution temporelle" et l'extension au paysage hétérogène de la méthode d'étalonnage développée à l'échelle locale. L'échelle de la mesure de la température de surface par télédétection satellitale intègre un ensemble d'informations agrégées au sein d'un pixel mixte. Le capteur SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager) de Météosat Seconde Génération (MSG - Météosat8) permet d'obtenir de telles mesures pour la température de surface avec une résolution temporelle très élevée (15 minutes). Nous avons vu dans les deux chapitres précédents l'intérêt de cette mesure de température de surface d'une part et de sa connaissance à haute résolution temporelle permettant de caractériser son cycle diurne d'autre part pour contraindre le bilan d'énergie et d'eau à l'interface SVA. L'enjeu est alors de déterminer comment désagréger cette information pour suivre localement l'état hydrique et les échanges de surface. L'intérêt étant d'obtenir au sein d'une petite région une information distribuée géographiquement par parcelle ou entité homogène. La problématique est détaillée dans la partie 4.1. L'approche développée est présentée en 4.2. La description de la base de données CITRAM fait l'objet de la partie 4.3. Nous présentons ensuite, partie 4.4, l'application de l'approche choisie en comparant une méthode "mono" et "multicritère" basée sur la mesure de la température de surface MSG-SEVIRI. Enfin, les conclusions et les perspectives de cette étude sont envisagées partie 4.5.

4.1 Problématique

Deux approches principales sont possibles pour aborder la problématique de l'assimilation des données "basse résolution spatiale" (BR) dans les modèles de bilan d'énergie à la surface fonctionnant à plus fine résolution :

- une approche montante ou "upscaling" en anglais qui consiste à agréger ou estimer

l'information puis à l'assimiler à l'échelle de la mesure ;

- une approche descendante ou "downscaling" dont la difficulté est de transférer ou désagréger l'information de l'échelle de la mesure vers l'échelle résolue par le modèle. L'assimilation des données est alors réalisée au niveau local.

Quelle que soit l'approche considérée, il est nécessaire de caractériser l'échelle la plus fine par des données associées aux entités fonctionnelles (classes de végétation, parcelles agricoles etc...) telles qu'une carte d'occupation des sols donnant la classe et le pourcentage des entités présentes dans le pixel satellite ainsi que des informations caractérisant chaque entité (LAI, hauteur du couvert ...). Ces données haute résolution spatiale permettent alors de définir des contraintes guidant alors chaque approche.

4.1.1 De la résolution du modèle vers l'échelle spatiale des données : approche agrégative

Cette approche est la plus simple puisqu'elle consiste à calculer une moyenne, à l'échelle du pixel, des signaux simulés à partir des données haute résolution spatiale. Cette moyenne fait cependant l'objet de simplifications lorsqu'il s'agit de propriétés radiatives de la surface comme les émissivités. On comprend que dans le cas de surfaces inclinées composant le pixel, le problème devient rapidement complexe puisqu'il faut tenir compte des interactions mutuelles dans la pondération. Nous considérerons dans la suite uniquement le cas de surface planes et des quantités radiatives.

Cette approche montante consiste donc à pondérer les signaux simulés (additifs) par les modèles de processus d'échange couplés à des modèles de transfert radiatif par les pourcentages d'occupation du sol associés.

L'estimation des signaux moyens à basse résolution par une méthode stochastique (Gupta et al., 1999 ; Bastidas et al., 1999 ; Demarty et al. ; 2004, 2005) comme celle utilisée à l'échelle locale est alors intéressante puisque le maximum de combinaisons de paramètres locaux à estimer et donc de solutions envisageables sont testées pour optimiser le signal moyen basse résolution. La variabilité spatiale caractérisant l'hétérogénéité au sein des pixels basse résolution peut alors être restituée bien que puisse se poser le problème d'équifinalité des solutions. D'autres techniques suivant l'approche montante et l'assimilation de données à basse résolution ont été proposées ces dernières années, basées sur l'ajustement de paramètres de modèles de processus de surface, on citera par exemple Burke et al. (2001a et 2001b) ; Crow et Wood (2003a et 2003b). L'ajustement des paramètres des modèles permet alors de contraindre les processus de transfert et donc d'inverser indirectement une partie des variables du bilan d'énergie et de masse au niveau local.

Nous détaillerons partie 4.2 et 4.4 l'approche agrégative que nous avons développée et son application avec les premiers résultats obtenus.

4.1.2 De l'échelle des données vers la résolution du modèle : principe de désagrégation

L'approche descendante permettant de "transférer" l'information basse résolution à l'échelle intra pixelaire est plus délicate et est envisagée soit de façon statistique ou bien de manière déterministe. L'avantage est de pouvoir ensuite assimiler directement les données désagrégées à l'échelle de fonctionnement des modèles.

La méthode statistique est basée sur la contrainte des variances spatio temporelles des signaux simulés à l'échelle locale par la connaissance de ces variances à basse résolution spatiale. A partir de la carte d'occupation des sols et des réflectances dans le domaine visible fournies par le capteur SPOT4/Végétation, Faivre et Ficher (1997) ont spatialisé les réflectances à l'intérieur des pixels hétérogènes. Cardot, Faivre et Maisongrande (2003, 2004) ont ensuite intégré l'information temporelle des signaux basse résolution spatiale à cette méthode en proposant une régression sur des effets temporels aléatoires. Ces méthodes plus complexes sur le formalisme mathématique donnent de bons résultats pour les réflectances visibles.

Cependant leur application au domaine infrarouge thermique dans le cas de luminances de surface ne semble pas satisfaisante pour l'instant (Oliosio, communication personnelle). La luminance moyenne pour chaque classe est restituée correctement sur l'image par contre la variabilité intra classe n'est pas retrouvée. Ce problème ne semble pourtant pas être lié au domaine infrarouge puisque le même type de résultats a été obtenu avec des réflectances visibles. On peut signaler qu'une des limites d'application peut être liée aux propriétés statistiques intra classe des luminances IRT ou des réflectances ne respectant pas forcément *a priori* les hypothèses d'application de la méthode (distribution gaussienne en l'occurrence). En effet, celles-ci sont affectées spatialement par l'humidité des sols, par exemple, dont la loi de distribution dépend de l'échelle considérée et n'est pas forcément gaussienne.

La méthode déterministe consiste à guider la désagrégation des données de télédétection de l'échelle du pixel basse résolution vers une plus fine échelle par l'utilisation de données moins fréquentes à haute résolution spatiale provenant de mesures de télédétection et/ou de l'utilisation des modèles déterministes de processus de surface ou encore de relations empiriques.

L'utilisation de données de télédétection à plus fine résolution se base sur l'interdépendance des signaux de télédétection acquis dans des bandes spectrales différentes (micro-ondes, solaire, IRT). En effet, l'indice foliaire et la température de surface respectivement issus de mesures dans les canaux rouge, infrarouge et infrarouge thermique ou l'humidité de surface des sols et la température de surface déduites de mesures micro-ondes et infrarouge thermique sont liées par les processus d'échange d'énergie et d'eau en surface. En utilisant ces interdépendances et le fait que les données de télédétection associées sont obtenues à des échelles différentes, il devient possible de désagréger les données basse résolution et d'estimer les variables de surface d'intérêt à l'échelle plus fine des processus. Merlin et al. (2005, 2006) ont proposé une méthode de désagrégation des humidités de surface obtenues à basse résolution dans le cadre du projet SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity, Kerr et al., 2001). La méthode

combine les données acquises en micro-ondes passives permettant d'estimer l'humidité des sols à basse résolution (40 km) aux données de température de surface de réflectance dans le visible à plus haute résolution spatiale (1 km). Kustas et al. (2003) ont aussi combiné des données de télédétection à différentes résolutions pour estimer les températures et les flux d'énergie de surface à partir de relations entre la température radiométrique et un indice de végétation. L'utilisation additionnelle de modélisations des processus de surface est aussi un moyen d'obtenir une estimation de la variabilité locale pour restituer les variables d'intérêt à haute résolution spatiale. Merlin et al. (2006) ont ainsi utilisé le modèle de type TSVA décrit dans Kustas et Norman (1999) pour estimer une température à l'échelle locale et à l'échelle du pixel basse résolution leur servant ainsi de système de projection des humidités superficielles du sol entre les deux échelles. On citera aussi Burke et al. (2001a, 2001b) et Reichle et al. (2001b) pour le même type d'approche basée sur l'utilisation de modèles déterministes.

Nous avons envisagé le couplage de la méthodologie d'étalonnage développée à l'échelle locale avec une méthode d'agrégation/désagrégation dans le but d'assimiler l'information basse résolution spatiale dans le modèle TSVA SEtHyS. La méthode développée et son application sont détaillées dans la partie suivante.

4.2 Méthode développée : exploitation directe du signal basse résolution (agrégation)

Nous avons d'abord considéré deux approches pour contraindre localement le modèle SEtHyS distribué à l'intérieur de chaque pixel hétérogène MSG à partir des données de température de surface. La première se divise en deux étapes : une étape d'estimation de la température de brillance de surface au niveau de l'entité fonctionnelle du modèle (désagrégation), de façon stochastique, suivie d'une phase d'étalonnage (optimisation simple du signal de température par les moindres carrés). Cette méthode a été mise en oeuvre et appliquée sur la base de donnée CITRAM, cependant les résultats sont trop préliminaires pour être présentés ici.

La méthode que nous avons choisie de développer fait partie de l'approche montante puisque l'assimilation est réalisée à partir des données à l'échelle du pixel MSG faible résolution. La particularité est d'avoir adapté l'étude de sensibilité et la méthode d'étalonnage stochastique des paramètres du modèle TSVA SEtHyS à l'échelle basse résolution. L'influence de la valeur des paramètres du modèle sur la température de surface est alors prise en compte au niveau global (voir schéma 4.1).

Utilisation du modèle pour estimer le signal global (basse résolution spatiale)

Le modèle SEtHyS couplé au modèle de transfert radiatif permet de simuler le flux radiatif grandes longueurs d'ondes dans la direction de visée du capteur. Nous prenons un angle zénithal de 53 degrés pour la position du capteur SEVIRI.

Note : les effets directionnels selon l'azimuth ne sont pas pris en compte, on suppose qu'il y

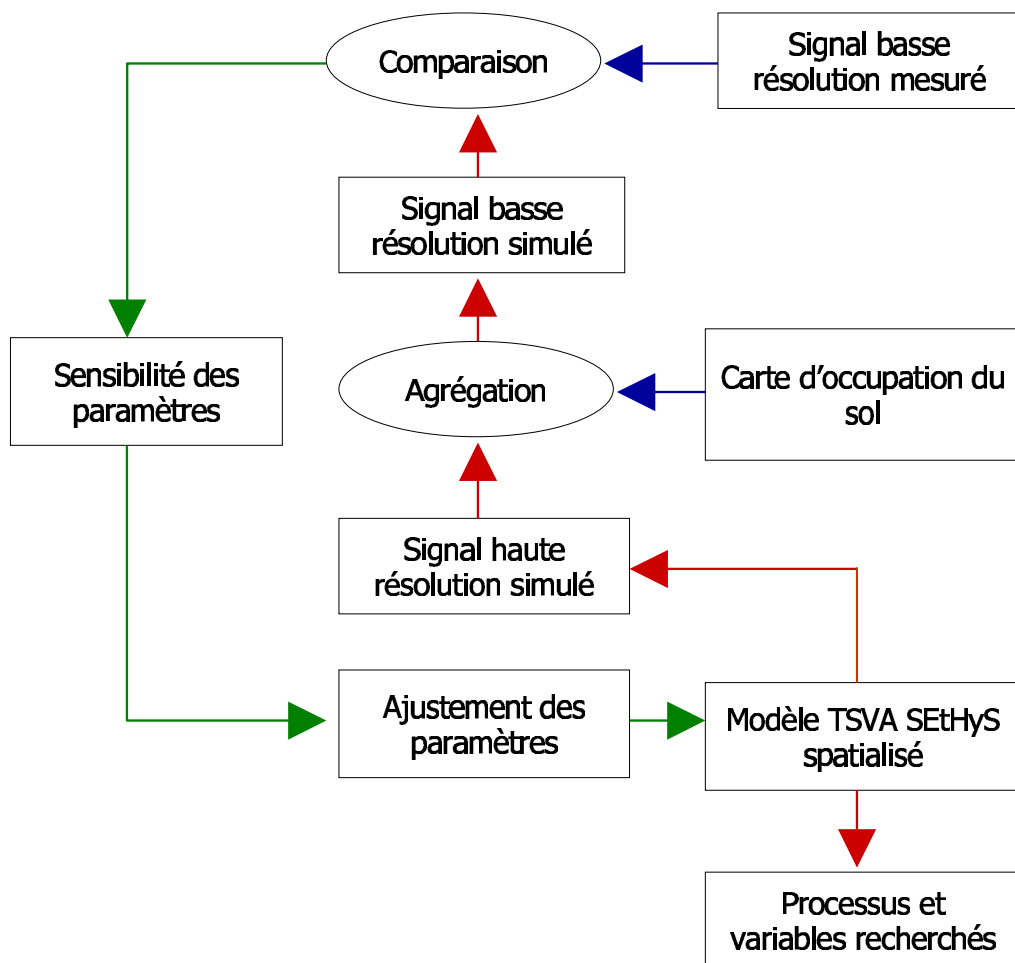


FIG. 4.1 – Principe de la méthode d'agrégation-étalonnage

a isotropie. Les effets de hotspot liés à la position du soleil par rapport au capteur ne sont pas non plus considérés dans le modèle de transfert radiatif.

Par abus de langage nous appellerons par la suite *luminances* les flux radiatifs émis par unité de surface dans la direction du capteur en considérant qu'ils sont distribués de façon isotrope sur tout l'hémisphère supérieur.

Ces luminances (L_i) correspondent donc à une température de brillance directionnelle ($T_{B_i}(\theta)$). Pour une entité fonctionnelle homogène, dans le cas où l'on fait l'hypothèse du corps gris et en intégrant spectralement sur toutes les longueurs d'ondes, nous noterons :

$$L_i = \sigma T_{B_i}^4(\theta) \quad \text{pour l'entité } i \quad (4.1)$$

En suivant une approche radiométrique (Becker et Li, 1995) consistant à déterminer la luminance mesurée par un radiomètre, le signal simulé agrégé au sein d'un pixel peut alors s'écrire comme une somme pondérée par un certain coefficient α_i des luminances constituant le pixel :

$$L_J^{SG} = \sum_{i=1}^I \alpha_i L_{i,J} \quad i = 1, \dots, I \text{ dans le pixel } J \quad (4.2)$$

où α_i sera pris égal au pourcentage des différents types d'occupation des sols dans le pixel J (rapport des surfaces des différents types d'occupation des sols dans le pixel à la surface du pixel). En théorie α_i est égal au rapport de l'angle solide sous lequel est vue l'entité i ($d\omega_k$) sur l'angle solide Ω sous lequel est vu tout le pixel J ; $\alpha_i = \frac{d\omega_k}{\Omega}$. I est le nombre d'entités à l'intérieur du pixel J et SG réfère au signal Simulé Global (au niveau du pixel).

L'émissivité directionnelle moyenne du pixel est aussi calculée selon le même principe par composition des émissivités directionnelles du couvert de chaque entité (ou *unité fonctionnelle*) du pixel. On a alors :

$$\epsilon_J^{SG} = \sum_{i=1}^I \alpha_i \epsilon_{c_i}(\theta) \quad (4.3)$$

avec $\epsilon_{c_i}(\theta)$ l'émissivité directionnelle du couvert pour l'entité i dans le pixel J . $\epsilon_{c_i}(\theta)$ varie dans le temps avec l'indice foliaire puisqu'elle résulte d'une pondération entre l'émissivité de surface du sol et l'émissivité de la végétation, ϵ_J^{SG} va donc aussi avoir une dynamique temporelle qu'il est important de considérer pour notre étude. L'hypothèse d'une émissivité du couvert égale à 1 est donc ici exclue.

La température de surface (LST) simulée au niveau du couvert est alors calculée à partir de l'émissivité ϵ_J^{SG} de la façon suivante :

$$LST_J^{SG} = \left[\frac{\sum_{i=1}^I \alpha_i \left(L_i - (1 - \epsilon_{c_i}(\theta)) L_i^{atm\downarrow} \right)}{\sigma \epsilon_J^{SG}} \right]^{\frac{1}{4}} \quad (4.4)$$

où $L_i^{atm\downarrow}$ est la luminance atmosphérique descendante vers l'entité i .

Le lien entre les paramètres du modèle et la température de surface (LST_J^{SG}) est donc moins "direct" qu'au niveau local puisque cette variable intègre l'ensemble des contributions du modèle spatialisé au sein de chaque pixel (Cf. schéma 4.1). Le nombre d'inconnues

du système défini par le problème d'étalonnage des paramètres est donc d'autant plus grand.

Réduction de l'espace des paramètres

Il apparaît donc nécessaire d'appliquer *un jeu de contraintes* sur l'ensemble des paramètres. On propose de définir une *portée* spatiale pour chacun des paramètres du modèle. De manière conceptuelle et relative au cas d'application sur la base de données CITRAM (présentée dans la partie suivante), trois niveaux de portée sont définis :

- portée locale : la valeur du paramètre dépend de l'entité, le paramètre est étalonné pour chaque entité
- portée dépendant de la classe de végétation : la valeur du paramètre est la même pour l'ensemble des entités appartenant à la même classe de végétation. Les parcelles ont été préalablement regroupées (voir partie 4.3) pour ne conserver que cinq classes principales : blé, orge, betterave, forêt et bois, urbain (villes, routes etc...). Chaque paramètre de type "végétation" sera donc étalonné pour chacune des classes
- portée dépendant du type de sol : les propriétés géologiques et pédologiques sur la zone CITRAM ont permis de différencier trois classes principales de sol que nous noterons 1, 2 et 3. Les types 1 et 3 sont majoritaires sur la zone d'étude. Les paramètres de type "sol" ont donc en général une portée beaucoup plus étendue (voir carte pédologique 4.3.2).

Parmi les 21 paramètres du modèle à étalonner (voir la liste détaillée en 3.2) :

- 3 paramètres ont une portée locale, ce sont en fait les variables d'initialisation des contenus en eau w_{g_0} et w_{2_0} et de la température profonde du sol T_{2_0}
- 5 paramètres ont une portée associée à la classe de végétation : V_{max_0} , P_{hc} , l_{gf} , dp_2 , α_{sv}
- 13 paramètres ont une portée associée au type de sol : ϵ_g , w_{max} , w_{resid} , h_{VG} , n_{VG} , K_{sat} , a_{Elim} , b_{Elim} , F_{therm} , w_{inf} , w_{sup} , α_{sec} , α_{hum} .

Si on considère un nombre N d'entités présentant tous les types de sol et les classes de végétation, le nombre total de paramètres (P) à étalonner est donné par :

$$P = 3 \times N + 5 \times 5 + 13 \times 3 \quad (4.5)$$

Le cas minimum $N = 5$ donne 79 paramètres à étalonner. Ce cas n'est pas le plus favorable puisque le nombre de pixels MSG associés à 5 entités est probablement inférieur ou égal à 2. Le problème d'optimisation est donc largement sous déterminé même si l'information temporelle de la série de température de surface est utilisée. Il y a cependant un optimum à déterminer maximisant le nombre de pixels (l'information) par rapport au nombre de paramètres (les inconnues) quant au choix de la dimension de la zone d'étude.

La réduction *a priori* du nombre de paramètres s'impose tout de même. En cohérence avec les conclusions des études menées au niveau local (chapitres 2 et 3), nous avons fixé 10 des 21 paramètres.

Les contenus en eau w_{g_0} et w_{2_0} sont initialisés aux mesures locales dont nous disposons (Cf. partie 4.3). Nous choisissons de débiter la simulation après un épisode de pluie assurant la proche saturation des sols.

Le paramètre h_{VG} de la courbe de rétention est fixé, n_{VG} le plus sensible et le plus influent

en condition sèches est laissé libre.

Les paramètres ajustant les résistances de couche limite foliaire (l_{gf}) et la résistance de sol (a_{Elim} et b_{Elim}) sont fixés à des valeurs moyennes (milieu des gammes de variation).

Les 4 paramètres définissant l'albédo du sol sont aussi fixés à des valeurs moyennes. L'indice foliaire (LAI) étant relativement élevé pour la période d'étalonnage (supérieur à 4 pour les $\frac{2}{3}$ des couverts végétaux), l'albédo de la végétation sera plus influent sur la détermination de l'albédo de surface.

Les paramètres libres à étalonner sont donc les 6 paramètres de type "sol" : ϵ_g , w_{max} , w_{resid} , n_{VG} , K_{sat} , F_{therm} et les 4 paramètres de type "végétation" : V_{max0} , P_{hc} , dp_2 , α_{sv} . Le nombre total de paramètres à étalonner pour N entités est donc réduit à :

$$P = N + 4 \times 5 + 6 \times 3 = N + 38 \quad (4.6)$$

si tous les types de sol et de végétation sont représentés dans la zone considérée.

Une contrainte préalable supplémentaire est ajoutée sur la taille du réservoir racinaire dp_2 . Selon la classe de végétation les gammes initiales de ce paramètre sont différentes. Dans la partie 3.2, nous avons remarqué l'incertitude dans l'ajustement de ce paramètre avec une sensibilité statistique relativement faible sur des périodes d'étalonnage successives. Nous avons donc fixé les gammes initiales comme suit :

- [0.6; 1.5] m pour les classes blé et orge,
- [0.4; 1.0] m pour la classe betterave,
- [0.5; 2.0] m pour la classe forêt,
- [0.3; 1.0] m pour la classe urbain.

Principe de l'étude de sensibilité et de l'étalonnage au niveau global

L'analyse de sensibilité des paramètres du modèle SEtHyS (spatialisé) à la dynamique temporelle de la température de surface (LST) à l'échelle du pixel MSG est menée pour chaque paramètre individuellement (comme au niveau local) mais en tenant compte désormais de la *portée* des paramètres. Chaque paramètre sera commun - selon sa portée (à l'exception d'une portée locale) - à un ensemble ou groupe d'entités de la zone géographique d'étude. Dès lors il convient de sélectionner l'ensemble des pixels MSG associés à ces entités. *L'ensemble* des séries temporelles des températures de ces pixels est considéré pour déterminer la sensibilité de chaque paramètre.

Le principe est similaire à celui présenté au niveau local parties 2.2 et 2.3, nous rappelons ici les étapes et présentons l'adaptation aux données "basse résolution spatiale" :

- échantillonnage aléatoire selon une distribution uniforme des gammes initiales de paramètres pour chaque entité. Les paramètres dont la portée est valable pour un ensemble d'entités prennent la même valeur sur ce groupe d'entités
- réalisation d'un ensemble de simulations. Nous avons limité à 1500 ce nombre de simulations en raison du temps de calcul

- calcul des critères à optimiser **au niveau global** (pixel MSG) : de la même façon que pour l'étude réalisée au niveau local (partie 3.2), les écarts quadratiques moyens (ou RMSD dans le texte pour Root Mean Square Differences) sont calculés entre les observations et les simulations de la température de surface ou des caractéristiques de son cycle diurne (les gradients temporels, la phase, et l'amplitude) selon l'étude considérée (monocritère ou multicritère)
- classement des simulations par simple tri croissant en monocritère et par rangement de Pareto en multicritère selon les simulations "acceptables" et "non acceptables"
- réunion des sous-ensembles "acceptables" respectivement "non acceptables" des pixels associés aux entités concernées
- calcul des distributions cumulées des valeurs du paramètre sur chaque sous-ensemble
- calcul de la sensibilité du paramètre

La réduction des gammes se fait ensuite classiquement selon ce qui est expliqué au chapitre 2 partie 2.2. Il y a donc ici l'étape supplémentaire de la réunion des sous-ensembles pour le calcul des distributions cumulées puisque toute l'information sur laquelle chaque paramètre influe doit être prise en compte.

Les données de température de surface MSG ne constituent pas des séries continues (voir les parties 4.3 et 4.4) ; les caractéristiques sont en effet calculées sur les fenêtres temporelles associées uniquement si le nombre de données est suffisant.

La partie suivante présente la base de données sur laquelle nous avons appliqué (partie 4.4) la méthode "agrégation-étalonnage" présentée ci-dessus.

4.3 La base de données CITRAM et le produit LST de MSG-SEVIRI

Nous avons choisi le cadre du programme expérimental CITRAM (Conseil à l'Irrigant par Télédétection Radar et Modélisation) pour tester les potentialités de spatialisation de la méthode d'étalonnage du modèle SEtHyS que nous avons développé et mis au point à l'échelle locale.

Le programme CITRAM est un projet de développement de service pour les exploitants agricoles et leurs organismes de conseil, établi conjointement par l'AFEID, le CETP, ARVALIS, GEOSYS et Météo France. Son objectif est le développement de services basés sur la télédétection spatiale et radar sol pour améliorer la gestion de l'eau pour une agriculture raisonnée et le développement de l'agriculture de précision. Le projet s'appuie sur des innovations marquantes telles que le RADAR polarimétrique en bande X (10GHz) HYDRIX développé par le CETP, l'utilisation de données de télédétection et les outils et services déjà mis au point par GEOSYS et ARVALIS. Ce projet a été financé par le programme Réseau d'innovation Terre Espace du Ministère de la Recherche entre 2003 et 2005.

Les deux parties principales du projet ont consisté à évaluer la qualité du radar hy-

drométéorologique HYDRIX pour la mesure des précipitations à haute résolution spatiale et temporelle ainsi qu'à évaluer l'apport des données du satellite MSG2 pour le suivi du contenu en eau des sols et en particulier l'état de la réserve utile des cultures. Pour cela, une infrastructure de terrain comprenant un réseau de stations météorologiques, des sites de mesure de l'humidité du sol a été mise en place pour la durée du projet. Ces mesures ont été complétées par des mesures régulières de l'état de la végétation, et de l'identification de l'occupation des sols.

4.3.1 Instrumentation mise en oeuvre

Le radar HYDRIX

Le radar HYDRIX, développé par la société NOVIMET, met en oeuvre une technologie inventée au Centre d'études des Environnements Terrestres et Planétaires (CETP) et brevetée par le CNRS. Un prototype de ce radar a été mis en place dans le cadre de l'expérience CITRAM en partenariat avec ARVALIS (Institut du Végétal). NOVIMET a aussi développé le logiciel d'extraction ZPHI©, permettant d'estimer à partir de la rétrodiffusion radar, les hauteurs d'eau précipitées au pas de temps de 6mn sur une grille d'espace de $1km^2$. L'aérien du radar HYDRIX a été installé sur le toit d'un bâtiment de la station expérimentale d'ARVALIS à Boigneville. Un système de balayage a été mis au point permettant un champ de vue de 60° et une portée d'une soixantaine de kilomètres.

Le réseau de stations météorologiques

Cet ensemble est composé d'un réseau dense de pluviomètres destiné à valider les hauteurs d'eau estimées par HYDRIX et de stations de mesures des principales variables météorologiques nécessaires au fonctionnement des modèles de suivi du bilan hydrique des sols. Ce réseau a fonctionné sur une période de 2 années entre Janvier 2004 et Décembre 2005. Le nombre ainsi que la description technique des stations acquises pour le projet CITRAM sont reportés dans le tableau 4.1 :

Stations	Capteur	Détail du capteur
15 pluviomètres enregistreurs CIMEL ENERCO 402	Pluviomètre	Précis mécanique : Surface 400 cm^2 Résolution 0.2 mm
5 stations réduites (T_{air} , Humidité relative, précipitation)	Capteur de températures	Sonde à résistance de platine 100 ohms à $^\circ\text{C}$ Montage 4 fils Précision de l'étalonnage : 0.1°C Type CE 185 A
	Abri	Abri météorologique modèle BMO
CIMEL ENERCO 404	Pluviomètre	Précis mécanique : Surface 400 cm^2 Résolution 0.2 mm

Stations	Capteur	Détail du capteur
5 stations complètes (stations réduites + rayonnement global + anémomètre) CIMEL ENERCO 408	Capteur de températures	Sonde à résistance de platine 100 ohms à °C Montage 4 fils Précision de l'étalonnage : 0.1°C Type CE 185 A
	Capteur d'humidité relative	Sonde à variation capacitive Cellule HUMICOR équipé d'un filtre amovible Précision initiale entre 20 et 95 % : 1.5 %
	Abri	Abri météorologique modèle BMO
	Pluviomètre	Précis mécanique : Surface 400 cm^2 Résolution 0.2 mm
	Pyranomètre	Type CE 180, Précision 1%
	Vent	Anémomètre CE 155 positionné à 2 mètres

TAB. 4.1: Description technique des stations météorologiques du projet CITRAM

Les données d'humidité du sol

Les mesures d'humidité du sol sont des données nécessaires pour la validation des modèles de bilan hydrique. Trois types de mesures ont été effectués :

- une mesure en continu sur un site par sondage automatique TDR à 5 niveaux de profondeur (10, 30, 50, 70 et 100cm) au pas de temps horaire entre février et novembre 2005). Il s'agissait de 10 sondes TDR CS 616 reliées à une centrale d'acquisition Campbell. Le site était couvert de betterave.
- des mesures manuelles sur 5 autres sites à fréquence hebdomadaire pendant la saison de végétation entre Mai 2004 et Novembre 2005 à l'aide d'une sonde TDR Trime FM3. Il s'agit d'une sonde mobile permettant de mesurer une humidité volumique au travers de tubes d'accès enfoncés dans le sol. Pour chaque site, trois tubes ont été installés dans un périmètre de 5 m^2 . Deux de ces sites étaient couverts de blé, deux en orge de printemps et le dernier, en betterave.
- des mesures gravimétriques ponctuelles pour l'étalonnage des sondes TDR. Ces prélèvements ont été effectués à deux dates en 2004, en conditions humides et en conditions sèches et à 4 dates en 2005.

La figure 4.2 présente la région d'étude et la localisation des sites instrumentés. Les stations réduites sont représentées en couleur bleue, les complètes en vert et les pluviomètres en noir. La zone couverte par le radar est visualisée par le triangle vert et la grille de localisation de l'instrument SEVIRI de Meteosat 8 est tracée en rose. Les sites de mesure de l'humidité des sols sont aussi numérotés.

Les données de végétation

LAI et hauteur du couvert sont les données d'entrée du modèle TSVA concernant la végétation. Pour la spatialisation de la méthode à l'échelle d'un pixel MSG, l'occupation du

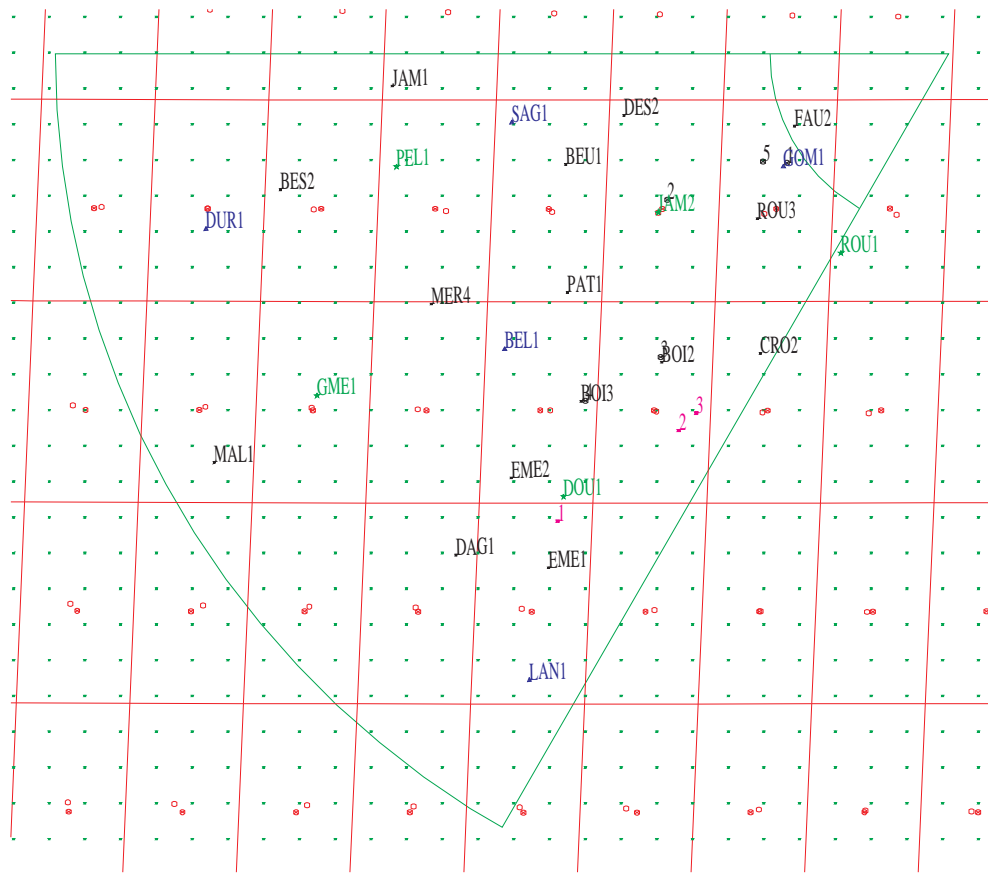


FIG. 4.2 – région d'étude et la localisation des sites instrumentés

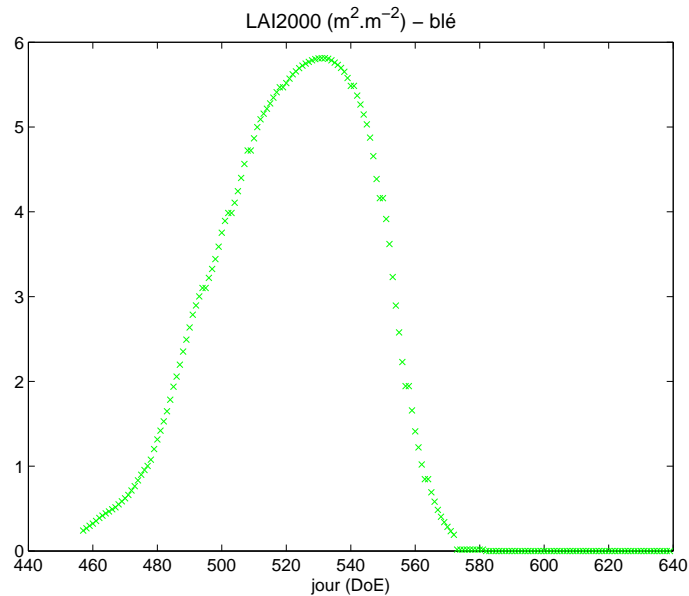


FIG. 4.3 – Dynamique du LAI du blé entre le 1/04/2005 (DoE 547) et le 30/09/2005 (DoE 639)

sol est également nécessaire.

Le LAI et l'occupation du sol ont été obtenus à partir de mesures de terrain couplées à l'acquisition d'images satellite. Les hauteurs des couverts ont été estimées par des modèles agronomiques.

Mesures de LAI

Des mesures sur le terrain ont été effectuées à chaque acquisition d'une image programmée à l'aide du LICOR LAI 2000. Pour obtenir des valeurs journalières, il a été ensuite nécessaire d'interpoler les valeurs de LAI calculées à quelques dates à partir des images satellite. Une relation liant le LAI à la somme de degrés-jour a été utilisée par ARVALIS pour l'interpolation.

Concrètement, 2 parcelles de blé et 2 d'orge ont fait l'objet d'un suivi hebdomadaire de LAI. Il s'agit des sites sur lesquels un suivi de l'humidité du sol a également été réalisé (cf. partie 4.3.1).

Les figures 4.3, 4.4 et 4.5 présentent respectivement les dynamiques du LAI vert pour une culture de blé, d'orge et de betterave, en fonction du jour de l'expérience (jour julien + 366 en 2005) entre le 1/04/2005 et le 30/09/2005.

Occupation des sols

La classification de l'occupation du sol sur la zone a été obtenue par classification super-

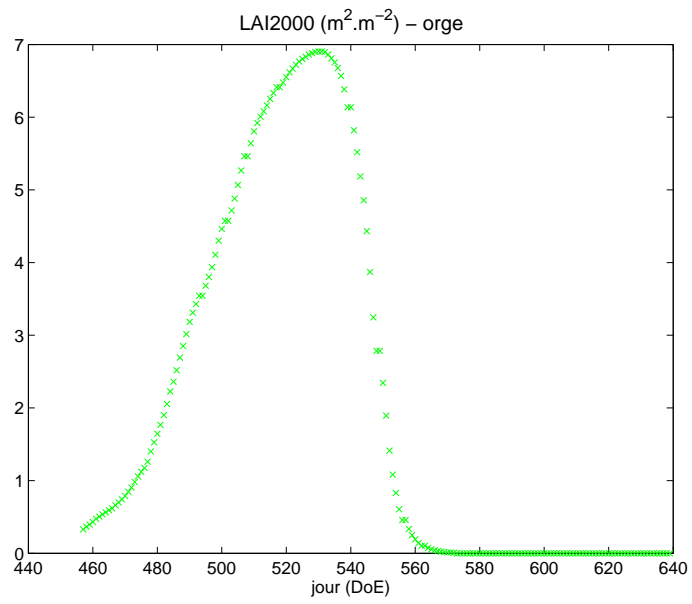


FIG. 4.4 – Dynamique du LAI de l'orge

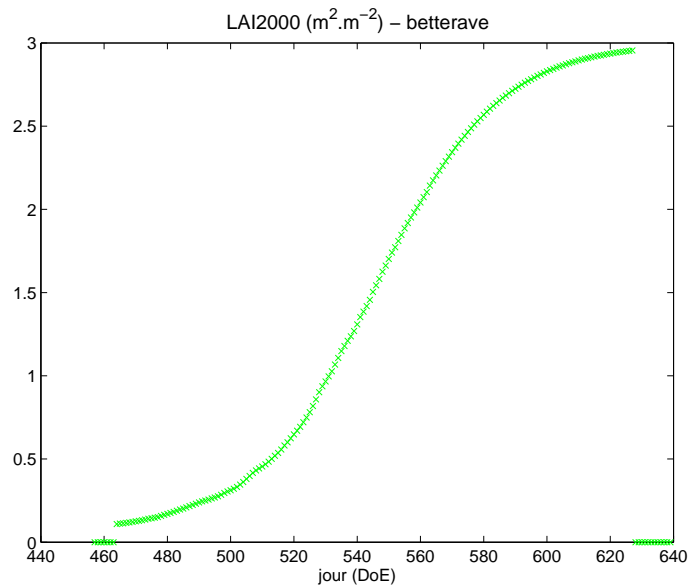


FIG. 4.5 – Dynamique du LAI de la betterave

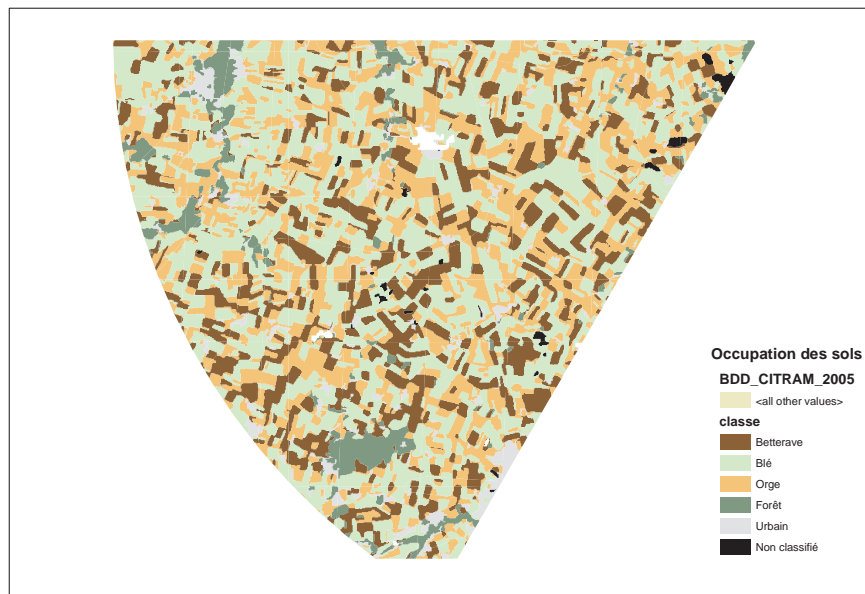


FIG. 4.6 – Classification de l’occupation du sol saison 2005

visée d’images satellite à haute résolution spatiale SPOT 4 et 5 et réalisée par la société GEOSYS. Quatre images ont été nécessaires pour couvrir la saison 2005 en avril, mai et juillet et 3 seulement ont pu être acquises pour la saison 2003. Les parcelles d’entraînement sont celles qui ont été suivies au sol pour le LAI.

Hauteur de la végétation

Des mesures ont été faites durant la saison 2004-2005 sur les différentes cultures pour essayer de modéliser une vitesse moyenne de croissance en fonction du temps. Des mesures effectuées lors d’une étude menée par l’INRA montre que la croissance de la végétation peut être interpolée par une fonction logistique. Ces fonctions sont tracées sur les figures 4.7 à 4.9. Une seule cinétique a été retenue pour le blé (Fig. 4.7).

Présentation des données MSG

Dans le cadre du programme CITRAM, les mesures sont celles du radiomètre SEVIRI à bord du satellite Meteosat8. Cet instrument mesure dans différentes bandes de fréquence et en particulier dans l’infrarouge thermique à 11 et 12 microns, la température radiative de la surface sur des pixels de $3km$ sur $5km$ (à la latitude de la région CITRAM) et avec une fréquence temporelle de $15mn$. Ces mesures permettent d’estimer une température de surface à cette même résolution. Ces estimations sont produites par le SAF-Land d’Eumetsat situé au Portugal, et couvrent spatialement la zone européenne et temporellement, la période de Février à Août 2005. La grille de localisation MSG sur la région CITRAM est visible sur la figure 4.2 (grille représentée en rouge).

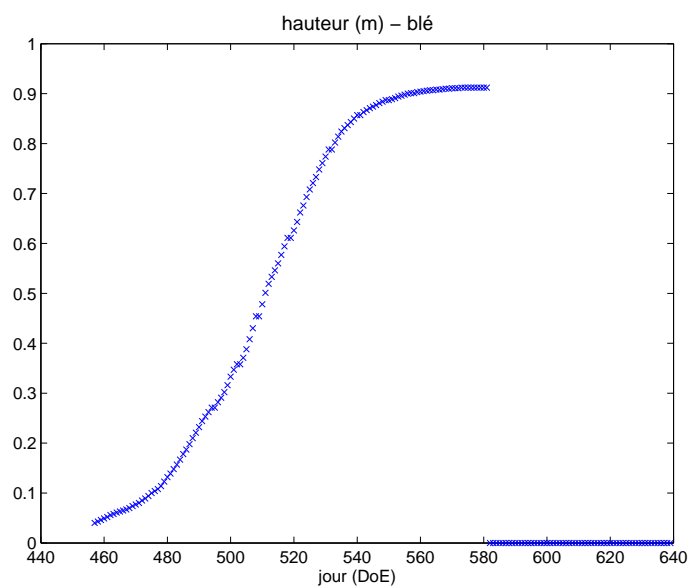


FIG. 4.7 – Cinétique de croissance pour le blé

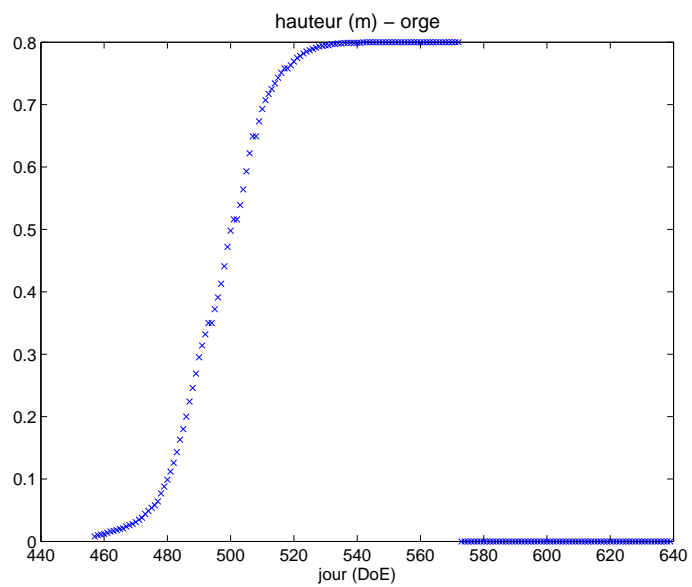


FIG. 4.8 – Cinétique de croissance pour l'orge

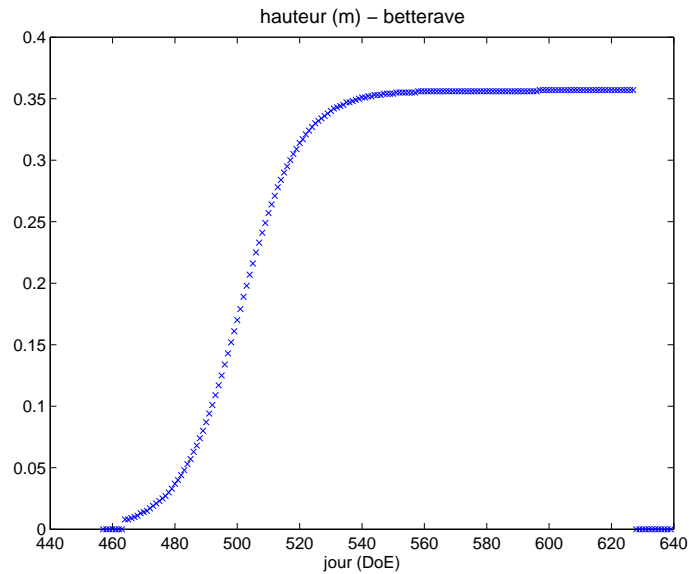


FIG. 4.9 – Cinétique de croissance pour la betterave

Estimation de la température de surface MSG

La température de surface est estimée à l'aide d'un algorithme de Split-Window proposé par Wan et Dozier (1996) et développé par le SAF-Land portugais. Cet algorithme prend en compte l'émissivité de la surface, elle-même estimée à partir de l'algorithme de Caselles et al. (1997). La précision du produit est de l'ordre du degré (LandSaf Eumetsat product documentation). La figure 4.10 présente la variation de la température estimée sur les 6 pixels centraux de la région pendant une période de 7 jours entre les 11 et 18 juillet 2005.

4.3.2 Spatialisation sur la zone CITRAM

La première étape consiste à définir les entités homogènes sur toute la zone d'étude. Cette définition des entités a été réalisée en croisant :

- une carte d'occupation des sols à haute résolution (30m),
- une carte de la pédologie (1km) extraite de la base de données sols de l'INRA (King et al., 1995),
- la grille de localisation des pixels MSG ainsi que la localisation des stations météorologiques.

Sur la région, 3 types de sols ont été différenciés (Figure 4.11). Il s'agit des limons anciens, des sols calcaires et des calcaires secondaires.

La cartographie de l'occupation des sols nous a aussi permis de différencier 5 types de couvertures : blé, orge, betterave, bois et forêt, urbain (Figure 4.6). L'entité homogène résulte du croisement de ces 3 types de sol, 5 types de couverture et 14 pixels MSG couvrant la zone CITRAM. Le nombre d'entités maximum est donc égal à 121. Il est en réalité inférieur et varie avec la période étudiée puisqu'en hiver le nombre de types de couverture est inférieur.

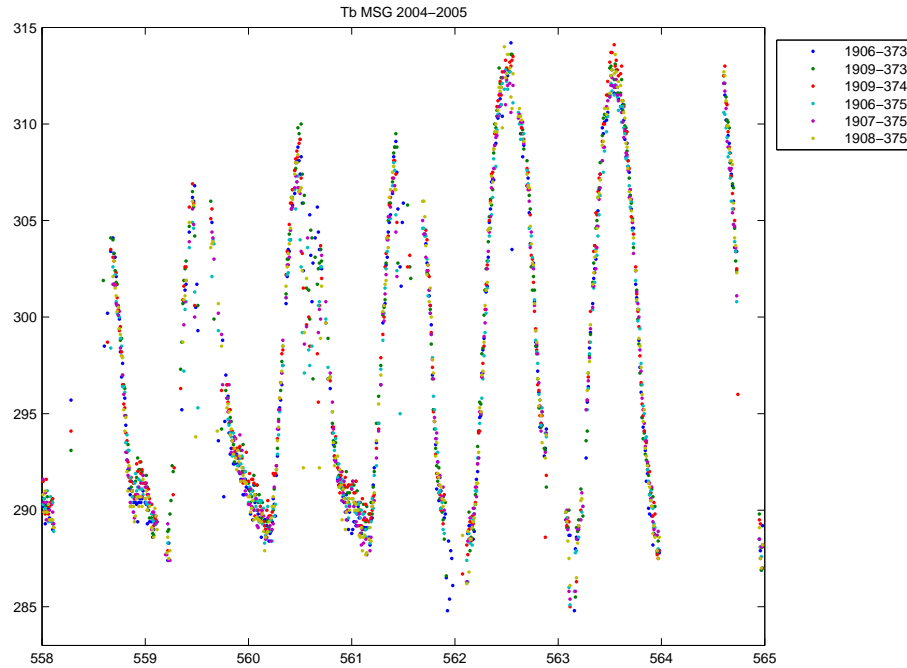


FIG. 4.10 – variation de la température estimée sur les 6 pixels centraux de la région pendant une période de 7 jours entre les 11 et 16 juillet 2005

4.4 Application et comparaison des méthodes monocritère et multicritère basée sur la LST à basse résolution spatiale

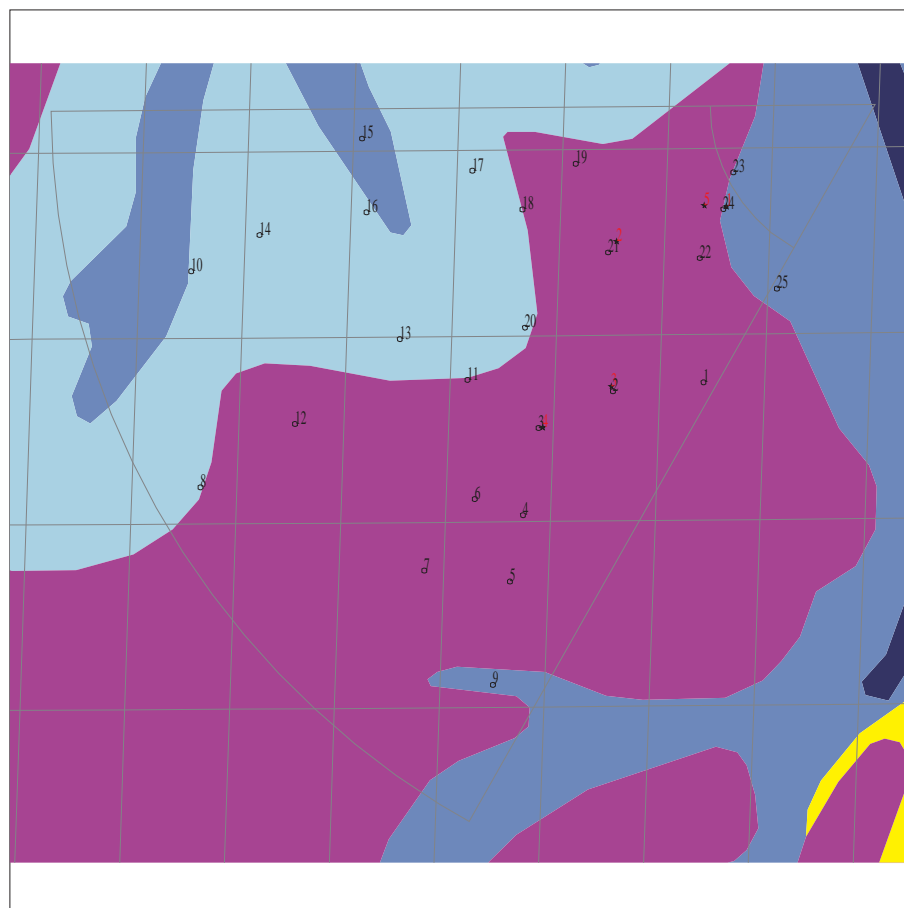
L'objectif de cette partie est de présenter l'application de la méthode "agrégation-étalonnage" et les premiers résultats obtenus. L'enjeu est aussi de mettre en avant les intérêts et limites de notre approche et de proposer des perspectives d'amélioration et de comparaison future afin de mieux l'évaluer.

Nous comparons, selon le même principe qu'à l'échelle locale, les méthodes d'étalonnage *monocritère* et *multicritère* basées sur les données de température de surface MSG-SEVIRI à l'échelle du pixel MSG et au niveau local de l'entité fonctionnelle du modèle TSVA-SEtHyS.

choix de la période d'étalonnage

La période d'étalonnage débute le 18/05/2005 (jour de l'expérience ou DoE 504) après une série d'épisodes de précipitations, l'état hydrique du sol est proche de la saturation sur les 3 sites de mesures et se termine le 19/06/2005 (DoE 536) soit une durée de 32 jours. L'étude réalisée au niveau local (chapitres 2 et 3) se basait sur des périodes d'étalonnage de 20 jours. Le choix de prolonger la durée est ici imposé par le manque de données MSG en début de période et l'absence de cycles diurnes de température complets.

Les couverts végétaux agricoles sont en fin de phase de croissance sur cette période pour le



- Alluvions fluviales
- Type 2 Calcaire
- Type 3 Calcaire secondaire
- Craie (secondaire)
- Marne tertiaire
- Argile tertiaire
- Sables tertiaires
- Type 1 Limons anciens (Touyas)
- Limons eoliens

FIG. 4.11 – Cartographie des sols sur la zone CITRAM

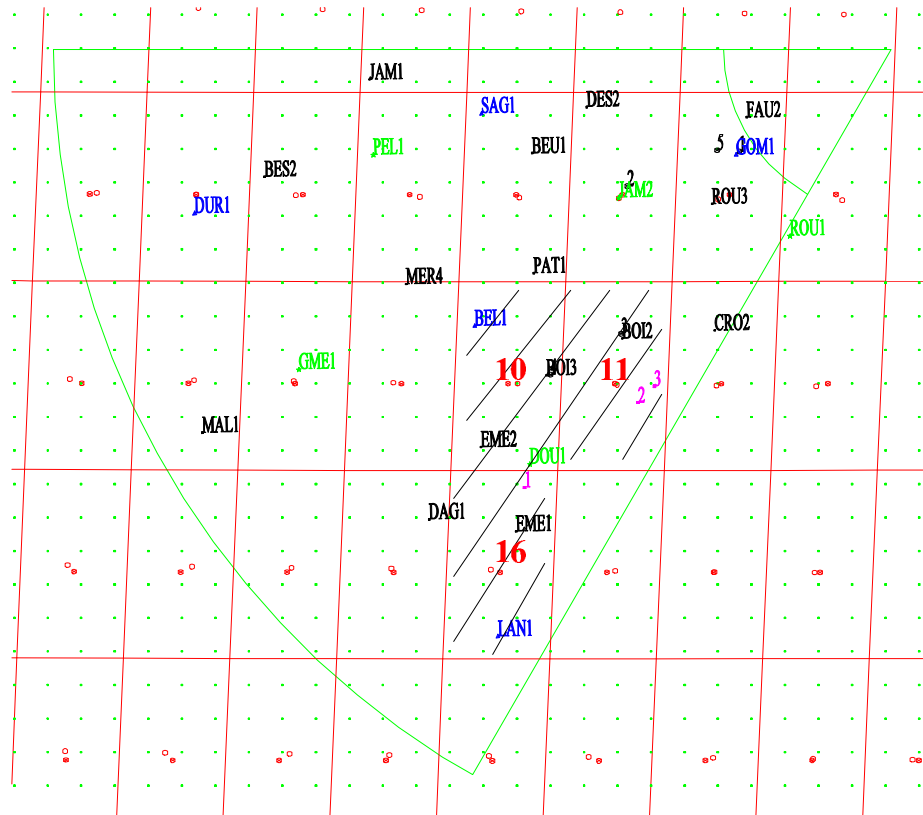


FIG. 4.12 – Localisation des pixels 10, 11, 16 (zone hachurée) sur la zone d'étude

blé et l'orge et en début de croissance pour la betterave.

Résultats à basse résolution spatiale

Nous avons sélectionné 3 pixels MSG à l'Est de la zone CITRAM pour appliquer la méthode de désagrégation-étalonnage. Ces trois pixels constitués de 23 entités homogènes (entre 5 et 9 entités par pixel) sont numérotés 10, 11 et 16 sur une grille de 18 pixels (3×6) couvrant la zone (voir carte 4.12).

Cette limitation spatiale à 3 pixels permet, d'une part, de se placer dans les mêmes conditions que l'étude menée au niveau local. En effet, d'après (4.6) il y a 61 paramètres à étalonner avec l'information de 3 pixels sur la température de surface, ce qui correspond en moyenne à 20 paramètres pour une série temporelle de température. D'autre part, les contraintes imposées aux paramètres par leur portée spatiale (Cf. partie 4.2) ont une probabilité plus forte d'être réalistes pour des entités de pixels voisins sur la zone d'étude que pour des entités éloignées. En effet, un paramètre de type végétation comme l'albédo de la canopée par exemple prend la même valeur pour une classe de végétation (on considère qu'il n'y a pas de variabilité intra

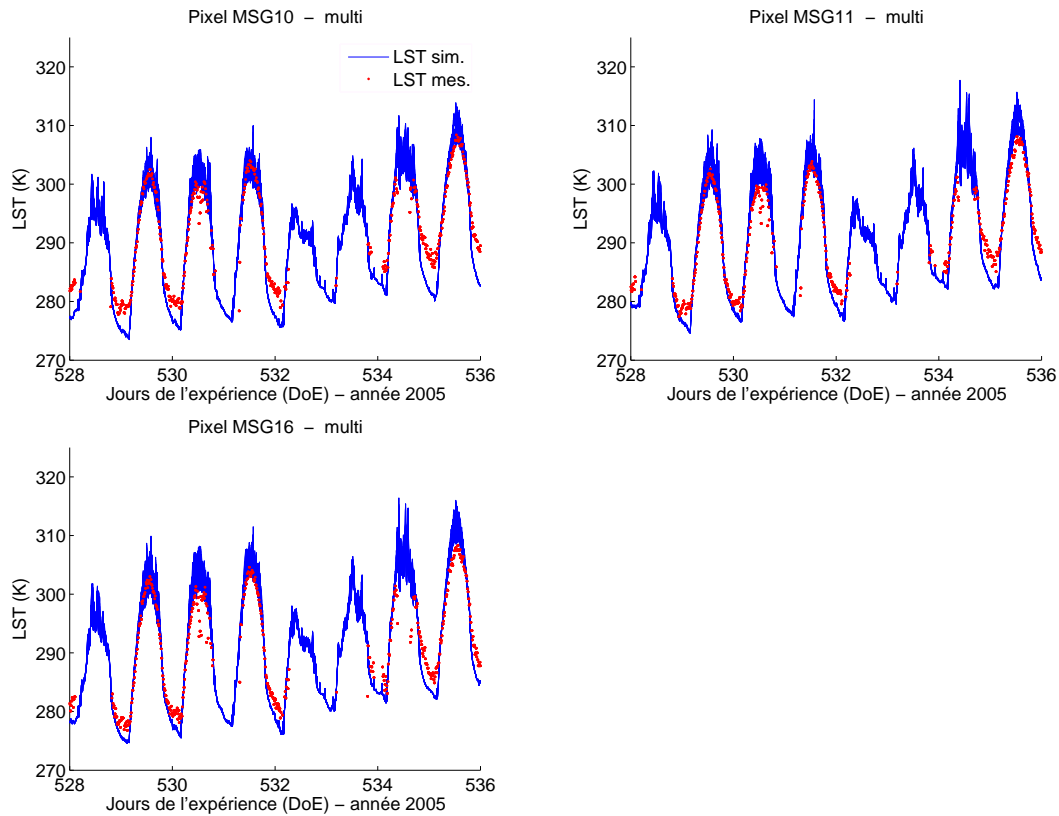


FIG. 4.13 – Ensemble des 1500 séries temporelles de température de surface simulées obtenues à l’itération 8 de l’étalonnage *multicritère*.

classe), cette hypothèse aura plus de chance d’être valable pour des entités rapprochées. *On note cependant que les pratiques agricoles comme la date de semis, l’irrigation ou la fertilisation peuvent être variables localement en fonction des exploitants agricoles et du regroupement de leurs parcelles pouvant rendre ainsi la variabilité intra classe plus forte localement.*

Enfin, le choix de ces 3 pixels MSG sur la zone CITRAM a été défini en fonction des sites de mesures d’humidité du sol comme nous l’avons présenté dans la partie 4.3.

Le résultat de l’étalonnage au niveau global est présenté Figure 4.13 pour les séries de température de surface. Nous avons tracé *l’ensemble des simulations* obtenues à la dernière itération de l’étude *multicritère*.

Les résultats montrent une incertitude encore importante à la 8^{ième} itération en particulier sur la période diurne. Nous n’avons pas ajouté les résultats obtenus avec l’étalonnage *monocritère* puisqu’ils sont similaires et l’incertitude sur les simulations ne permet pas de distinguer aisément sur ce type de courbe les différences entre les deux méthodes. Les simulations font apparaître le biais froid nocturne que nous avons mis en évidence au niveau local sur la base de données Alpilles avec l’étalonnage à 6 critères.

La figure 4.14 présente les écarts quadratiques (a) et les biais (b) entre les simulations obtenues

nues avec chaque étalonnage et les données de température de surface MSG pour les 14 des 18 pixels de la base de données CITRAM. Les statistiques sont calculées sur environ 1000 points de mesures (entre 986 et 1025) sur chaque pixel. Les valeurs moyennes des paramètres étalonnés à partir des données de température de surface des 3 pixels délimités par les traits pointillés ont été utilisées pour réaliser la simulation sur les 121 entités de la base de données CITRAM.

Cette représentation schématique des pixels met d'abord en évidence des écarts quadratiques (a) élevés (erreurs entre simulations et observations) compris entre 2 et $2.9K$ pour l'ensemble des pixels et pour les deux étalonnages. Le biais est cependant faible - compris entre -1.2 et $0.3K$ - et n'explique donc pas ces erreurs. Ce biais moyen négatif pour la majorité des pixels s'explique par le biais froid nocturne (Fig. 4.13) des simulations du modèle SEtHyS.

La comparaison des RMSD obtenus avec les deux études (a) montre la meilleure minimisation de l'erreur moyenne par l'étalonnage *monocritère*. Ce résultat était attendu puisque l'étalonnage *multicritère* à la différence de l'étalonnage *monocritère* n'est pas basé sur l'optimisation de la température de surface. Il apparaît aussi que l'erreur et le biais sont plus faibles sur les 3 pixels de la "zone d'étalonnage" dans le cas *monocritère*.

L'étalonnage *multicritère* optimise donc moins bien les séries temporelles de température de surface à basse résolution qu'un étalonnage monocritère. Ces résultats sont identiques à ceux obtenus au niveau local (partie 3.2). Cette dégradation des performances sur la simulation de la température de surface par rapport à l'étalonnage basé sur l'optimisation point à point de celle-ci permet, selon les résultats des études menées aux chapitres 2 et 3 à l'échelle de la parcelle, d'améliorer les performances des simulations du bilan d'eau (contenus en eau et flux d'évapotranspiration). L'analyse des résultats d'étalonnage au niveau local présentée ci-dessous conforte aussi ces conclusions.

Résultats au niveau local

Pour chacune des classes de végétation et pour chacun des types de sols, il est intéressant de comparer l'étalonnage des paramètres selon les deux méthodes. La réduction des gammes de variation des paramètres au cours des itérations est donnée par les figures 4.15 à 4.20. Parmi les paramètres libres (à étalonner) du modèle, 4 paramètres ont une portée associée au type "végétation" et 6 ont une portée associée au type "sol".

Les figures présentent la réduction des gammes normalisées à la gamme initiale. Pour chaque paramètre, quelle que soit la classe considérée, les gammes initiales sont les mêmes excepté pour la taille du réservoir de la zone racinaire dp_2 (voir partie 4.2).

A chaque entité homogène ou unité fonctionnelle du modèle SEtHyS est associée une combinaison de la classe de végétation à un type de sol.

Nous considérons dans un premier temps l'étalonnage des paramètres dont la portée suit la classe de végétation. Seules les 3 classes associées au couverts agricoles ("betterave", "orge" et "blé") sont présentées, les classes "forêt" et "urbain" étant marginales. Les 3 figures 4.15 à 4.17 mettent en évidence une *différence de rapidité de convergence* des gammes paramètres entre les étalonnages monocritère (cas a) et multicritère (cas b) en particulier pour les classes "betterave" (Fig.4.15) et "blé" (Fig.4.17) avec une plus forte incertitude pour l'étalonnage

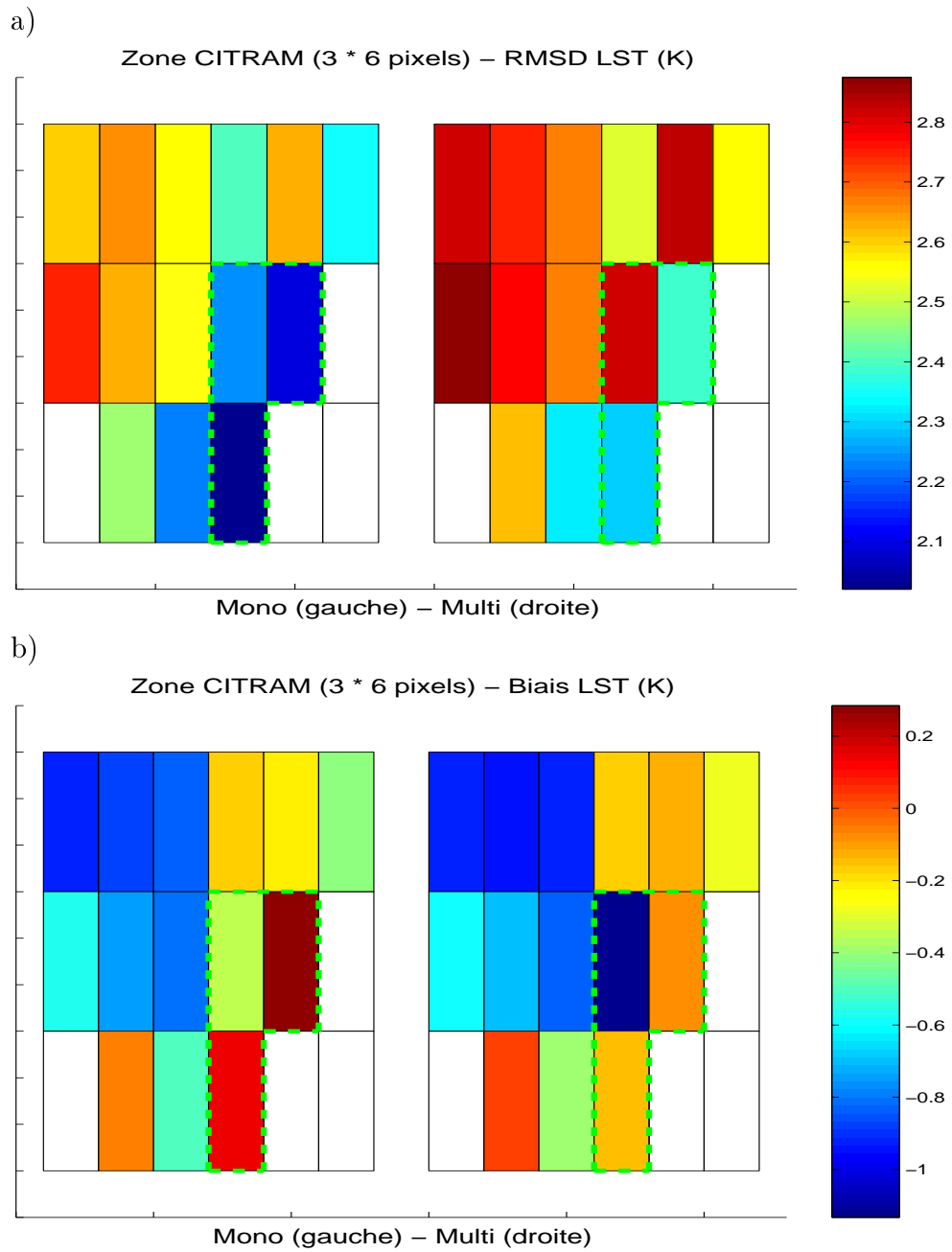


FIG. 4.14 – Valeur des RMSD et des biais sur la température de surface pour la période d'étalonnage DoE 504 – 536 sur les 14 pixels de la base de données. Les 3 pixels utilisés pour l'étalonnage sont délimités par les traits pointillés.

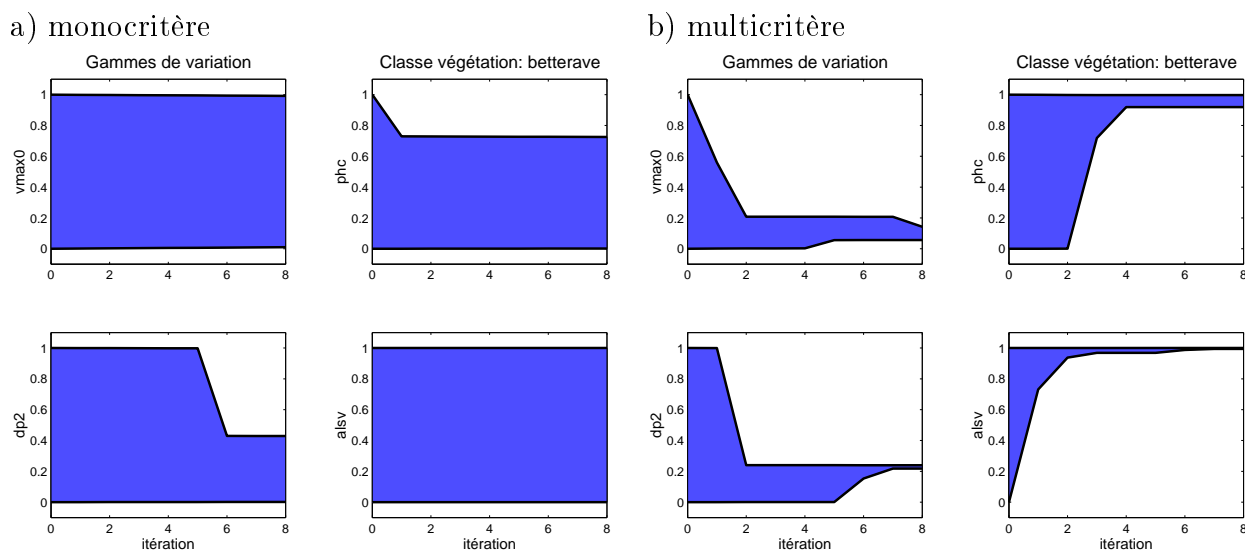
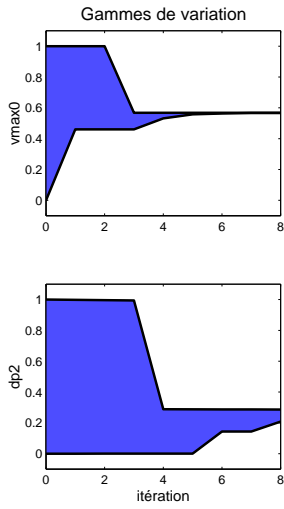


FIG. 4.15 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe betterave

monocritère pour lequel les gammes peuvent ne pas être réduites. Les paramètres ont une sensibilité plus forte en moyenne avec la méthode multicritère (Cf. Chapitre 3) puisque le principe de cet étalonnage est de filtrer et d'utiliser uniquement l'information du cycle diurne de la température à laquelle chaque paramètre est sensible. Au contraire, l'étalonnage monocritère n'est pas sélectif et utilise la même information moyenne sur le cycle diurne pour définir la sensibilité et étalonner chaque paramètre. Dans le cas de la classe "orge", cependant, les deux étalonnages permettent de réduire les gammes des 4 paramètres V_{max_0} , P_{hc} , dp_2 et α_{sv} et de converger rapidement. Les tendances sont comparables (on note une différence de convergence pour V_{max_0} avec une valeur maximale dans le cas multicritère). Quelle que soit la classe considérée, l'albédo du couvert tend vers les valeurs maximales de la gamme initiale ([0.16; 0.32]) et la taille du réservoir de la zone racinaire dp_2 vers les valeurs inférieures de la gamme. Ce dernier résultat est intéressant puisque nous verrons dans la suite que les simulations du contenu en eau de la zone racinaire surestime les mesures avec un assèchement trop faible. Les faibles valeurs de dp_2 tendent *a priori* à compenser le drainage gravitaire qui n'est pas pris en compte dans le formalisme "force-restore" du modèle. En effet, une taille de réservoir racinaire plus faible permet d'accroître le taux d'assèchement puisque le flux d'eau est supposé nul à la base de la zone racinaire. Les résultats pour les classes "orge" et "blé" (Fig. 4.16 et 4.17) sont assez différents pour les deux paramètres V_{max_0} et P_{hc} bien que ces deux cultures aient une phénologie comparable.

Les figures 4.18 à 4.20 présentent les résultats d'étalonnage pour les paramètres dont la portée suit le type "sol". Le type 1 (Cf. carte pédologique 4.3.2, partie 4.3) est le plus représenté au sein des trois pixels pris en compte dans l'étude, les types 2 et 3 sont minoritaires et représentent respectivement 1.5 et 6% de la superficie de ces trois pixels. La convergence des paramètres est, en effet, plus forte pour les paramètres associés au type 1 qu'aux types 2 et 3 et reflète simplement l'influence plus forte de ces paramètres sur la température de

a) monocritère



b) multicritère

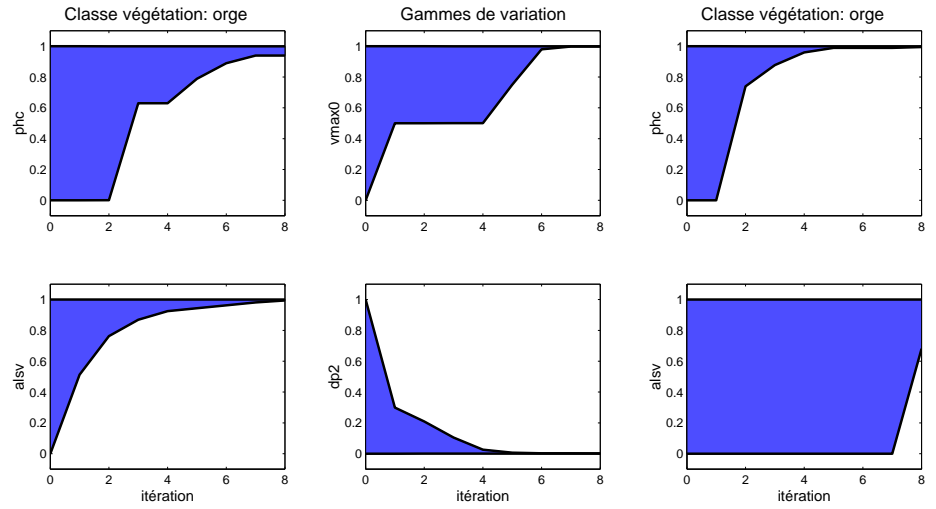
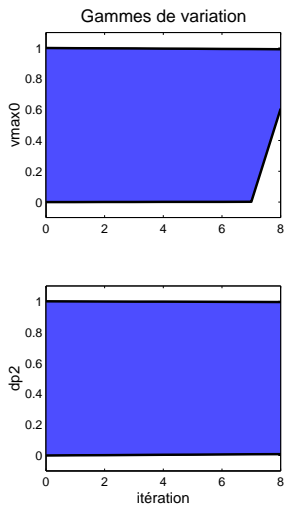


FIG. 4.16 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe orge

a) monocritère



b) multicritère

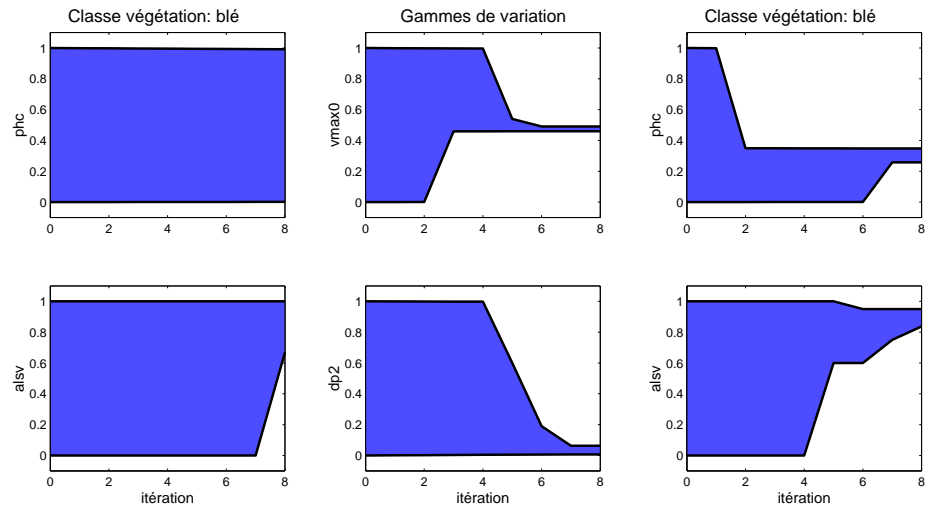


FIG. 4.17 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe blé

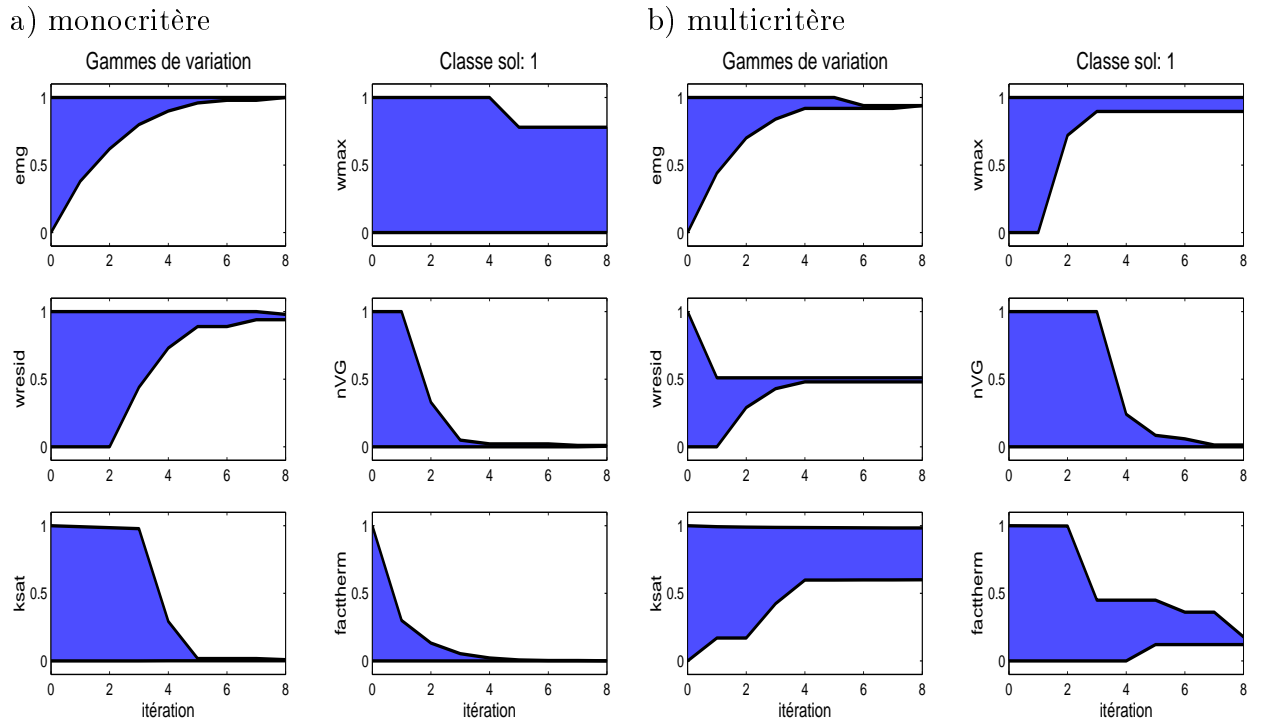


FIG. 4.18 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe sol 1

surface à l'échelle du pixel.

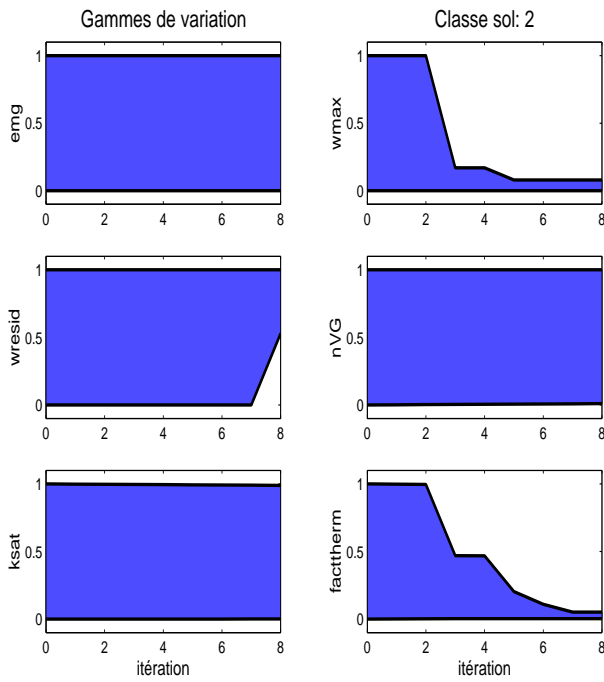
Les quatre paramètres "sol" : w_{max} , w_{resid} , K_{sat} et F_{therm} relatifs à l'état hydrique, aux transferts d'eau et à la capacité calorifique présentent le plus de différences de convergence entre les deux étalonnages. Lorsque les paramètres sont sensibles les gammes convergent en général vers les valeurs extrémales de la gamme initiale, ce résultat met en avant le caractère *effectif des paramètres* dans un contexte d'application où la moitié des paramètres du modèle est fixée à des valeurs moyenne par défaut.

Conclusion :

Les paramètres sont plus sensibles et la convergence de leurs gammes plus nette avec l'étalonnage multicritère. La tendance de la convergence est comparable pour les paramètres dont la portée suit la classe de végétation. Les différences concernent les paramètres liés au type de sol pour lesquels les convergences à partir des gammes initiales peuvent être opposées.

Les résultats sur la simulation des contenus en eau selon les études d'étalonnage monocritère et multicritère sont comparés au niveau local. Les mesures de l'humidité du sol acquises par la sonde TDR automatique au pas de temps horaire (voir partie 4.3) ont été réalisées à proximité du site identifié "Boi2" sur la carte 4.2 localisé sur le pixel 11 de la grille de 18 pixels MSG couvrant la zone CITRAM. Nous choisissons d'analyser les résultats sur ce seul site de mesures automatiques pour lequel des mesures ponctuelles ont aussi été réalisées. L'entité correspondante est un couvert de betterave sur un sol de type 1. Les figures 4.21 (a) et (b) présentent respectivement les simulations issues des étalonnages monocritère et

a) monocritère



b) multicritère

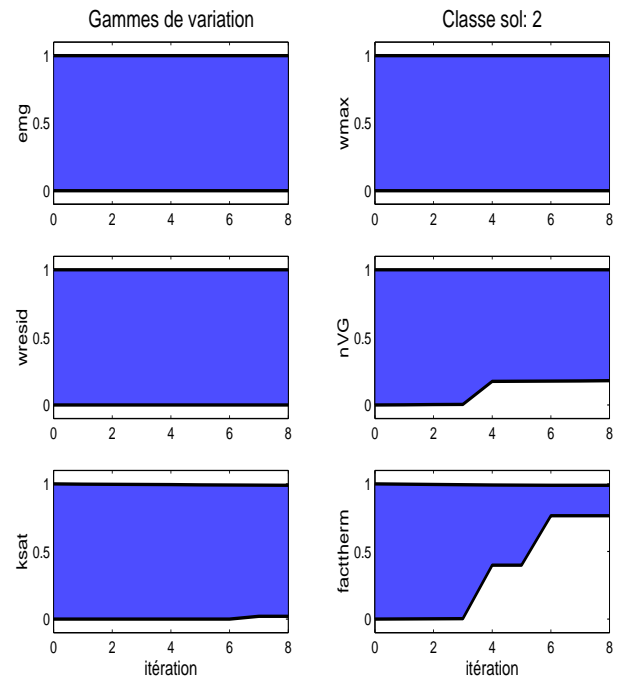
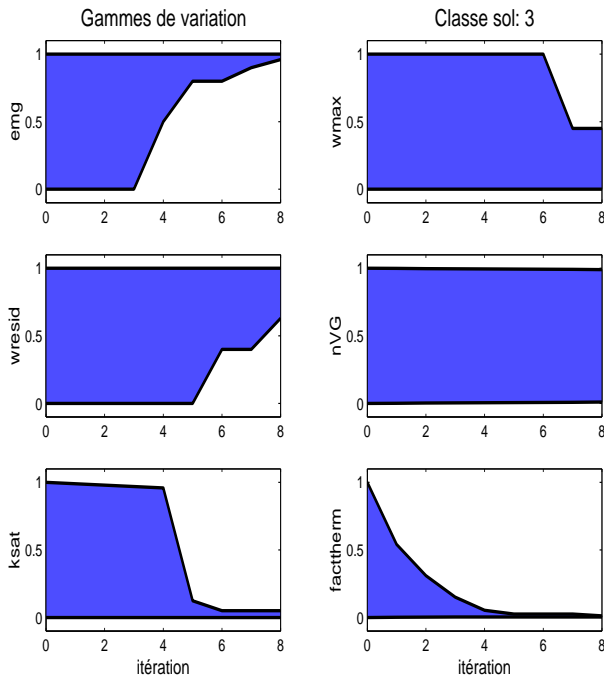


FIG. 4.19 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe sol 2

a) monocritère



b) multicritère

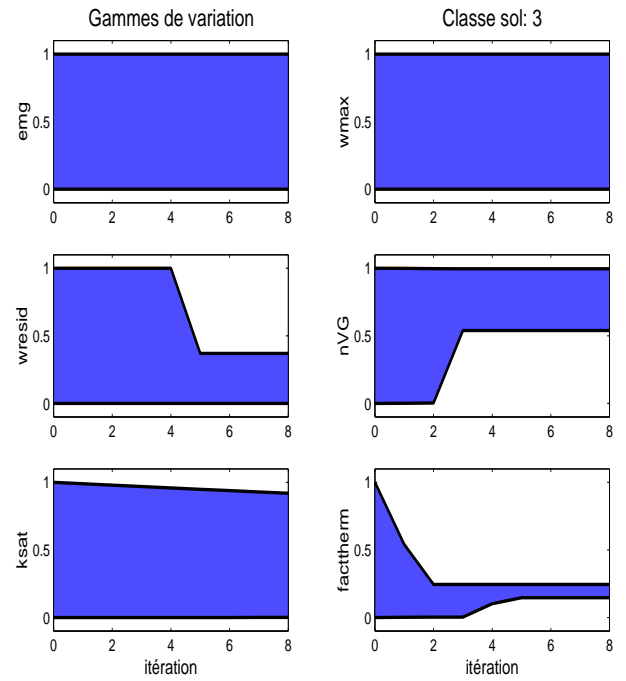


FIG. 4.20 – Réduction des gammes de paramètres pour la classe sol 3

multicritère. Les simulations et les mesures des contenus en eau de surface w_g (sur les 15 premiers centimètres de sol) et de la zone racinaire w_2 (sur la profondeur dp_2 étalonnée) sont tracées du début de la période d'étalonnage (DoE 504) jusqu'au jour 578 (fin des mesures micrométéorologiques) soit 74 jours. Les séries temporelles d'humidité moins la valeur moyenne sur la période considérée sont données par les courbes $w_X - \langle w_X \rangle$ (X est l'indice g ou 2). L'intérêt de ces courbes est de mieux pouvoir comparer la dynamique simulée à celle observée en éliminant le biais moyen sur la période de simulation. La simulation de la température de surface T_s est tracée sur 8 jours (DoE 528 à 536) bien qu'aucune observation à haute résolution spatiale ne soit disponible pour l'évaluer.

Sur la figure 4.21, la taille du réservoir de la zone racinaire fixée par le paramètre dp_2 est différente entre les étalonnages. Les mesures d'humidité sont donc moyennées sur les profondeurs respectives pour estimer l'humidité de la couche dp_2 , la moyenne étant basée sur une interpolation linéaire des données entre les profondeurs de mesures. Les mesures TDR ponctuelles sont initialement données en humidité pondérale, leur transformation en humidité volumique nécessite donc de connaître la densité apparente du sol sec. L'estimation de cette densité apparente à différentes profondeurs apporte une incertitude supplémentaire sur la donnée d'humidité par cette méthode. Les mesures semblent de plus avoir une variabilité temporelle que ni le modèle ni les mesures par la sonde TDR automatique ne reproduisent. Nous accorderons donc une confiance aux seules mesures de la sonde TDR automatique, ces mesures ont d'ailleurs servi à initialiser les contenus en eau le jour 504.

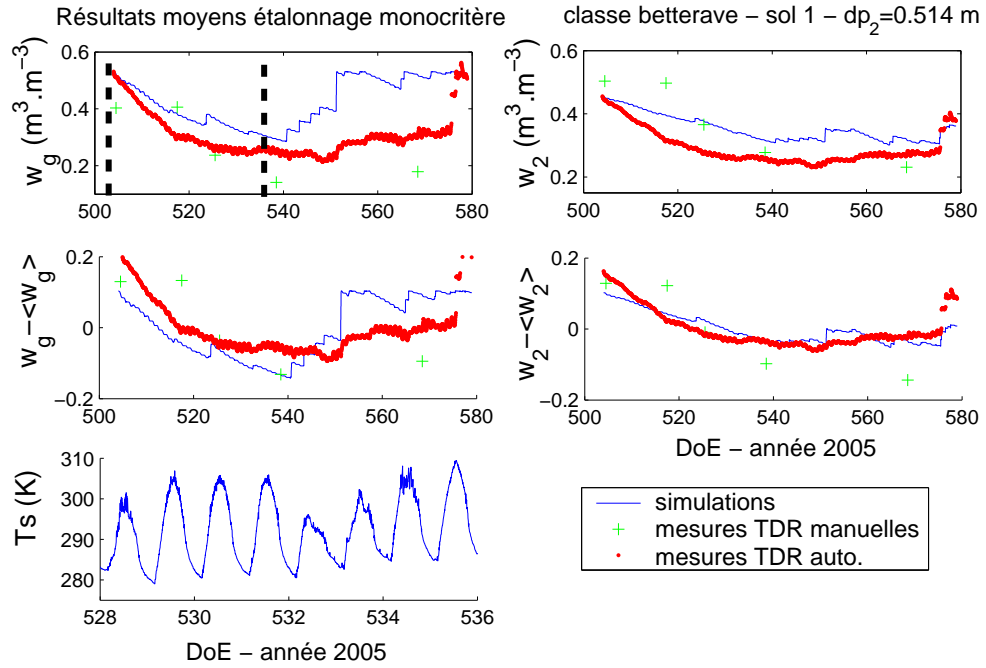
Les résultats sur la période d'étalonnage (traits tiretés verticaux sur la figure 4.21 pour l'humidité de surface) sont assez satisfaisants en particulier pour l'étalonnage multicritère. La simulation du contenu en eau racinaire reproduit cependant moins bien la série d'observations bien que la dynamique soit aussi plus cohérente avec les mesures dans le cas multicritère. Les différences visuelles sont cependant assez faibles.

L'assèchement trop lent de la zone racinaire pour les deux cas a) et b) indique une limite du modèle SEtHyS par la simplification de la représentation du sol. L'ajout d'un simple terme de drainage gravitaire doit être testé. Ce processus supplémentaire ne requiert pas de paramètre additionnel puisqu'il correspond au terme de conductivité hydraulique (Cf. Eq. 1.37 chapitre 1). Une meilleure prise en compte du ruissellement superficiel autrement que par simple débordement du réservoir superficiel est aussi à préconiser au vue de la simulation du contenu en eau de surface pendant et après les épisodes de pluie.

Les tableaux 4.22 et 4.23 donnent les écarts quadratiques moyens (RMSD), les biais ainsi que leurs valeurs relatives (bien adaptées ici pour w_2 puisque la profondeur dp_2 n'est pas identique dans les cas a et b) entre les contenus en eau simulés et les mesurés pour la période d'étalonnage (tableau 4.22) et pour la période comprise entre les jours 504 et 578 (tableau 4.23).

Sur la période d'étalonnage (504 – 536), les critères statistiques utilisés dans le tableau 4.22 indiquent de meilleurs résultats que sur la période 504 – 578 (tableau 4.23). En effet l'erreur du modèle sur les contenus en eau est plus élevée après la période d'étalonnage que pendant. Cela s'explique en partie par les épisodes de pluie plus fréquents et plus intenses après le jour 540 (Cf. courbes 4.21) et la nécessité de ré-étalonner le modèle compte-tenu de sa dérive. Les résultats des deux tableaux donnent, sans entrer dans les détails, un léger

a) monocritère



b) multicritère

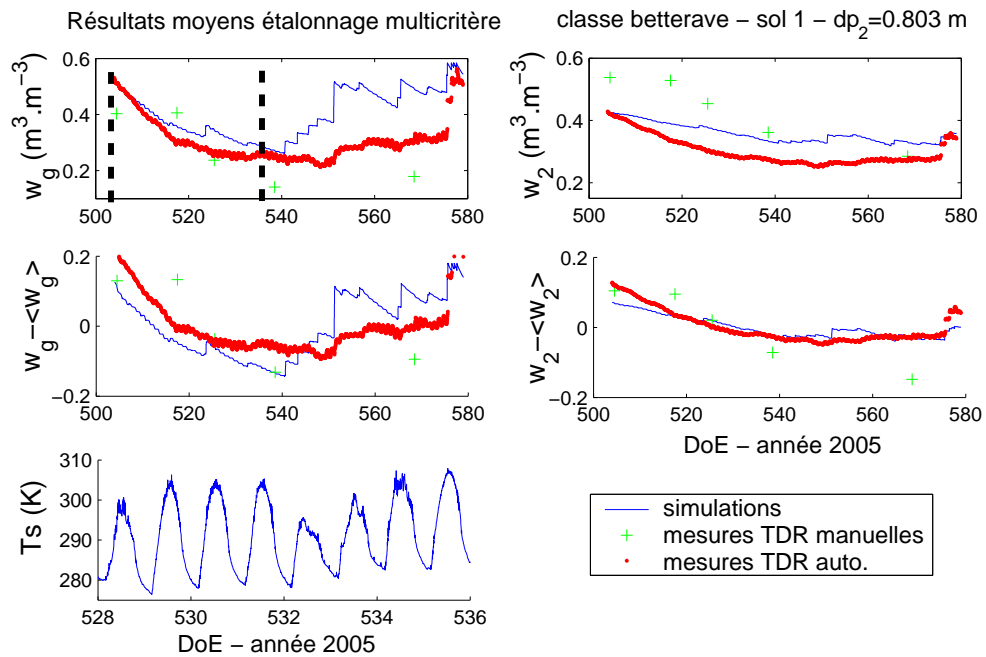


FIG. 4.21 – Simulation des contenus en eau du sol w_g et w_2 et de la température de surface obtenue par étalonnage monocritère (a) et multicritère (b) sur l'entité classe "betterave" - sol 1 du pixel MSG 11 (en référence à la grille MSG 3×6 pixels couvrant la zone CITRAM); la période d'étalonnage est délimitée par les traits tiretés verticaux

Variable	Monocritère		Multicritère (caractéristiques)		
	RMSD	biais	RMSD	biais	<i>N</i> données
w_g ($m^3.m^{-3}$)	0.066	0.062	0.046	0.040	1799
	RRMSD: 23.9%	Rbiais: 21.3%	RRMSD: 17.1%	Rbias: 14.2%	
w_2 ($m^3.m^{-3}$)	0.071	0.066	0.055	0.051	1799
	RRMSD: 24.8%	Rbiais: 22.3%	RRMSD: 18.2%	Rbias: 16.2%	
$w_g - \langle w_g \rangle$ ($m^3.m^{-3}$)	0.025	-	0.024	-	1799
$w_2 - \langle w_2 \rangle$ ($m^3.m^{-3}$)	0.027	-	0.022	-	1799

FIG. 4.22 – Statistiques sur les simulations des contenus en eau de surface et racinaire pour les deux étalonnages sur la période 504 – 536

avantage à la méthode multicritère.

Conclusion :

Ces premiers résultats d'application de la méthode multicritère basée sur la dynamique du cycle diurne de la température de surface à basse résolution tendent à conforter les résultats obtenus à l'échelle locale (chapitres 2 et 3). Le filtrage sélectif de l'information contenue dans la dynamique du cycle de température pour étalonner les paramètres du modèle SEtHyS conduit en moyenne à dégrader la simulation de la température de surface par rapport à un étalonnage basé sur son optimisation et à améliorer la simulation des contenus en eau.

4.5 Conclusion du chapitre et perspectives

Synthèse :

Parmi l'ensemble des approches existantes et envisageables pour aborder le problème de l'assimilation des données de télédétection à basse résolution spatiale dans le but d'estimer les variables et processus décrivant l'état énergétique et hydrique de la surface à plus fine résolution, l'approche montante est certainement la plus simple. L'avantage de cette approche est qu'elle ne nécessite pas d'étape intermédiaire comme la désagrégation et que la méthode d'assimilation est mise en oeuvre directement à partir des données à basse résolution. Elle permet néanmoins de contrôler la simulation des modèles de bilan d'énergie et d'eau ou des modèles de fonctionnement de la végétation à l'échelle locale des processus.

L'approche montante que nous avons développée et appliquée sur la base de données CI-TRAM a consisté à adapter la méthode d'analyse de sensibilité et d'étalonnage stochastique (Bastidas et al, 1999 ; Gupta et al. 1999 ; Demarty et al ; 2004, 2005) basée sur les caractéris-

Variable	<i>Monocritère</i>		<i>Multicritère (caractéristiques)</i>		
	RMSD	biais	RMSD	biais	<i>N</i> données
w_g ($m^{-3}.m^{-3}$)	0.143	0.120	0.122	0.098	1799
	RRMSD: 50.9%	Rbiais: 42.5%	RRMSD: 43.3%	Rbias: 34.5%	
w_2 ($m^{-3}.m^{-3}$)	0.067	0.061	0.061	0.057	1799
	RRMSD: 25.1%	Rbiais: 22.4%	RRMSD: 22.0%	Rbias: 20.2%	
$w_g - \langle w_g \rangle$ ($m^{-3}.m^{-3}$)	0.078	-	0.072	-	1799
$w_2 - \langle w_2 \rangle$ ($m^{-3}.m^{-3}$)	0.029	-	0.021	-	1799

FIG. 4.23 – Statistiques sur les simulations des contenus en eau de surface et racinaire pour les deux étalonnages sur la période 504 – 578

tiques du cycle diurne de la température de surface (gradients temporels, phase, amplitude). Nous avons alors comparé cette méthode *multicritère* à une méthode *monocritère* basée sur l'optimisation point à point de la simulation de température. Nous avons limité la zone d'étude à 3 pixels MSG voisins incluant les sites de mesure de l'humidité du sol. Cette zone correspond à 23 entités définies par la combinaison d'une classe de végétation et d'un type de sol. Un ensemble de 61 paramètres est à restituer à partir des 3 séries temporelles de température sur une période de 32 jours d'étalonnage. On note cependant que la variabilité interpixel est faible puisque le pourcentage d'occupation des sols est assez similaire pour les 3 pixels choisis :

- pixel 10, 31% d'orge, 36% de blé et 18% de betterave
- pixel 11, 30% d'orge, 33% de blé et 23% de betterave
- pixel 16, 33% d'orge, 33% de blé et 19% de betterave

Les résultats obtenus à l'échelle du pixel montrent, de façon attendue, que les simulations issues de l'étalonnage monocritère optimisent mieux la température que celles obtenues avec l'étalonnage multicritère. La réduction des gammes de paramètres est plus forte avec l'étalonnage multicritère et les différences de convergence entre les deux étalonnages concernent surtout quatre paramètres suivant le type de sol et contrôlant l'état hydrique, les transferts d'eau dans le sol et la capacité calorifique.

Doit-on voir dans ces résultats un filtrage de l'erreur de modélisation et de mesure de la température sur l'ajustement des paramètres puisque le suivi du bilan hydrique au niveau local est légèrement meilleur dans le cas de l'étalonnage multicritère ? Ces premiers résultats sont néanmoins limités à une seule entité pour laquelle des mesures régulières sont disponibles. Cependant, ils sont cohérents avec les résultats obtenus à l'échelle locale de la parcelle agricole (présentés le chapitre précédent) sur un ensemble de fenêtres d'étalonnage successives.

Critiques :

Les contraintes sur les paramètres permettant de limiter le nombre d'inconnues du système sont une hypothèse forte a priori qui empêche de restituer une variabilité intra classe.

La variabilité au sein d'une classe de végétation est due au type de sol sur lequel elle se trouve mais aussi au forçage radiatif et météorologique local puisque chaque entité est rattachée à la station météorologique la plus proche. Néanmoins, on suppose que les paramètres dont la portée n'est pas locale (et suit donc soit le type de végétation ou le type de sol) prennent la même valeur quelle que soit la localisation de la parcelle sur la zone géographique considérée. Cette contrainte empêche, en effet, toute variabilité des paramètres estimés au sein d'une même classe. La restitution de cette variabilité intra classe nécessite une source d'information supplémentaire puisque le nombre de paramètres associés aux entités augmente en général plus vite que l'information basse résolution nécessaire pour les restituer.

La variabilité inter pixels de la température de surface basse résolution permet-elle d'obtenir une information supplémentaire en augmentant le nombre de pixels ?

Même si deux séries temporelles de température basse résolution spatiale sont semblables d'un pixel à l'autre, l'information relative peut être différente puisque l'occupation des sols dans chaque pixel et le forçage micrométéorologique ont peu de chance d'être exactement les mêmes. Cependant, dans le cas de paysages comme la zone CITRAM composés de parcelles agricoles réparties de façon homogène pour les différentes classes, une faible variabilité de température entre des pixels voisins sur un même type de sol correspond à une information redondante. Il serait donc intéressant pour répondre plus précisément à cette question, de considérer (pour un cas d'application donné) un signal moyen issu d'un nombre limité de pixels et de réaliser l'étalonnage avec cette seule information afin de mesurer la plus-value apportée par la connaissance des informations sur chaque pixel.

Quelle confiance apporter aux valeurs des paramètres estimés ?

La moitié des paramètres du modèle a été fixée à des valeurs moyennes correspondant au milieu des gammes d'incertitude. L'étalonnage de la moitié restante impose aux paramètres libres de compenser en partie les erreurs engendrées par ce choix. Ces paramètres ont alors un caractère effectif et la valeur estimée n'est pas tant importante que l'effet qu'elle produit sur la simulation du bilan d'énergie. On remarque d'ailleurs que les gammes de paramètres tendent plus souvent vers les extrêmes de la gamme de variation initiale que vers des valeurs intermédiaires, ces convergences reflètent à la fois les possibles compensations entre les convergences des paramètres libres et les compensations permettant de corriger l'erreur des paramètres fixés.

L'analyse, au niveau de l'entité, des résultats de l'étalonnage est basée sur les mesures d'humidité locales. Leur représentativité permet-elle d'avoir confiance dans l'évaluation des résultats ?

Le problème de représentativité des mesures locales est double : d'une part, les mesures sont réalisées sur une parcelle sur un nombre limité de sites entre lesquels il y a une variabilité locale à laquelle s'ajoute l'erreur de mesure elle-même. D'autre part, du point de vue de la simulation, on considère une entité représentative de la classe et non pas une parcelle bien que les conditions de forçage météorologique et radiatif soient considérés localement. L'effet de la variabilité intra classe des mesures biaise donc aussi la comparaison.

Qu'en est-il du coût numérique de la méthode ?

D'un point de vue informatique, l'approche montante a un coût numérique plus faible, l'assimilation stochastique est la limite principale puisqu'elle repose sur l'échantillonnage de l'espace des paramètres du modèle spatialisé sur toute la zone d'étude par tirage aléatoire. Le temps de calcul augmente rapidement avec le nombre de simulations, il doit rester inférieur à la fenêtre d'étalonnage si on envisage l'assimilation variationnelle de la température de surface en temps réel sur des périodes successives comme l'étude présentée partie 3.4. Dans cette limite, l'enjeu est de maximiser le nombre de simulations dans le temps imparti et d'améliorer l'échantillonnage de l'espace des paramètres.

Perspectives

A court terme :

Concernant l'évaluation de la méthode d'étalonnage multicritère, après la période 504 – 536, il reste encore 42 jours de mesures d'humidité des sols disponibles sur la parcelle instrumentée avec la sonde TDR automatique. Un autre étalonnage à partir du jour 536 est envisagé afin d'évaluer la correction de la dérive du modèle observée. Les données de température MSG sont suffisamment denses pour réaliser cet étalonnage.

La prise en compte du terme de drainage gravitaire afin d'améliorer l'hydrologie du modèle s'avère nécessaire pour reproduire les données d'humidité de la zone racinaire.

La comparaison des températures de brillance simulées au niveau local avec les données ASTER dont la résolution spatiale est de 90m va permettre sur quelques dates d'évaluer la "désagrégation" par l'étalonnage du modèle.

A plus long terme :

Les différentes approches envisagées pour aborder la problématique d'assimilation de la température de surface basse résolution spatiale dans les modèles de type TSVA pour suivre le bilan d'énergie et d'eau au niveau local sont à intercomparer sur la même base de données. La méthode de "désagrégation-étalonnage stochastique" basée sur l'estimation de la température au niveau local par une hypothèse de redistribution de l'erreur de façon identique quelle que soit la classe de végétation doit être à nouveau mise en oeuvre et comparée à la méthode "d'agrégation-étalonnage stochastique" présentée dans ce chapitre. L'utilisation d'une base de données synthétiques serait alors utilisée.

Cette méthode pourrait aussi être elle-même comparée à la méthode de désagrégation sta-

tistique proposée par Cardot et al. (2004) appliquée aux données IRT.

Enfin, une étude permettant de "compléter" les données MSG manquantes pour reconstituer le cycle diurne de la température de surface aurait un réel intérêt. Cette problématique de l'utilisation combinée de données de télédétection à des résolutions spatiales différentes pourrait alors être étudiée, comme le couplage des données MSG et des données MODIS par exemple.

Conclusion générale

Mon travail de thèse a consisté à étudier l'apport de la température de surface mesurée par télédétection infrarouge thermique pour contraindre le modèle TSVA SEtHyS développé au CETP. Cette étude fait suite aux travaux initiés par Demarty (2001, 2004) sur l'étalonnage du modèle TSVA SiSPAT (Braud et al ; 1995) à partir de la température de brillance et du contenu en eau de la couche superficielle de sol avec une méthode stochastique originale. L'adaptation de cette méthode pour évaluer l'intérêt et la faisabilité d'un étalonnage basé uniquement sur la température de surface a conduit au développement d'une méthodologie utilisant la dynamique temporelle de celle-ci. En effet, la connaissance à très haute résolution temporelle de la température et par conséquent de son cycle diurne a permis de la considérer comme un signal dont les caractéristiques (gradients temporels, amplitude, phase) ont été exploitées comme autant d'informations renseignant le bilan énergétique et hydrique à l'interface sol végétation atmosphère. L'étalonnage multicritère proposé a la particularité d'utiliser de façon sélective l'influence (ou la sensibilité) des paramètres du modèle sur la dynamique de la température. Cette nécessité permet de filtrer l'information pertinente pour étalonner chaque paramètre. La mise en oeuvre d'un tel étalonnage sur des fenêtres temporelles d'une vingtaine de jours permet à la fois d'utiliser la variabilité journalière de la sensibilité des paramètres du modèle selon les processus d'échanges privilégiés en fonction de l'heure de la journée et aussi de prendre en compte l'évolution de cette sensibilité selon les conditions de forçage météorologique, d'état hydrique du sol et du stade phénologique du couvert végétal. Bien que cet étalonnage requière un certain nombre de contraintes servant de "guide" pour les paramètres peu sensibles à la température de surface, les résultats obtenus à l'échelle locale par comparaison à un étalonnage monocritère simple basé sur l'optimisation de la température point à point, permet d'envisager son extension à l'échelle du pixel MSG où la température est effectivement disponible. La partie suivante du travail traite donc du problème de l'assimilation de données à faible résolution spatiale dans les modèles de bilan d'énergie à la surface. La problématique de désagrégation envisagée selon l'approche montante consiste à estimer les paramètres du modèle par comparaison des simulations agrégées à basse résolution aux observations satellitaires. L'enjeu de cette étape a été d'étendre et d'adapter la méthode développée au niveau local au cas du modèle spatialisé sur une zone agricole pour laquelle les mesures de température intègrent toute l'information contenue dans le pixel hétérogène.

La première partie de mon travail a été d'analyser la sensibilité des paramètres du modèle SEtHyS en fonction des conditions d'application sur une parcelle de blé d'hiver de la base de données Alpilles-ReSeDA. Compte tenu de sa facilité de mise en oeuvre et du grand nombre

d'expériences numériques envisagées, le principe de la méthode stochastique (Bastidas et al., 1999 ; Gupta et al., 1999 ; Demarty et al., 2004, 2005) a été retenu. Une série d'analyse de sensibilité et d'étalonnage des paramètres du modèle sur 4 périodes caractéristiques du stade phénologique du couvert végétal a été menée. Les conclusions de cette étude sont les suivantes :

- la sensibilité des paramètres évoluent dans le temps en fonction des processus d'échange privilégiés sur la période considérée.
- Les performances du modèle sont améliorées si les paramètres influents sont réajustés régulièrement pour corriger la trajectoire du modèle.

Ces résultats servant le propos de notre étude étaient cependant attendus puisqu'un modèle conceptuel simple (le sol est assimilé à un simple réservoir ouvert en surface) comme le modèle SEtHyS et ne représentant pas l'ensemble des processus d'échanges hydriques par exemple, a des paramètres relativement effectifs qui offrent de ce fait une certaine liberté dans leur ajustement selon le contexte d'application. Un étalonnage dynamique permet alors de compenser les "erreurs locales" de la trajectoire du modèle et de rendre possible la variabilité temporelle des paramètres qu'il sera intéressant d'analyser au moins qualitativement.

La phase suivante de la thèse vise à étudier l'apport de la température de surface dans le contrôle du bilan énergétique et hydrique à l'interface sol végétation atmosphère et à développer une méthode d'étalonnage basée uniquement sur cette donnée. La difficulté d'apprécier l'apport de cette température dans l'étalonnage du modèle SEtHyS a motivé la mise en place de critères objectifs pour analyser les résultats. Une série d'expériences comparatives incluant ou non la température de surface dans le jeu de variables utilisées pour l'étalonnage des paramètres a été mise en oeuvre. 3 scénarii d'étalonnage ont été réalisés sur 3 périodes caractéristiques de 20 jours et sur l'ensemble du cycle végétal (couvrant 155 jours). Les résultats de ces études ont mis en avant les points importants suivants :

- la température de surface permet en général d'améliorer la simulation du bilan hydrique quand elle fait partie du jeu de variables à optimiser (*étalonnage multicritère*)
- L'optimisation simple du signal par minimisation de l'écart quadratique moyen entre simulation et observation de la seule donnée de température de surface (*étalonnage monocritère*) ne permet pas d'étalonner tous les paramètres du modèle et conduit dans le cas étudié à maximiser le flux de conduction de la chaleur dans le sol et à minimiser le flux d'évapotranspiration.
- L'étalonnage avec la seule donnée de température sur de courtes périodes temporelles de 20 jours améliore les performances du modèle sur la simulation du bilan d'eau par rapport à un étalonnage moyen sur les 155 jours. Ce résultat incite de nouveau à considérer de courtes fenêtres temporelles (de 20 jours ici) pour suivre le bilan hydrique avec la température de surface.
- une méthode d'étalonnage basée sur la seule connaissance du cycle diurne de la température doit envisager un moyen d'être moins sensible aux biais et aux erreurs de simulation du modèle.

Dès lors, le développement d'une méthode d'étalonnage multicritère sélective basée sur la seule connaissance de la dynamique du cycle diurne de la température de surface a été entrepris. Cette méthode a été ensuite appliquée et évaluée à l'échelle locale. La mise en oeuvre de celle-ci nécessite de contraindre *a priori* la taille du réservoir racinaire pour avoir une chance de converger vers des résultats acceptables. L'application des méthodes multicritère et monocritère sur 7 périodes successives d'étalonnage ou d'ajustement des paramètres avec le même protocole consistant à autoriser le ré-étalonnage des paramètres autour du dernier étalonnage réalisé nous a permis :

- d'analyser la sensibilité des paramètres aux caractéristiques du cycle diurne de la température (gradients temporels, amplitude, phase) dans le cas *multicritère*
- de mettre en évidence l'intérêt de la méthode multicritère pour la simulation du bilan énergétique et hydrique avec un meilleur contrôle de la trajectoire du modèle
- de proposer l'ajout d'un critère sur la valeur "absolue" (c'est à dire sur la valeur elle-même et non pas sur la dynamique) de la température afin de limiter la dérive dans le réajustement des contenus en eau initiaux

Compte tenu de ces résultats la méthode multicritère a ensuite été appliquée dans un contexte d'assimilation de données pour lequel la fenêtre de ré-étalonnage était déterminée automatiquement par la dérive du modèle elle-même évaluée sur la dynamique du cycle diurne. Les étalonnages du modèle obtenus conduisent à des erreurs inférieures à $45W.m^{-2}$ sur les flux de surface simulés, de l'ordre de $0.1m^3.m^{-3}$ pour le contenu en eau du réservoir total mais aussi à une large surestimation du contenu en eau superficiel liée à la surestimation de la résistance de sol à l'évaporation.

Il apparaît donc clairement qu'un certain nombre de paramètres peu sensibles et/ou mal estimés par la dynamique de la température doit être déterminé par une autre source d'information ou fixé à des valeurs moyennes par défaut. L'évaluation de la méthode proposée sur une autre base de données permettrait de mieux définir sa robustesse.

La dernière partie du travail ouvre sur un grand nombre de perspectives et un exercice d'intercomparaison de méthodes pour assimiler la température basse résolution spatiale et haute résolution temporelle dans les modèles de type TSVA fonctionnant à une échelle proche de la parcelle agricole. Une méthode basée sur l'étalonnage stochastique du modèle selon une approche agrégative montante a été développée et testée sur la base de données CITRAM. L'adaptation de l'étalonnage multicritère et monocritère au problème basse résolution a permis d'intercomparer leurs résultats sur une période de 32 jours d'étalonnage. Les premiers résultats indiquent les mêmes tendances qu'au niveau local se résumant par la dégradation de la simulation de la température de surface et la meilleure performance des simulations des contenus en eau dans le cas de l'étalonnage multicritère.

Outre la validation sur d'autres périodes d'étalonnage, l'ajout d'une représentation plus réaliste de la simulation du bilan hydrique dans le sol, ou la comparaison des températures simulées au niveau local avec les données haute résolution spatiale ASTER, les perspectives

à plus long terme sont multiples et visent à multiplier les études de cas. En faisant varier, par exemple, le nombre de pixels considérés pour l'étalonnage nous pourrions déterminer des conditions numériques maximisant le rapport information sur nombre de paramètres à déterminer.

La validité et l'intérêt des contraintes sur les paramètres doivent aussi faire l'objet d'études détaillées. On peut imaginer coupler à l'avenir le modèle SEtHyS spatialisé à un modèle hydrologique permettant de mieux contraindre spatialement le bilan hydrique en assimilant de façon variationnelle la température de surface dans le modèle SEtHyS. Cette étude consisterait à reprendre le principe de l'étude menée par Ottlé et Vidal-Madjar (1994) en y apportant l'intérêt des données haute résolution temporelle de température de surface MSG-SEVIRI. D'autre part, le couplage des données IRT basse résolution spatiale à des données à plus haute résolution moins fréquentes permettrait de coupler la synergie de l'approche séquentielle à haute résolution spatiale à l'assimilation variationnelle basse résolution.

L'utilisation combinée de données multispectrales pour augmenter l'information du système est assurément une voie à explorer comme le proposent Oliosio et al. (2005) ou Li et Kustas (2006). Néanmoins, le problème de l'interdépendance entre les signaux de différentes longueurs d'onde doit être bien pris en compte au même titre que dans l'approche de désagrégation proposée par Kustas et al. (2003). En conclusion, ce travail nous a permis de montrer l'apport de la mesure dans l'infrarouge thermique pour contraindre les variables et paramètres des modèles d'interface sol-végétation-atmosphère. Il ouvre de larges perspectives dans différents domaines environnementaux comme la météorologie, l'hydrologie ou l'agroclimatologie où le besoin de recalage des modèles de fonctionnement est important particulièrement dans les centres opérationnels. L'exploitation future des données spatiales dans ces systèmes permettra à terme l'amélioration des prévisions de ces modèles.

Bibliographie

- Acs, F. and M. Hantel, 1998 : The land-surface flux model PROGSURF. *Global and Planetary Change*, **19**, 19–34.
- Ball, J., 1988 : An analysis of stomatal conductance. Ph. d., Stanford University.
- Baret, F., 2002 : Multi-sensor and multi-temporal remote sensing observations to characterize canopy functioning. The ReSeDA project. *Agronomie*, **22**, 1–3.
- Bastiaanssen, W., M. Menenti, R. Feddes, and A. Holtslag, 1998 : A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. *Journal of Hydrology*, **212–213**, 198–212.
- Bastidas, L., H. Gupta, S. S., W. Shuttleworth, and Z. Yang, 1999 : Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods. *Journal of Geophysical Research*, **104**, 19,481–19,490.
- Becker, F., F. Nerry, P. Ramanantsizehena, and M. Stoll, 1986 : Mesures d'émissivité angulaire par réflexion dans l'infrarouge thermique - implications pour la télédétection. *INT. J. Remote Sensing*, **7**, 1751–1762.
- Ben Mehrez, M., 1990 : Etalonnage d'un modèle de flux de surface dans le cas de l'expérience HAPEX-MOBILHY. Application de la résistance d'un couvert. Thèse de doctorat, Université de Paris 7.
- Ben Mehrez, M., O. Taconet, D. Vidal-Madjar, and C. Valencogne, 1992 : Estimation of stomatal resistance and canopy evaporation during the HAPEX-MOBILHY experiment. *Agricultural and Forest Meteorology*, **58**, 285–313.
- Bernard, R., J. Soares, and D. Vidal-Madjar, 1986 : Differential bare field drainage properties from airborne microwave observations. *Water Resources Research*, **22**, 869–875.
- Beven, K. and A. Binley, 1992 : The future of distributed models : model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, **6**, 279–298.
- Beven, K. and P. Quinn : 1994, Similarity and scale effects in the water balance of heterogeneous areas. AGMET Conference on The balance of water - Present and future, AGMET, ed., Dublin, September.
- Bhumralkar, C., 1975 : Numerical experiments on the computation of ground surface temperature in an atmospheric general circulation model. *Journal of Applied Meteorology*, **14**, 1246–1258.
- Bierkens, M., P. Finke, and P. d. Willigen, 2000 : Upscaling and Downscaling Methods for Environmental Research. Wageningen University and Research Center, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht/Boston/London.

- Blackadar, A. : 1976, Modeling the nocturnal boundary layer. third Symposium Atmos. Turb. Diffusion and Air quality, Raleigh, 46–49.
- Boni, G., F. Castelli, and D. Entekhabi, 2001a : Sampling strategies and assimilation of ground Temperature for the Estimation of surface Energy Balance Components. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, **39**, 165–172.
- Boni, G., D. Entekhabi, and F. Castelli, 2001b : Land data assimilation with satellite measurements for the estimation of surface energy balance components and surface control on evaporation. *Water Resources Research*, **37**, 1713–1722.
- Boulet, G., I. Braud, and M. Vauclin, 1997 : Study of the mechanisms of evaporation under arid conditions using a detailed model of the soil-atmosphere continuum. Application to the EFEDA 1 experiment. *Journal of Hydrology*, **193**, 114–141.
- Braud, I., D.-A. A.C., M. Vauclin, J. Thony, and P. Ruelle, 1995 : A simple soil-plant-atmosphere transfer model (SiSPAT) development and field verification. *Journal of Hydrology*, **166**, 213–250.
- Braud, I. and A. Chanzy, 2000 : Soil properties, initial and boundary conditions for use within SVAT models in the framework of the intercomparison of SVAT models used in the Alpilles-ReSeDA project. Technical report, Alpilles-ReSeDA database.
- Brooks, R. and A. Corey, 1964 : Hydraulic properties of porous media. Ph.D. thesis, Colorado University.
- Brunet, Y., B. Itier, J. McAneney, and J.-P. Lagouarde, 1994 : Downing evolution of scalar fluxes and surface resistance under conditions of local advection. Part 2 : measurements over barley. *Agricultural and Forest Meteorology*, **71**, 227–245.
- Brunet, Y., K. Paw, U, and L. Prévot : 1991, Using the radiative surface temperature in energy budget studies over plant canopies. 5th International Colloquium - Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France.
- Burke, E. J., W. J. Shuttleworth, K. H. Lee, and L. A. Bastidas, 2001 : Using Area-Average remotely sensed Surface Soil Moisture in Multipatch Land Data Assimilation Systems. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, **39**, 2091–2100.
- Calvet, J.-C., 1994 : A Lagrangian Model of Evapotranspiration of the Amazon Forest from Surface Temperature and Stomatal Resistance Estimates. *Remote Sensing Reviews*, **10**, 193–216.
- Camillo, P. and R. Gurney, 1996 : A resistance parameter for bare-soil evaporation models. *Soil Science*, **141**, 95–105.
- Campbell, G., 1985 : Soil physics with BASIC : transport models for soil-plant systems. Elsevier, Amsterdam, 150pp. pp.
- Caparrini, F., F. Castelli, and D. Entekhabi, 2004 : Variational estimation of soil and vegetation turbulent transfer and heat flux parameters from sequences of multisensor imagery. *Water Resources Research*, **40**, doi :10.1029/2004WR003358.
- Cardot, H., R. Faivre, and M. Goulard, 2003 : Functional approaches for predicting land use with the temporal evolution of coarse resolution remote sensing data. *Journal of Applied Statistics*, **30**, 1185–1199.

- Cardot, H., R. Faivre, and P. Maisongrande : 2004, Random effects varying time regression models : applications in remote sensing. *Compstat2004*, P. Verlag, ed., J. Antoch, 777–784.
- Carlson, T., 1991 : Modeling stomatal resistance - an overview of the 1989 workshop at the Pennsylvania-state-university. *Agricultural and Forest Meteorology*, **54**, 103–106.
- Carlson, T., W. Capehart, and R. Gillies, 1995 : A New Look at the simplified Method for Remote Sensing of Daily Evapotranspiration. *Remote Sens. Environ.*, **54**, 161–167.
- Castelli, F., I. Rodrigez-Iturbe, and D. Entekhabi, 1996 : An analytical framework for the modelling of the spatial interaction between the soil moisture and the atmosphere. *Journal of Hydrology*, **184**, 19–34.
- Cayrol, P., 2000 : Assimilation de données satellitales dans un modèle de croissance et de bilan d'énergie. Application à des zones semi-arides.. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier.
- Cayrol, P., L. Kergoat, S. Moulin, G. Dedieu, and A. Chehbouni, 2000 : Calibrating a coupled SVAT/Vegetation Growth Model with Remotely Sensed and Surface Temperature. A Case Study for the HAPEX-Sahel Grassland Sites. *Journal of Applied Meteorology*, **39**, 2452–2472.
- Chanzy, A., 1991 : Modelisation simplifiée de l'évaporation d'un sol nu utilisant l'humidité et la température de surface accessibles par teledetection. Ph.D. thesis, Institut national agronomique Paris-Grignon.
- Chebouni, A., D. Seen, E. Njoku, and B. Monteny, 1996 : Examination of the Difference between Radiative and Aerodynamic Surface Temperatures over Sparsely Vegetated Surfaces. *Remote Sens. Environ.*, **58**, 177–186.
- Chebouni, A., C. Watts, Y. Kerr, G. Dedieu, J. Rodriguez, F. Santiago, P. Cayrol, and G. Boulet, 2000 : Methods to aggregate turbulent fluxes over heterogeneous surfaces : application to SALSA dataset in Mexico. *Agricultural and Forest Meteorology*, **105**, 133–144.
- Choudhury, B. and S. Idso, 1985 : An empirical model for stomatal resistance of field-grown wheat. *Agricultural and Forest Meteorology*, **36**.
- Choudhury, B., R. Reginato, and S. Idso, 1986 : An analysis of infrared temperature observations over wheat and calculation of latent heat flux. *Agricultural and Forest Meteorology*, **37**, 75–88.
- Collatz, G., J. Ball, C. Grivet, and J. Berry, 1991 : Physiological and environmental regulation of stomatal conductance, photosynthesis and transpiration : a model that includes a laminar boundary layer. *Agricultural and Forest Meteorology*, **54**, 107–136.
- Collins, D. and R. Avissar, 1994 : An evaluation with the Fourier amplitude sensitivity test (FAST) of which land surface parameters are of greatest importance in atmospheric modeling,. *Journal of Climate*, **7**, 681–703.
- Coret, L., 2002 : Impact de l'hétérogénéité de surface sur le signal en entrée d'un capteur infrarouge thermique. Prise en compte de l'aspect directionnel. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure de l'Aeronautique et de l'Espace.
- Coudert, B., 2003 : Etude de sensibilité du modèle d'interface SEtHyS : Application au suivi de l'état hydrique des sols par assimilation de données. Rapport interne, CETP-IPSL.

- Coudert, B. and C. Ottlé, 2006c : An improved SVAT model calibration strategy based on the optimization of the surface temperature temporal dynamics. *Geophysical Research Letters*, **submitted**.
- Coudert, B. and C. Ottlé : 2006d, Multiobjective calibration of the SEtHyS SVAT model based on diurnal radiative surface temperature measurements. RAQRS II , J. A. Sobrino, ed., Valencia, Spain.
- Coudert, B., C. Ottlé, B. Boudevillain, J. Demarty, and P. Guillevic, 2006a : Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual source SVAT model. *Journal of Hydrometeorology*, **7**, 404–420.
- Coudert, B., C. Ottlé, and X. Briottet, 2006b : Monitoring land surface processes with thermal infrared data : Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface temperature cycling features. *Remote Sensing of Environment*, **submitted**.
- Courault, D., B. Aloui, J.-P. Lagouarde, P. Clastre, H. Nicolas, and C. Walter, 1996 : Airborne thermal data for evaluating the spatial distribution of actual evapotranspiration over a watershed in oceanic climatic conditions - application of semi-empirical models. *INT. J. Remote Sensing*, **17**, 2281–2302.
- Cowan, I., 1968 : Mass, heat and momentum exchange between stands of plants and their atmospheric environment. *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.*, **94**, 523–544.
- Cox, P., C. Huntingford, and R. Harding, 1998 : A canopy conductance and photosynthesis model for use in a GCM land surface scheme. *Journal of Hydrology*, **212-213**, 79–94.
- Cracknell, A. and Y. Xue, 1996 : Estimation of ground heat flux using AVHRR data and an advanced thermal inertia model (SoA-TI model). *INT. J. Remote Sensing*, **17**, 637–642.
- Crow, W. and E. Wood, 2003 : The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using Ensemble Kalman filtering : a case study based on ESTAR measurements during SGP97. *Advances in Water Resources*, **26**, 137–149.
- Crow, W., E. F. Wood, and M. Pan, 2003 : Multiobjective calibration of land surface model evapotranspiration predictions using streamflow observations and spaceborne surface radiometric temperature retrievals. *Journal of Geophysical Research*, **108**, doi :10.1029/2002JD003292.
- Cukier, R., H. Levine, and K. Shuler, 1978 : Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems,. *J. Comput. Phys.*, **26**, 1–42.
- Dantas Antonino, A., 1992 : Modélisation des transferts de masse et de chaleur dans le système sol-plante-atmosphère. Influence de la variabilité spatiale des caractéristiques hydrodynamiques du sol. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier.
- De Vries, D. : 1963, Thermal properties of soils. *Physics of Plant Environment*, Van Wijk, North Holland, amsterdam, 210–235.
- Deardorff, J., 1977 : A Parameterization of Ground-Surface Moisture Content for Use in Atmospheric Prediction Models. *Journal of Applied Meteorology*, **16**, 1182–1185.
- 1978 : Efficient Prediction of Ground Surface Temperature and Moisture, With Inclusion of a Layer of Vegetation. *Journal of Geophysical Research*, **83**, 1889–1903.

- Demarty, J., C. Ottlé, I. Braud, J. Frangi, L. Bastidas, and H. Gupta, 2004 : Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model. *Journal of Hydrology*, **287**, 214–236.
- Demarty, J., C. Ottlé, I. Braud, A. Olioso, J. Frangi, H. Gupta, and L. Bastidas, 2005 : Constraining a physically based SVAT model with surface water content and thermal infrared brightness temperature measurements using a multiobjective approach. *Water Resour. Res.*, **41**, doi :10.1029/2004WR003695.
- Demarty, J., C. Ottlé, C. François, I. Braud, and J. Frangi, 2002 : Effect of aerodynamic resistance modelling on SISPAT-RS simulated surface fluxes. *Agronomie*, **22**, 641–650.
- Diak, G., M. Anderson, W. Bland, J. Norman, J. Mecikalski, and R. Aune, 1998 : Agricultural Management Decision Aids Driven by Real-Time Satellite Data. *Bulletin of the American Meteorological Society*.
- Diak, G., J. Mecikalski, M. Anderson, J. Norman, W. Kustas, R. Torn, and R. DeWolf, 2004 : Estimating land surface energy budgets from space. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **85**, 65–78.
- Dickinson, R., A. Henderson-Sellers, and P. Kennedy, 1993 : Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS) version 1e as coupled to the NCAR Community Climate model,. Technical report, NCAR Tech. Note, NCAR/TN-387+STR.
- Dickinson, R., G. Wang, X. Zeng, and Z. Quingcun, 2003 : How Does the Partitioning of Evapotranspiration and Runoff between Different Processes Affect the Variability and Predictability of Soil Moisture and Precipitation? *Advances in Atmospheric Sciences*, **20**.
- Ducoudré, N., K. Laval, and A. Perrier, 1993 : SECHIBA, a new set of parameterizations of the hydrologic exchanges at the land-atmosphere interface within the LMD atmospheric general circulation model. *Journal of Climate*, **6**, 248–273.
- Entekhabi, D., H. Nakamura, and E. Njoku, 1994 : Solving the Inverse Problem for Soil Moisture and Temperature Profiles by Sequential Assimilation of Multifrequency Remotely Sensed Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **32**, 438–448.
- Evensen, G., 1994 : Sequential data assimilation with a non linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research*, **99**, 10,143–10,162.
- Faivre, R. and A. Fischer, 1997 : Predicting crop reflectances using satellite data observing mixed pixels. *Journal of Agricultural, Biological and Environmental Statistics*, **2**, 87–107.
- Farquhar, G., S. von Caemmerer, and J. Berry, 1980 : A Biochemical Model of Photosynthetic CO_2 Assimilation in Leaves of C_3 Species. *Planta*, **149**, 78–90.
- François, C., 1992 : Restitution des températures continentales à partir de mesures infrarouges de l'ATSR/ERS1. Rapport de dea, Université Paris VII.
- François, C., C. Ottlé, and L. Prévot, 1997 : Analytical parameterization of canopy directional emissivity and directional radiance in the thermal infrared. Application on the retrieval of soil and foliage temperatures using two directional measurements. *INT. J. Remote Sensing*, **18**, 2587–2621.

- Franks, S., K. Beven, P. Quinn, and I. Wright, 1997 : On the sensitivity of the Soil-Vegetation-Atmosphere Transfer Schemes : Equifinality and the problem of robust calibration. *Agricultural and Forest Meteorology*, **86**, 63–75.
- Gao, X., S. Sorooshian, and H. Gupta, 1996 : Sensitivity analysis of the Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme. *Journal of Geophysical Research*, **101**, 7279–7289.
- Gillies, R. and T. Carlson, 1995 : Thermal remote sensing of surface soil water content with partial vegetation cover for incorporation into climate models. *Journal of Applied Meteorology*, **34**, 745–756.
- Gupta, H. and S. Sorooshian : 1997, The challenges we face : Panel discussion on soil moisture. Land surface processes in hydrology Trials and Tribulations of modeling and measuring, H. G. Sorooshian and S., eds., NATO ASI Series,, volume vol I 46.
- Gupta, H. V., L. Bastidas, S. Sorooshian, W. Shuttleworth, and Z. L. Yang, 1999 : Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods. *Journal of Geophysical Research*, **104**, 19,491–19,503.
- Haverkamp, R., C. Zammit, F. Bouraoui, K. Rajkai, J. Arrúe, and N. Heckmann, 1998 : GRIZZLY, Grenoble Catalogue of Soils : Survey of soil field data and description of particle-size, soil water retention and hydraulic conductivity functions. Technical report, LTHE.
- Henderson-Sellers, A., 1992 : Assessing the sensitivity of a land surface scheme to parameters used in tropical-deforestation experiments,. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **118**, 1101–1116.
- Hornberger, G. and R. Spear, 1981 : An approach to the preliminary analysis of environmental systems. *Journal of Environmental Management*, **12**, 7–18.
- Huntingford, C., S. Allen, and R. Harding, 1995 : An intercomparison of single and dual-source vegetation-atmosphere transfer models applied to transpiration from Sahelian Savannah. *Boundary-Layer Meteorology*, **74**, 397–418.
- Idso, S., 1981 : A set of equations for full spectrum and 8 to 14 microns and 10.5 to 12.5 microns thermal radiation from cloudless skies. *Water Resour. Res.*, **17**, 295–304.
- Jacob, F., 1999 : Utilisation de la télédétection courtes longueurs d’ondes et infrarouges thermiques à haute résolution spatiale pour l’estimation des flux d’énergie à l’échelle de la parcelle agricole. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier.
- Jacob, F., F. Petitcolin, T. Schmugge, E. Vermote, A. French, and K. Ogawa, 2004 : Comparison of land surface emissivity and radiometric temperature derived from MODIS and ASTER sensors. *Remote Sensing of Environment*, **90**, 137–152.
- Jia, L., 2004 : Modeling heat exchanges at the land-atmosphere interface using multi-angular thermal infrared measurements. Ph. d., Wageningen university.
- Jia, L., Z. Li, M. Menenti, Z. Su, W. Verhoef, and Z. Wan, 2003 : A practical algorithm to infer soil and foliage component temperatures from bi-angular ATSR-2 data. *International Journal of Remote Sensing*, **24**, 4739–4760.
- Jia, L., M. Menenti, Z. Su, Z. L. Li, V. Djepa, and J. Wang, 2001 : Modeling sensible heat flux using estimates of soil and vegetation temperatures : the HEIFE and IMGRASS experiments. *Remote Sensing and Climate Modeling : Synergies and Limitations*, Kluwer Academic Publishers.

- Jones, A., I. Guch, and T. Vonder Haar, 1998a : Data assimilation of satellite-derived heating rates as proxy surface wetness data into a regional atmospheric mesoscale model. Part 1 : Methodology. *Monthly Weather Review*, **126**, 634–645.
- 1998b : Data assimilation of satellite-derived heating rates as proxy surface wetness data into a regional atmospheric mesoscale model. Part 2 : A case study. *Monthly Weather Review*, **3**, 646–667.
- Kanemasu, T., U. Rosenthal, R. Stone, and L. Stone, 1977 : Evaluation of an evapotranspiration model of corn. *J. of Agronomy*, **69**, 461–464.
- Kerr, Y., P. Waldteufel, J.-P. Wigneron, J. Martinuzzi, J. Font, and M. Berger, 2001 : Soil moisture retrieval from space : the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39**, 1729 – 1735.
- Kimes, D. and J. Kirchner, 1983 : Directional radiometric measurements of row-crop temperatures. *INT. J. Remote Sensing*, **4**, 299–311.
- King, D., C. Lebas, M. Jamagne, R. Hardy, and J. Draoussin, 1995 : Base de données géographiques des sols de France à l'échelle 1/1000000. *Rapport technique, INRA*,, 100pp.
- Klaassen, W., 1992 : Average fluxes from heterogeneous vegetated regions. *Boundary-Layer Meteorology*, **58**, 329–354.
- Kreis, W. and M. Raffy, 1993 : Milieu homogène équivalent pour l'étude des flux de chaleur sol-atmosphère par télédétection. *Hiérarchies et Echelles en Ecologie, Naturalia Publications*, 285–298.
- Kustas, W., B. Choudhury, K. Kunkel, and L. Gay, 1989 : Estimate of the aerodynamic roughness parameters over an incomplete canopy cover of cotton. *Agricultural and Forest Meteorology*, **46**, 91–105.
- Kustas, W. and C. Daughtry, 1990 : Estimation of the soil heat flux/net radiation ratio from spectral data. *Agricultural and Forest Meteorology*, **49**, 205–223.
- Kustas, W., T. Schmugge, K. Humes, T. Jackson, R. Parry, M. Weltz, and M. Moran, 1993 : Relationship between Evaporative Fraction and Remotely Sensed Vegetation Index and Microwave Brightness Temperature for Semiarid Rangelands. *Journal of Applied Meteorology*, **32**, 1781–1790.
- Kustas, W., X. Zhan, and T. Schmugge, 1998 : Combining Optical and Microwave Remote Sensing for Mapping energy Fluxes in a Semiarid Watershed. *Remote Sensing of Environment*, **64**, 116–131.
- Kustas, W. P., J. M. Norman, M. C. Anderson, and A. N. French, 2003 : Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship. *Remote Sensing of Environment*, **85**, 429–440.
- Labeled, J. and M. Stoll, 1991 : Spatial Variability of land Surface Emissivity in the Thermal Infrared Band : Spectral Signature and Effective Surface Temperature. *Remote Sens. Environ.*, **38**, 1–17.
- Lafleur, P. and W. Rouse, 1990 : Application of an energy combination model for evaporation from sparse canopies. *Agricultural and Forest Meteorology*, **49**, 135–153.

- Lagouarde, J.-P., K. McAneney, and A. Green : 1996, Détermination par la méthode de scintillométrie du flux de chaleur sensible moyen dans le cas d'une surface composite maïs/jachère. Ateliers de modélisation de l'atmosphère, Toulouse.
- Lakshmi, V. and J. Susskind, 2000 : Comparison of TOVS-derived land surface variables with ground observations. *Journal of Geophysical Research*, **105**, 2179–2190.
- Laurent, J., 1989 : Evaluation des paramètres thermiques d'un milieu poreux : optimisation d'outils de mesure in situ. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **32**, 1247–1259.
- Lettenmaier, D., D. Lohmann, E. Wood, and X. Liang : 1996, Pilps-2c Workshop Report, October 28-31, Princeton University, Princeton, N.J.
- Li, F., W. Kustas, M. Anderson, T. Jackson, R. Bindlish, and J. Prueger, 2006 : Comparing the utility of microwave and thermal remote sensing constraints in two-source energy balance modeling over an agricultural landscape. *Remote Sensing of Environment*, **101**, 315–328.
- Margulis, S. A. and D. Entekhabi, 2003 : Variational assimilation of Radiometric Surface Temperature and Reference-Level Micrometeorology into a Model of the Atmospheric Boundary Layer and Land Surface. *Monthly Weather Review*, **131**, 1272–1288.
- Mc Nider, R., A. Song, D. Casey, P. Wetzel, W. Crosson, and R. Rabin, 1994 : Toward a Dynamic-Thermodynamic Assimilation of Satellite Surface Temperature in Numerical Atmospheric Models. *Monthly Weather Review*, **122**, 2784–2803.
- Menenti, M., L. Jia, Z. L. Li, V. Djepa, J. Wang, M. Stoll, Z. Su, and M. Rast, 2001 : Estimation of soil and vegetation temperatures with directional thermal infrared observations : the IMGRASS, HEIFE and SGP'97 experiments. *Journal of Geophysical Research*, **106**, 11,997–12,010.
- Merlin, O., A. Chehbouni, Y. Kerr, and D. Goodrich, 2006 : A downscaling method for distributing surface soil moisture within a microwave pixel : Application to the Monsoon '90 data. *Remote Sensing of Environment*, **101**, 379–389.
- Merlin, O., A. Chehbouni, Y. Kerr, E. Njoku, and D. Entekhabi, 2005 : A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture : Application to SMOS configuration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **43**, 2036–2050.
- Monteith, J. : 1963, Gas exchange in plant communities. Environmental control of plant growth, L. Evans, ed., Academic press, New-York, volume 19, 205–234.
- 1965, Evaporation and the Environment. The State and movement of water in living organisms, S. S. E. Biol., ed., Academic press, New-York, volume 19, 205–234.
- Monteith, J., 1981 : Evaporation and surface temperature. *Quart. J. R. Met. Soc.*, **107**, 1–27.
- Moran, M., C. T.R., W. Kustas, M. Wertz, and S. Amer, 1994 : Evaluation of hydrologic parameters in a semiarid rangeland using remotely sensed spectral data. *Water Resources Research*, **30**, 1287–1297.
- Norman, J., M. C. Anderson, G. Diak, and J. Mecikalski : 1997, Regional estimates of surface fluxes using temperature differences from GOES thermal images. 7ème symposium

- international "Mesures physiques et signatures spectrales en télédétection", G. G. Phulpin and T., eds., Balkema, Rotterdam, The Netherlands, Courchevel, France, 401–411.
- Norman, J., W. Kustas, and K. Humes, 1995 : A two source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes from observations of directional radiometric surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, **77**, 153–166.
- Olioso, A., 1995 : Estimating the difference between brightness and surface temperatures for a vegetal canopy. *Agricultural and Forest Meteorology*, **72**, 237–242.
- Olioso, A., I. Braud, A. Chanzy, D. Courault, J. Demarty, L. Kergoat, E. Lewan, C. Ottlé, L. Prévot, W. Zhao, J. C. Calvet, P. Cayrol, R. Jongschaap, S. Moulin, J. Noilhan, and J. P. Wigneron, 2002a : SVAT modeling over the Alpilles-ReSeDA experiment : comparing SVAT models over wheat fields. *Agronomie*, **22**, 651–668.
- Olioso, A., I. Braud, A. Chanzy, J. Demarty, Y. Ducros, J. C. Gaudu, E. Gonzales-Sosa, E. Lewan, O. Marloie, C. Ottlé, L. Prévot, J. L. Thony, H. Autret, O. Bethenod, J. M. Bonnefond, N. Bruguier, J. P. Buis, J. C. Calvet, V. Caselles, H. Chauki, C. Coll, C. François, R. Goujet, R. Jongschaap, Y. Kerr, C. King, J. P. Lagouarde, J. P. Laurent, P. Lecharpentier, J. Mc Aneney, S. Moulin, E. Rubio, M. Weiss, and J. P. Wigneron, 2002b : Monitoring energy and mass transfers during the Alpilles-ReSeDA experiment. *Agronomie*, **22**, 597–610.
- Olioso, A., T. Carlson, and N. Brisson, 1996a : Simulation of diurnal transpiration and photosynthesis of a water stressed soybean crop. *Agricultural and Forest Meteorology*, **81**, 41–59.
- Olioso, A., H. Chauki, D. Courault, and J.-P. Wigneron, 1999 : Estimation of Evapotranspiration and Photosynthesis by Assimilation of Remote Sensing Data into SVAT Models. *Remote Sensing of Environment*, **68**, 341–356.
- Olioso, A., Y. Inoue, S. Ortega-Farias, J. Demarty, J.-P. Wigneron, I. Braud, F. Jacob, P. Lecharpentier, C. Ottlé, J.-C. Calvet, and N. Brisson, 2005 : Future directions for advanced evapotranspiration modeling : Assimilation of remote sensing data into crop simulation models and SVAT models. *Irrigation and Drainage Systems*, **19**, 377–412.
- Olioso, A., O. Taconet, and M. BenMehrez, 1996b : Estimation of Heat and Mass Fluxes from IR Brightness Temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **34**, 1184–1190.
- Ottlé, C., B. Coudert, B. Boudevillain, B. de Solan, D. Boisgontier, O. Deudon, J. Testud, E. Moreau, E. Lebouar, R. Ney, and H. Poulima : 2006, Monitoring root zone soil moisture using a 1D-SVAT model calibrated with METEOSAT8 thermal infrared data and forced with radar precipitation data. RAQRSII, J. Sobrino, ed., Valencia, Spain.
- Ottlé, C., Y. Sucksdorff, and M. BenMehrez, 1991 : Use of thermal infrared remote sensing for water budget studies. *Adv. Space Res.*, **11**, 163–167.
- Ottlé, C. and D. Vidal-Madjar, 1994 : Assimilation of soil moisture inferred from infrared remote sensing in a hydrological model over the HAPEX-MOBILHY region. *Journal of Hydrology*, **158**, 241–264.
- Passerat de Silans, A., B. A. Monteny, and J. P. Lhomme, 1997 : The correction of soil heat flux measurements to derive an accurate surface energy balance by the Bowen ratio method. *Journal of Hydrology*, **188-189**, 453–465.

- Paulson, C., 1970 : The mathematical Representation of Wind Speed and Temperature Profiles in the Unstable Atmospheric Surface Layer. *Journal of Applied Meteorology*, **9**, 857–861.
- Pellenq, J., J. Kalma, G. Boulet, G. M. Saulnier, S. Wooldridge, Y. Kerr, and A. Chehbouni, 2003 : A disaggregation scheme for soil moisture based on topography and soil depth. *Journal of Hydrology*, **276**, 112–127.
- Peres, L. F. and C. C. DaCamara, 2004 : Land surface temperature and emissivity estimation based on the two-temperature method : sensitivity analysis using simulated MSG/SEVIRI data. *Remote Sensing of Environment*, **91**, 377–389.
- Pitman, A., 1994 : Assessing the sensitivity of a land surface scheme to the parameter values using a single column model. *Journal of Climate*, **7**, 1856–1869.
- Prévo, L., Y. Brunet, K. Paw, and B. Seguin : 1993, Canopy Modelling for Estimating Sensible Heat Flux from Thermal Infrared Measurements. Workshop on Thermal Impacted Remote Sensing of the Energy and Water Balance over Vegetation in conjunction with other sensors, CEMAGREF, ed., La londe les Maures, 20-23 septembre 1993, 17–30.
- Raffy, M. and F. Becker, 1985 : An inverse problem occurring in remote sensing in the thermal infrared bands and its solutions. *Journal of Geophysical Research*, **90**, 5809–5819.
- 1986 : A stable iterative procedure to obtain soil surface parameters and fluxes from satellite data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **GE-24**, 327–333.
- Raupach, M., 1987 : A Lagrangian analysis of scalar transfer in vegetation canopies. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **113**, 107–120.
- Reichle, R. H., D. Mc Laughlin, and D. Entekhabi, 2001 : Variational data assimilation of microwave radiobrightness observations for land surface hydrology applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39**, 1708–1718.
- Salisbury, J. and D. D’Aria, 1992 : Emissivity of Terrestrial Materials in the 8-14 μm Atmospheric Window. *Remote Sens. environ.*, **42**, 83–106.
- Sandholt, I., K. Rasmussen, and J. Andersen, 2002 : A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sens. Environ.*, **79**, 213–224.
- S.B., I., R. Jackson, R. Reginato, B. Kimball, and F. Nakayama, 1975 : The Dependence of Bare Soil Albedo on Soil Water Content. *Journal of Applied Meteorology*, **14**, 109–113.
- Schmugge, T. and T. J. Jackson : 1996, Soil moisture variability. Scaling up in hydrology using remote sensing, R. F. J. B. Stewart, E.T. Engman and Y. Kerr, eds., Institute of Hydrology.
- Seguin, B., F. Becker, T. Phulpin, X. Gu, G. Guyot, Y. Kerr, C. King, J. Lagouarde, C. Otlé, M. Stoll, A. Tabbagh, and A. Vidal, 1999 : IRSUTE : a mini satellite for land surface flux estimation from the local field to the regional scale. *Remote Sensing Environment*, **68**, 357–369.
- Seguin, B., J.-P. Lagouarde, and M. Savane, 1991 : The assessment of regional crop water conditions from meteorological satellite thermal infrared data. *Remote Sens. Environ.*, **35**, 141–148.

- Sellers, P., B. Meeson, J. Closs, J. Collatz, E. Corprew, D. Dazlich, F. Hall, Y. Kerr, R. Koster, K. Mitchell, J. McManus, D. Myers, K.-J. Sun, and P. Try, 1996 : The ISLSCP Initiative I Global Datasets : Surface Boundary Conditions and Atmospheric Forcings for Land-Atmosphere Studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **77**, 1987–2005.
- Sellers, P.J. and Los, S.O. and Tucker, C.J. and Justice, C.O. and Dazlich, D.A. and Collatz, G.J. and Randall, D.A., 1996 : A Revised Land Surface Parameterization (SiB2) for Atmospheric GCMs. Part 2 : The Generation of global Fields of Terrestrial Biophysical Parameters from Satellite Data. *Journal of Climate*, **9**, 706–737.
- Shaw, R. H. and A. Pereira, 1982 : Aerodynamic roughness of a plant canopy : a numerical experiment. *Agricultural Meteorology*, **26**, 51–65.
- Shuttleworth, W. and R. Gurney, 1990 : The theoretical relationship between foliage temperature and canopy resistance in sparse crops. *Q. R. J. Meteorol. Soc.*, **116**, 497–519.
- Shuttleworth, W. and J. Wallace, 1985 : Evaporation from sparse crops-an energy combination theory. *Qurat. J. R. Met. Soc.*, **111**, 839–855.
- Snyder, W. and Z. Wan, 1998 : BRDF models to predict spectral reflectance and emissivity in the thermal infrared. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **36**, 214–225.
- Soares, J., R. Bernard, and D. Vidal-Madjar, 1987 : Spatial and temporal behaviour of a large agricultural area as observed from airborne C-band scatterometer and thermal infrared radiometer. *INT. J. Remote Sensing*, **8**, 981–996.
- Sobrino, J. and V. Caselles, 1990 : Thermal infrared radiance model for interpreting the directional radiometric temperature of a vegetative surface. *Remote Sens. Environ.*, **33**, 193–199.
- Sobrino, J. and M. E. Kharraz, 1999a : Combining afternoon and morning NOAA satellite for thermal inertia estimation 1. Algorithm and its testing with Hydrologic Atmospheric Pilot Experiment-Sahel data. *Journal of Geophysical Research*, **104**, 9445–9453.
- 1999b : Combining afternoon and morning NOAA satellites for thermal inertia estimation 2. Methodology and application. *Journal of Geophysical Research*, **104**, 9455–9465.
- Sobrino, J., Z.-L. Li, M. Stoll, and F. Becker, 1994 : Improvements in the split-window technique for land surface temperature determination. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **32**.
- Sobrino, J. and N. Raissouni, 2000 : Towards remote sensing methods for land cover dynamic monitoring : application to Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, **21**, 353–366.
- Sobrino, J. A., J. C. Jiménez-Munoz, and W. Verhoef, 2005 : Canopy directional emissivity : Comparison between models. *Remote Sensing of Environment*, **99**, 304–314.
- Sobrino, J. A. and M. Romaguera, 2004 : Land surface temperature retrieval from MSG1-SEVIRI data. *Remote Sensing of Environment*, **92**, 247–254.
- Sorooshian, S. and V. Gupta, 1993 : Model Calibration. *Computer Models of Watershed Hydrology*, 22–68.
- Spear, R. and G. Hornberger, 1980 : Eutrophication of peel inlet. II. Identification of critical uncertainties via Generalized Sensitivity Analysis. *Water Resour. Res.*, **14**, 43–49.

- Sutherland, R. and J. Bartholic, 1977 : Significance of vegetation in interpreting thermal radiation from a terrestrial surface. *Journal of Applied Meteorology*, **16**, 759–763.
- Taconet, O., 1987 : Analyse de la thermographie infrarouge satellitaire pour la modélisation de l'évaporation sur une région agricole. Thèse de doctorat d'état, Université de Paris-Sud.
- Taconet, O., R. Bernard, and D. Vidal-Madjar, 1986 : Evapotranspiration over an Agricultural Region Using a Surface Flux/Temperature Model Based on NOAA-AVHRR Data. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **25**, 284–307.
- Thom, A., 1971 : Momentum absorption by vegetation. *Quart. J. R. Met. Soc.*, **97**, 414–428.
— 1972 : Momentum, mass and heat exchange of vegetation. *Quart. J. R. Met. Soc.*, **98**, 124–134.
- Troufleau, D., 1996 : Estimation du flux de chaleur sensible sur couverts épars par télédétection infrarouge thermique et multicapteur. Application aux zones arides et semi-arides. discipline : sciences de l'eau, Ecole nationale du génie rural, des eaux et forêts.
- Troufleau, D., J. Lhomme, B. Monteny, A. Chehbouni, and A. Vidal, 1997 : Sensible heat flux and radiometric surface temperature over sparse Sahelian vegetation 1. An experimental analysis of the kB^{-1} parameter. *Journal of Hydrology*, **188-189**, 815–838.
- Van de Griend, A., P. Camillo, and R. Gurney, 1985 : Discrimination of Soil Physical Parameters, Thermal Inertia and Soil Moisture from Diurnal Temperature Fluctuations. *Water Resources Research*, **21**, 997–1009.
- Van de Griend, A. and P. O'Neill : 1986, discrimination of soil hydraulic properties by combined thermal infrared and microwave remote sensing,. IGARSS'86 Symposium, S.-. ESA, ed., ESA Publications division, Zürich, 8-11 September 1986.
- Van de Griend, A. and M. Owe, 1993 : On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. *INT. J. Remote Sensing*, **14**, 1119–1131.
- Van Genuchten, M., 1980 : A Closed Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **44**, 892–898.
- Van Genuchten, M. and D. Nielsen, 1985 : On describing and predicting the hydraulic properties of unsaturated soils. *Annales Geophysicae*, **3**, 615–628.
- Verhoef, A., 2004 : Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil. *Agricultural and Forest Meteorology*, **123**, 221–236.
- Verhoef, W., 1984 : Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modelling : the SAIL model. *Remote Sens. Environ.*, **16**, 125–141.
- Verstraeten, W., F. Veroustraete, C. van der Sande, I. Grootaers, and J. Feyen, 2006 : Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal spaceborne data, validated for european forests. *Remote Sensing of Environment*, **101**, 299–314.
- Vidal, A., P. Duthil, C. Ottlé, V. Caselles, A. Yague, and J. Murtagh : 2002, MUST : a medium scale surface temperature mission dedicated to environment and agriculture.
- Wan, Z. and J. Dozier, 1989 : Land-Surface Temperature Measurement from Space : Physical Principles and Inverse Modeling. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **27**, 268–278.

- Wang, J. and R. L. Bras, 1999 : Ground heat flux estimated from surface soil temperature. *Journal of Hydrology*, **216**, 214–226.
- Wetzel, P., D. Atlas, and R. Woodward, 1984 : Determining soil moisture from geosynchronous satellite infrared data : a feasibility study. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **23**, 375–391.
- Wetzel, P. and J.-T. Chang, 1998 : Evapotranspiration from Nonuniform Surfaces : A First Approach for Short-Term Numerical Weather Prediction. *Monthly Weather Review*, **116**, 600–621.
- Wetzel, P. and R. Woodward, 1987 : Soil moisture estimation using GOES-VISSR Infrared data : A case study with a simple statistical method. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **26**, 107–117.
- Wilson, M., A. Henderson-Sellers, R. Dickinson, and P. Kennedy, 1987 : Sensitivity of the Biosphere-Atmosphere-Transfer Scheme to the inclusion of variable soil characteristics. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **26**, 341–362.
- Young, P., 1978 : General theory of modeling badly defined systems. Modelling, identification and control in environmental systems, G. Vansteenkiste, Amsterdam, North Holland.
- Y.P., W., R. Leuning, H. Cleugh, and P. Coppin, 2001 : Parameter estimation in surface exchange models using non linear inversion : how many parameters can we estimate and which measurements are most useful? *Global Change Biology*, **7**, 495–510.
- Zammit, C., 1999 : Analyse et évolution des paramètres des caractéristiques hydrodynamiques des sols. Prédiction par un modèle analytique à base physique à partir de données texturales. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier Grenoble 1.

Apport des mesures de température de surface par télédétection infrarouge thermique pour la modélisation des échanges d'énergie et d'eau à l'interface sol végétation atmosphère

Résumé

La représentation numérique des transferts d'énergie et de masse à l'interface entre le sol, la végétation et l'atmosphère (modèle TSVA) permet de modéliser le fonctionnement des surfaces végétales à différentes échelles spatiales et temporelles. Le modèle SEtHyS utilisé pour ce travail de thèse est un modèle bicouche simple basé sur le formalisme de Deardorff ("force-restore") dont la trajectoire doit être régulièrement corrigée. Cette étude a eu pour objectif de déterminer comment la température de la surface (sol et couvert végétal) peut contraindre ce type de modèle dans le but de suivre le bilan d'énergie et d'eau à l'interface SVA.

La température de surface est, en effet, une variable clé représentative de l'ensemble des processus d'échange et de la répartition des flux de surface entre flux de chaleur sensible, latente et flux de conduction de la chaleur dans le sol. Cette variable peut être estimée grâce à la télédétection infrarouge thermique (IRT) de façon régulière et à différentes échelles de temps et d'espace. Le lien entre les températures du sol et de la végétation et la température de surface mesurée par radiométrie est alors assuré par un modèle de transfert radiatif permettant de simuler cette variable dans la configuration de la mesure instrumentale.

Une première étape du travail a consisté à étudier l'apport de la température de surface IRT au niveau local de la parcelle agricole pour étalonner les paramètres du modèle SEtHyS. Celle-ci a ensuite conduit au développement d'une méthodologie d'étalonnage basée sur la connaissance du cycle diurne de la température de surface mettant en avant l'intérêt de mesures à haute résolution temporelle. La méthode proposée a ensuite été adaptée et étendue au cas du paysage hétérogène avec les mesures basse résolution spatiale ($5 \times 3 \text{ km}$), haute résolution temporelle (quart horaire) du capteur SEVIRI de météosat 8 (MSG2). L'approche repose sur l'agrégation des contributions locales du modèle SEtHyS, spatialisé sur une zone agricole, à l'échelle du pixel MSG et sur l'étalonnage local des paramètres du modèle. Les résultats, montrent l'intérêt d'assimiler les caractéristiques de la dynamique du cycle diurne de la température de surface pour le suivi du bilan d'énergie et d'eau plutôt que des mesures point à point. A l'échelle du paysage hétérogène, la gestion des contraintes spatiales sur les paramètres du modèle ouvre des perspectives intéressantes d'évolution et d'amélioration de la méthodologie proposée.