UTILISATION CONJOINTE DU MODÈLE STICS ET DE DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION OPTIQUE POUR LA DÉTERMINATION DES PRATIQUES CULTURALES (SEMIS, APPORTS D'AZOTE) EN RÉGIONS MÉDITERRANÉENNES

Rachid HADRIA[1*], Albert OLIOSO[1, 2], Benoît DUCHEMIN[3], Françoise RUGET[1, 2], Marie WEISS[1, 2], Vincent RIVALLAND[1,2,3], Martine GUÉRIF[1, 2], Saïd KHABBA[4], Abderrahmane LAHROUNI[4], Patrice LECHARPENTIER[1, 2], Frédéric BARET[1, 2], Marie LAUNAY[5]

[1]INRA, UMR1114, Environnement Méditerranéen et Modélisation des Agro-Hydrosystèmes, Domaine Saint-Paul, Site Agroparc, F-84914 Avignon, France.Courriel : r.hadria@gmail.com, olioso@avignon.inra.fr, ruget@avignon.inra.fr, weiss@avignon.inra.fr, rivalland@avignon.inra.fr, martine.guerif@avignon.inra.fr, Patrice.Lecharpentier@avignon.inra.fr, baret@avignon.inra.fr Téléphone : (+33) 04 32 72 24 05*

[2]Université d'Avignon, UMR1114, Environnement Méditerranéen et Modélisation des Agro-Hydrosystèmes, Domaine Saint-Paul, Site Agroparc, F-84914 Avignon, France

3-CESBIO – Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, 18 Avenue Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse cedex 9, France. Courriel : benoit.duchemin@cesbio.cnes.fr Téléphone : (+33) 5.61.55.66.70

4-Faculté des Sciences Semlalia, Université Cadi Ayyad, Avenue Prince My Abdellah, BP 2390, Marrakech, Maroc khabba@ucam.ac.ma, lahrouni@ucam.ac.ma Téléphone : (+212) 24 43 16 26

5-INRA, US1116, Agroclim, Domaine Saint-Paul, Site Agroparc, F-84914 Avignon, France mlaunay@avignon.inra.fr

Soumis le 29 février 2008 ; accepté le 18 mai 2010 - © *Revue Télédétection*, 2010, vol. 9, n° 2, p. 82-96

Résumé :

Cette étude consiste à utiliser les données de télédétection pour obtenir des informations spatialisées sur les dates de semis et sur la fertilisation de la culture de blé dans la région des Alpilles dans le Sud-Est de la France. Le travail a été réalisé en trois étapes:

1) L'indice foliaire (LAI, Leaf Area Index) a été estimé à partir des données de télédétection aéroportée acquises par le capteur PolDER lors de l'expérience Alpilles-ReSeDA. La comparaison du LAI estimé à l'aide du couplage des modèles PROSPECT et SAIL et celui mesuré sur le terrain montre un accord modéré entre estimations et observations (RMSE = 1,30). La prise en compte de l'ensemble des surfaces vertes de la plante (PAI, Plant Area Index), et non pas seulement des feuilles (LAI), permet d'améliorer significativement les résultats (RMSE = 0,41).

2) Le modèle de cultures STICS a été calibré à partir des données collectées sur une parcelle et validé à partir de celles de cinq autres parcelles différant par leurs dates de semis et leurs pratiques culturales. Cette partie de l'étude montre la robustesse du modèle malgré la légère sous estimation du LAI dans le cas des parcelles les plus développées.

3) Un grand nombre de simulations a été effectué en faisant varier les dates de semis, les calendriers et les quantités d'azote apportées. Les LAI simulés ont été comparés à ceux estimés à partir des données de télédétection pour retrouver les scénarios qui reproduisent au mieux les LAI estimés puis déterminer les dates de semis et les quantités d'azote de chaque parcelle. Les résultats sont très bons pour les dates de semis, avec une erreur inférieure à une semaine, tandis que les quantités d'azote simulées sont surestimées par rapport à celles réellement apportées. Sur ce dernier volet, les perspectives d'améliorations de la méthode sont discutées.

***Mots-clés** : modèle de cultures, STICS, Indice foliaire, reflectances, pratiques culturales, blé*

Combined use of the STICS crop model and optical remote sensing data to retrieve agricultural practices (sowing date, nitrogen supply) in Mediterranean regions

Abstract

Crop model is an efficient tool to evaluate the impacts of crop managements on the plants growing. When one wants to assess crop production over a large agricultural area by using such tool, he faces the difficulty of gathering input information for each agricultural units (or fields). Meteorological forcing may be measured in a nearby meteorological station and soil information may be obtained from an existent soil map. The problem is more complex when considering agricultural practices such as sowing date, nitrogen or irrigation supplies, since this information cannot be acquired in a simple way. In the present study, we try to use remote sensing information for deriving spatialized information on sowing date and nitrogen supply for durum wheat cultivated in a small agricultural area, the Alpilles test site, in the South East of France.

1) Leaf Area Index (LAI) was estimated every two or three weeks from remote sensing data acquired by the airborne PolDER sensor in the frame of the Alpilles-ReSeDA experiment. A recently developed algorithm based on coupling PROSPECT and SAIL models was used. LAI estimations were compared to ground measurements of leaf area showing a good agreement (RMSE = 1.30). Accounting for of the PAI (Plant Area Index) instead the LAI improves significantly the results (RMSE=0.41) since the PAI take into account all plants green organs (leafs, stems and ears).

2) The STICS crop model was used to simulate crop growth and yield in relation to meteorological data and nitrogen supplies. It was first calibrated on the data acquired in one field in order to account for the characteristics of the cultivar used in the area. It was then validated against LAI and biomass data acquired in five other fields encompassing large ranges of sowing date and nitrogen supplies. This comparison showed a general agreement despite some underestimations for the largest simulated LAI.

3) A large number of simulations was done by changing the sowing date and the calendar of nitrogen supplies. Simulated LAI were compared to the remote sensed estimation in order to select the simulation scenarios which were giving the best matches and to determine the most probable date of sowing and nitrogen supply calendar for each fields. The results were very good for the sowing date, with an error lower than one week, while they were more contrasted for nitrogen supplies. Concerning the last point, recommendations were discussed to improve developed method.

Keywords*: crop modelling, STICS, leaf area index, reflectances, agricultural practices*

1. INTRODUCTION

Les modèles de cultures représentent les interactions entre le sol, la plante et l'atmosphère afin : 1) de prévoir la production de biomasse et sa répartition dans les différents organes de la plante et notamment dans les grains ; 2) de simuler la réponse d'une culture à des stress environnementaux (ex. sécheresse) ou à des parcours agronomiques variés ; 3) d'analyser l'impact des cultures et des pratiques culturales sur l'environnement (pollutions agricoles, utilisation de l'eau…). Leur application à une échelle régionale permettrait d'apporter des éléments de réponse à certaines questions que se posent les gestionnaires agricoles et environnementaux. Les modèles, couplés à des informations spatialisées, pourraient en particulier être utiles à l'analyse des systèmes de production actuels en permettant d'étudier les relations entre la production à l'échelle d'une petite région agricole et la consommation en eau ou le rejet de nitrate dans l'hydrosystème, s'inscrivant ainsi dans une démarche de mise en place d'une production agricole viable et respectueuse de l'environnement.

La télédétection permet d'estimer les variations spatiale et temporelle de certaines variables biophysiques clefs du système sol-plante comme l'indice foliaire et l'évapotranspiration (Asrar, 1984 *et al.*, Moulin *et al.* 1998, Kite et Droogers 2000, Farah et Bastiaanssen 2001, Duchemin *et al.* 2006). Elle permet également de suivre l'état hydrique du sol en estimant sa teneur en eau (Zribi *et al.*, 2005). Ces informations peuvent être introduites en entrée des modèles fournissant ainsi des simulations spatialisées. Différentes techniques ont été développées pour contrôler les modèles à partir de ces estimations: forçage, étalonnage, assimilation séquentielle ou variationnelle (Delécolle *et al.* 1992, Kergoat *et al.* 1995, Olioso *et al.* 1999, Weiss *et al.* 2001, Clevers *et al.* 2002, Pellenq et Boulet 2004, Olioso *et al.* 2005, Jongschaap 2006, Hadria *et al.* 2006, de Wit et van Diepen 2007). Cependant, la mauvaise connaissance de certaines données d'entrées des modèles est une limite à leur utilisation opérationnelle (Guérif et Duke 1998, Moulin et Guérif 1999, Duchemin *et al.* 2007). Ce problème est particulièrement critique en ce qui concerne les itinéraires techniques (semis, fertilisation, irrigation), qui ne peuvent être déterminés précisément lors d'études régionales, même si de nouvelles perspectives sont offertes par l'utilisation de séries temporelles d'images à haute résolution spatiale et temporelle (Duchemin *et al.* 2008).

Les méthodes d'assimilation de données permettent de retrouver des paramètres ou des valeurs initiales des variables d'état des modèles qui ne sont pas directement accessibles par télédétection. Par conséquent, elles pourraient être utilisées pour obtenir des informations sur les pratiques culturales. Kergoat *et al.* (1995), Guérif et Duke (1998) ont par exemple proposé d'estimer les dates de semis ; Vidal *et al.* (1987), Olioso *et al.* (2005) ont proposé d'estimer des dates,

fréquences et doses d'irrigation tandis que Houlès *et al.* (2007) ont développé des méthodes pour calculer le déficit d'absorption d'azote et par conséquent faire des recommandations d'apport d'azote.

Le travail présenté dans cet article s'inscrit dans cette démarche générale et vise à estimer les dates de semis et les doses d'azote apportées à des cultures de blé dur en comparant les simulations d'indice foliaire réalisées au moyen du modèle STICS (Brisson *et al*. 2003) à des estimations obtenues à partir de données de télédétection PolDER aéroporté. Notre intérêt pour ces deux variables s'explique par leur importance à différents niveaux : la date de semis est par exemple une entrée principale des modèles de cultures. La connaissance de cette variable à l'échelle d'une région servirait aux décideurs agricoles pour connaître a priori l'occupation des sols et faire leurs prévisions. L'azote est aussi déterminant dans la modélisation agronomique. Il est également important de connaitre les quantités apportées afin de mieux évaluer l'impact des pratiques culturales sur l'environnement. Nous n'avons pas étudié ici l'influence spécifique de l'irrigation qui a été étudiée précédemment par Olioso *et al.* (2005), en considérant des données infrarouges thermiques. Dans cet article, nous présentons dans un premier temps les données expérimentales (acquises lors de l'expérience Alpilles-ReSeDA, (Prévot *et al.* 1998), la méthode d'estimation de l'indice foliaire (LAI) à partir des données de télédétection, puis la méthode permettant de retrouver des informations sur les pratiques culturales en comparant les simulations par STICS et les estimations de LAI par télédétection. Dans un second temps nous discutons les résultats obtenus.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1. Les données de l'expérience Alpilles-ReSeDA

L'expérience Alpilles-ReSeDA a été réalisée à proximité de la chaîne des Alpilles, à une vingtaine de kilomètres au sud d'Avignon (Sud-Est de la France, 43° 47' N et 4° 45'E) entre octobre 1996 et Novembre 1997. L'objectif général de cette expérience était de développer des méthodes d'assimilation de données de télédétection multi longueur d'onde et multi temporelle dans les modèles de cultures et de transfert sol-végétation-atmosphère (Prévot *et al.*, 1998). L'expérience a permis de collecter des observations de terrain sur le sol et la végétation, ainsi que des données de télédétection aéroportées et satellitaires pour des cultures d'hiver et d'été (Baret 2002, Olioso *et al.* 2002, Jacob *et al.* 2002a et b). La région test d'Alpilles-ReSeDA couvrait une surface de 4 km par 5 km cultivée en blé (30%), tournesol (20%), verger (15%), maraîchage et fourrage. Pour cette étude, nous avons utilisé les mesures de terrain collectées sur 6 parcelles de blé. Des informations ont également été acquises à l'échelle de la zone d'étude, qui comprenait 92 parcelles de blé, par télédétection aéroportée (capteur PolDER), par enquête auprès des agriculteurs et à partir de documents cartographiques (carte des sols en particulier). Les données météorologiques ont été acquises par une station météorologique installée au centre de la zone d'étude.

Au niveau des six parcelles de blé (numérotées 101, 120, 208, 210, 214, 300 selon Olioso *et al.* 2002), des mesures des propriétés hydrodynamiques du sol ont permis d'estimer les points de flétrissement et les capacités au champ. L'indice foliaire et la biomasse aérienne ont été mesurés une à quatre fois par mois par des mesures destructives. Pour chaque parcelle, la partie aérienne des plantes a été prélevée sur six emplacements de 0,25 m² (échantillon), séchée à l'étuve avant d'être pesée. La surface foliaire a été mesurée sur les mêmes échantillons au moyen d'un planimètre optique. Pour les parcelles 101, 120 et 214, des mesures supplémentaires de dimension d'organes ont été réalisées sur des sous-échantillons : longueur et diamètre des tiges, longueur et diamètre des épis. Ces mesures ont été utilisées pour calculer des surfaces de tige et d'épis qui, additionnées aux surfaces foliaires, permettent de déterminer un indice de surface végétale totale (PAI = Plant Area Index). Le travail de Weiss *et al.* (2001) montre en effet que les surfaces d'organes autres que les feuilles sont susceptibles d'influencer significativement les réflectances spectrales. Des informations détaillées sur les itinéraires techniques ont été acquises auprès des agriculteurs pour chacune des 6 parcelles (date de semis et de récolte, calendrier de fertilisation et de traitement phytosanitaire).

A l'échelle de la zone d'étude, les données de télédétection (réflectances) ont été acquises dans le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge à 16 dates différentes au moyen du radiomètre multi-angulaire PolDER installé à bord d'un avion volant à 3000 m d'altitude (Leroy *et al.* 2002). Les traitements réalisés (corrections radiométriques, atmosphériques et géométriques) ont permis d'obtenir des images avec une résolution au sol de 20 m avec une très bonne superposabilité multitemporelle des données, ainsi qu'une bonne qualité radiométrique dans les trois canaux centrés à 550, 670 et 865 nm (largeur de bande de 40 nm) pour l'ensemble des azimuts (0 – 360°) et des zéniths (0 – 50°) de visée (le nombre de données directionnelles varie entre une dizaine et une cinquantaine selon les pixels considérés). Une description détaillée de ces données et de leur traitement est donnée par Jacob *et al.* (2002a et b) et Leroy *et al.* (2002). Les informations sur les pratiques agricoles ont été collectées par enquête au niveau de 6 exploitations agricoles, ce qui correspond à 24 parcelles de la zone d'étude. Ces informations sont principalement relatives aux dates de semis et à la fertilisation (les données disponibles étant à l'échelle de chaque exploitation, elles ne peuvent être localisées explicitement).

2.2. Estimation de l'indice foliaire par télédétection

L'indice foliaire a été cartographié à partir des données de télédétection pour chaque date d'acquisition. Nous avons utilisé l'algorithme d'inversion par réseau de neurones développé à l'origine par Weiss et Baret (1999) pour estimer les

LAI à partir des données du capteur VEGETATION et adapté au capteur PolDER par Weiss *et al.* (2002a). La méthodologie utilisée fournit un compromis entre une approche très empirique basée sur l'établissement de relations à partir de données expérimentales et une approche d'inversion de modèles de transfert radiatif utilisant des techniques d'optimisation. Cet algorithme est fondé d'une part sur un apprentissage des réseaux de neurones à partir d'une base de données simulées, et d'autre part sur une normalisation des données multidirectionnelles délivrées par PolDER au moyen d'un modèle analytique décrivant la fonction de distribution directionnelle des réflectances (BRDF : *Bidirectional Reflectance Distribution Function*). Cette deuxième étape permet de s'affranchir de la variabilité des conditions d'acquisition (nombre d'observations et direction d'observation) des données par PolDER aéroporté qui diffèrent d'un pixel à l'autre et d'une date à l'autre en ne conservant que les réflectances au nadir et les réflectances hémisphériques. Le LAI à l'échelle d'une parcelle a été finalement obtenu en calculant la valeur moyenne des LAI de tous les pixels qui appartiennent à cette parcelle. La qualité de l'estimation des LAI sera évaluée par comparaison aux mesures (LAI et PAI) qui ont été présentées en 2.1.

2.2.1. Apprentissage des réseaux de neurones

La base d'apprentissage des réseaux de neurones a été établie en utilisant un modèle de transfert radiatif combinant les modèles SAIL pour le couvert végétal (Verhoef, 1984), PROSPECT pour les feuilles (Jacquemoud et Baret, 1990) et SOILSPECT pour la surface du sol (Jacquemoud *et al.* 1992). Ces modèles reproduisent les réflectances spectrales de couverts végétaux comme le blé avec une assez bonne précision en général, ce qui est en fait une combinaison grandement utilisée par la communauté scientifique (Nouvellon *et al.* 2001; Demarty *et al.* 2004). Le modèle PROSPECT permet de calculer les spectres de réflectance et de transmittance des feuilles (entre 0,4 et 2,4 µm) à partir d'information sur la structure des feuilles (« indice de structure »), leur teneur en chlorophylle, leur épaisseur équivalente en eau et leur teneur en matière sèche. Le modèle SOILSPECT simule la variation directionnelle de la réflectance du sol (paramètres de rugosité et de fonction de phase), la variation spectrale étant prise en compte par l'albédo de simple diffusion. Le modèle SAIL permet de simuler les réflectances spectrales bi-directionnelles des surfaces à partir d'une description physique du transfert radiatif au sein des couverts végétaux. Il considère des couverts homogènes et nécessite en entrée des informations sur l'architecture du couvert (indice foliaire, distribution des inclinaisons foliaires), les propriétés optiques des feuilles (qui sont ici simulées au moyen de PROSPECT), les réflectances de surface du sol (bidirectionnelle, directionnelle hémisphérique et bi-hémisphérique simulées au moyen de SOISLPECT) et les caractéristiques géométriques de l'acquisition (directions solaire et de visée).

Une base d'apprentissage des réseaux de neurones, regroupant les réflectances hémisphériques et au nadir dans trois canaux (vert, rouge et proche infrarouge), a été établie en effectuant 5000 simulations du modèle couplé SAIL-PROSPECT avec des paramètres d'entrée choisis aléatoirement selon les distributions décrites dans le Tableau 1. Ces lois de distributions ont été choisies afin de représenter au mieux les cas les plus probables dans nos simulations. Lorsque nous n'avions aucune information a priori sur ces lois, elles ont été choisies uniformes entre des valeurs extrêmes réalistes. Par contre, dans le cas de PROSPECT, il semblait plus réaliste de simuler des fonctions gaussiennes qui permettent de prendre en compte, avec un poids moins important, des cas extrêmes rares mais possibles. Les sorties du modèle (réflectances bidirectionnelles) ont été intégrées sur les bandes de mesure du capteur PolDER en tenant compte de sa réponse spectrale. Les réflectances hémisphériques ont été obtenues à partir des réflectances bi-directionnelles simulées dans 24x24 directions permettant une intégration de Gauss. Les réflectances au nadir ont été simulées en considérant une acquisition à la verticale. Cette base de données a été divisée en trois sous-jeux indépendants (Weiss et Baret, 1999): la base d'apprentissage proprement dite (3000 cas), un jeu d'hyperspécialisation (1000 cas) permettant d'arrêter l'apprentissage afin qu'il ne soit pas trop spécialisé (Sarle, 1995) et la base de validation (1000 cas) permettant d'évaluer les performances théoriques des réseaux appris, évaluées à 0.06 en termes d'erreur au sens des moindres carrés.

L'apprentissage des réseaux de neurones a été effectué au moyen de l'algorithme de rétro-propagation de la boite à outil 'réseaux de neurones' du logiciel Matlab (Demuth and Beale 2005) avec trois couches (entrée, cachée, sortie). Les données d'entrée étaient composées des trois réflectances hémisphériques (vert, rouge, proche infrarouge), des trois réflectances au nadir et de l'angle zénithal solaire. L'angle zénithal solaire a été inclus de sorte à pouvoir appliquer le même réseau de neurones à des dates différentes. La couche de sortie comprend les indices foliaires des couverts. Afin de s'affranchir d'un effet des valeurs des poids et biais initiales lors de l'apprentissage du réseau de neurones, 50 apprentissages ont été réalisés correspondant à 50 initialisations des poids et des biais des réseaux. Le LAI estimé a été calculé comme la médiane des cinquante solutions.

2.2.2. Normalisation des données PolDER et application des réseaux de neurones

Une normalisation directionnelle des données PolDER a été effectuée pour calculer la réflectance au nadir et la réflectance hémisphérique dans chacun des canaux (données en entrée du réseau de neurones). Pour cela, nous avons utilisé le modèle paramétrique de BRDF développé par Walthall *et al.* (1985). Ce modèle est facile à mettre en œuvre à partir des données PolDER et fourni des résultats de qualité presque équivalente au modèle MRPV de Engelsen *et al.* (1996) qui a été utilisé dans l'étude originale de Weiss *et al.* (2002a). La qualité du modèle de Walthall a été évaluée à plusieurs reprises par rapport à d'autres modèles de BRDF (cf. Wanner *et al.* 1997, Weiss *et al.* 2002b). Une fois cette normalisa-

tion effectuée, l'algorithme de réseaux de neurones a été appliqué à l'ensemble des données disponibles (soit les 16 dates d'acquisition).

Tableau 1. Loi de distribution des variables utilisées en entrée des modèles pour construire la base d'apprentissage des réseaux de neurones. Les variations des caractéristiques des feuilles et des sols ont été respectivement extraites de la base de données LOPEX (Hosgood *et al.* 1995) et de Jacquemoud *et al.* (1992).

Table 1. Distribution of the input variables of the models used to generate the training database of neural networks. The characteristic variations of leafs and soils were respectively extracted from the LOPEX database (Hosgood et al. 1995) and from Jacquemoud et al. (1992).

Entrée du modèle	Loi de distribution
Variables de structure	
Indice foliaire LAI	Uniforme, [0 - 6]
Inclinaison moyenne des feuilles	Uniforme, [15° - 75°]
Paramètre de 'hot-spot'	Uniforme, [0.01 - 1]
Propriétés des feuilles	
Teneur en chlorophylle ($\mu g.cm^{-2}$)	Gaussienne, [min =10, max=80, moyenne = 50, écart-type = 16]
Epaisseur équivalente en eau (cm^{-1})	Gaussienne, [min=0.005, max=0.025, moyenne = 0,01, écart-type = 0,0024]
Teneur en matière sèche ($g.cm^{-2}$)	Gaussienne, [min=0.002, max=0.011, moyenne = 0,005, écart-type = 0,001]
Paramètre de structure de feuille	Gaussienne, [min=1.1, max=2.5, moyenne = 1,63, écart-type = 0,26]
Réflectance du sol	
Rugosité	Uniforme, [0 – 0,03]
1er Paramètre de la fonction de phase	Uniforme, [-1,8 – 1,8]
2eme Paramètre de la fonction de phase	Uniforme, [0.05 - 1]
Albedo de simple diffusion	Extrait de Jacquemoud *et al.*, 1992
Directions solaire	
Jour de l'année	Uniforme, [1 - 365]
Latitude	Uniforme, [0° - 67°]

2.3. Mise en œuvre du modèle STICS et détermination des itinéraires techniques

2.3.1. Le modèle STICS

Le modèle STICS (Simulateur mulTIdisciplinaire pour des Cultures Standards), développé à l'Institut National de la Recherche Agronomique d'Avignon en France depuis 1996, est un modèle générique de fonctionnement des cultures conçu comme un outil de simulation opérationnel en conditions agricoles (Brisson *et al.* 1998, 2002, 2003). Son objectif principal est de simuler les effets liés au climat, au sol, aux techniques culturales et à la plante, sur la production (qualité et quantité) ainsi que sur l'environnement (pertes d'eau et de nitrate). Les principaux processus simulés sont le développement et la croissance du couvert puis les bilans hydrique et azoté dans le sol et dans la plante. Ses données d'entrée sont relatives au climat (température de l'air, rayonnement solaire, vitesse du vent, précipitation), à la plante (paramètres variétaux), au sol (humidité à la capacité au champ et au point de flétrissement, texture) et aux pratiques agricoles (semis, irrigation, fertilisation). Le sol est considéré comme une succession de couches horizontales, chacune caractérisée par ses teneurs en eau ainsi qu'en azote minéral et organique. Les racines, qui assurent l'interaction plante–sol, sont caractérisées par leur distribution en longueur dans le profil du sol. La croissance des plantes est établie d'après le bilan de carbone. La température et la photopériode contrôlent la phénologie de la culture. Le module de développement est utilisé pour simuler la dynamique de l'indice foliaire et définir les dates d'occurrence des principaux stades phénologiques.

STICS a une structure modulaire: il est organisé sous forme de plusieurs modules représentant chacun un ou plusieurs processus liés au système sol-plante-atmosphère. Chaque module fait appel à un certain nombre de sous-programmes (ou sous modules) traitant des mécanismes spécifiques. Un premier ensemble, de trois modules, traite de

l'écophysiologie des parties aériennes des plantes (développement, croissance aérienne, élaboration du rendement), un second ensemble de quatre modules décrit le fonctionnement du sol en interaction avec les parties souterraines des plantes (croissance racinaire, bilan hydrique, bilan azoté, transferts). A l'interface se trouve un module de gestion des interactions entre les techniques culturales et le système sol-culture, qu'il s'agisse des apports d'eau ou d'engrais. STICS est écrit en FORTRAN 77 et tourne sur un micro-ordinateur standard compatible PC dans un environnement convivial sous Windows (interface utilisateur WINSTICS). Une version qui fonctionne sous UNIX est aussi disponible. La structure modulaire de STICS facilite son évolution en fonction de la disponibilité de nouvelles connaissances dans le domaine de la modélisation agronomique. Le choix de ce modèle pour cette étude s'intègre dans le contexte de son évaluation et de l'exploration de toutes les opportunités qu'il pourrait apporter. Ce choix est aussi renforcé par la qualité des résultats présentés dans nombreux travaux sur la culture de blé et sous différentes conditions agro-météorologiques (ex : Brisson *et al*., 2005; Ruget *et al*., 2002; Rodriguez *et al*., 2004, Hadria *et al*., 2006, 2007).

La version de STICS utilisée dans cette étude simule la biomasse aérienne totale sans tenir compte de sa répartition dans les différents organes (allocations vers les tiges, épis et feuilles vertes). Pour calculer la biomasse de ces organes, nous avons adopté la méthode développée par Weiss *et al.* (2001). Cette méthode consiste à calculer la fraction de biomasse allouée aux tiges et aux épis à partir de la biomasse produite calculée à son tour à partir de la surface foliaire. La méthode calcule également la quantité de feuilles vertes et jaunes en fonction du stade de développement de la culture. Toutes ces informations ont été utilisées pour obtenir l'indice de surface de la plante PAI (*Plant Area Index*) qui inclut la surface totale de tous les éléments verts de la plante.

2.3.2. Détermination des itinéraires techniques

La détermination des itinéraires techniques se fonde sur une confrontation des simulations du modèle STICS aux données de télédétection. Pour cela, nous avons adopté une méthodologie en trois étapes:

A- le modèle STICS est calibré puis validé à partir des données de terrain pour assurer le réalisme des simulations ;

B- le modèle STICS est mis en œuvre pour de nombreux scénarios d'itinéraires techniques (semis, fertilisation et irrigation) de sorte à simuler une grande gamme de conduites culturales possibles;

C- les LAI simulés dans les différents scénarios sont comparés aux LAI estimés par télédétection dans le but de retenir les scénarios les plus plausibles défini ici comme ceux qui donnent les meilleurs accords entre les simulations (STICS) et les estimations (PolDER).

A- Le modèle a tout d'abord été calibré sur une parcelle de référence (parcelle 120) en jouant sur les paramètres de phénologie (seuils de températures cumulées) pour ajuster la trajectoire du LAI simulé par rapport aux mesures de terrain. Cette calibration de la dynamique du LAI simulé par le modèle se traduit simultanément par l'amélioration de l'accord entre les simulations et les mesures *in situ* de la biomasse aérienne. Par contre, le calcul du PAI a pour sa part dû être modifié en ajustant la valeur de surface spécifique des tiges et des épis à 0,0016 $m^2\ g^{-1}$ au lieu de 0.0034 $m^2\ g^{-1}$ initialement proposé par Weiss *et al*., (2001). Après l'ajustement de cette valeur, le modèle calibré a été appliqué aux autres parcelles d'étude (parcelles 101, 208, 210, 214 et 300) pour évaluer sa capacité à reproduire la dynamique des observations de terrain (LAI et biomasse).

B- Pour balayer un grand nombre de situations culturales possibles, un nombre important de simulations a été réalisé en faisant varier les dates de semis ainsi que les calendriers d'irrigation et de fertilisation (dates et quantités). Quatorze dates de semis ont été envisagées, à intervalles réguliers de 10 jours entre le 14 octobre 1996 et le 14 février 1997. Pour la nutrition azotée, 7 niveaux de concentration initiale de NO3 dans le sol et 5 calendriers de fertilisation ont été considérés, comprenant de 0 à 4 apports d'azote pour la saison de culture aux dates correspondant aux stades phénologiques suivants : 3 feuilles, épis à 1 cm, 2 nœuds, et dernière feuille. Nous avons fait varier les quantités de 40 à 120 kg/ha, la même quantité étant apportée à chaque date en cas d'application multiple. Enfin, trois schémas d'irrigation ont été retenus : aucun apport, apport de 100 mm début mars ou apport de 100 mm début avril. Ces dernières informations sur l'irrigation correspondent aux pratiques observées pour l'année considérée en raison du caractère très sec de celle-ci. Il faut souligner que l'irrigation des cultures de blé est rare dans la région des Alpilles. L'effet de l'irrigation n'est pas discuté dans cet article.

C- Les indices foliaires simulés ont été comparés aux séries temporelles d'indice foliaire obtenues par inversion des données de télédétection pour chacune des 92 parcelles de blé de la zone de travail avec pour objectif de retenir les cas où les différences entre observations et simulations étaient les plus faibles. Nous avons fait ici l'hypothèse que dans ces cas il devait également y avoir adéquation entre les pratiques culturales introduites en entrée du modèle STICS et les pratiques culturales effectivement réalisées par les agriculteurs, ou, en d'autres termes, que les scénarios de pratiques agricoles (semis, fertilisation, irrigation) retenus étaient les plus probablement appliqués sur le terrain. Ceci nous a permis d'établir des cartes contenant des indicateurs des pratiques, qui ont été comparées aux observations de terrain au niveau de la parcelle et de l'exploitation.

L'analyse préalable de l'ensemble des simulations générées nous a permis d'affiner la méthode en proposant de rechercher dans un premier temps les dates de semis et dans un second temps les informations sur le calendrier de fertilisation. En effet, en début de culture (phase végétative), les simulations de LAI (et de PAI, quasiment identiques) apparaissent

plus sensibles aux dates de semis qu'aux apports d'azote. Les dates de semis ont donc été estimées en comparant les simulations aux estimations issues des six premières images de télédétection (acquises pendant la phase végétative, du 12/01/1997 au 10/04/1997). Pour la fertilisation, une approche relativement similaire a été utilisée, en considérant la date de semis préalablement retrouvée et utilisant les profils de PAI obtenus pour la période de la fin de la phase végétative au début de la sénescence, du 16/04/1997 au 24/06/1997. La figure 1 illustre des exemples de comparaison de profils de LAI et de PAI simulés et observés pour la recherche de la date de semis (figure 1a) et du calendrier de fertilisation (figure 1b). Dans les deux cas, les scénarios ont été retenus si l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre observation et simulation était inférieure à 0,2. Ce premier critère permet de retirer un ensemble de profils qui correspondent à plusieurs scénarios d'itinéraires techniques pour chaque parcelle. Une analyse statistique sur la répétitivité de chaque scénario permet finalement de sélectionner le plus fréquent en supposant qu'il est le scénario le plus probable.

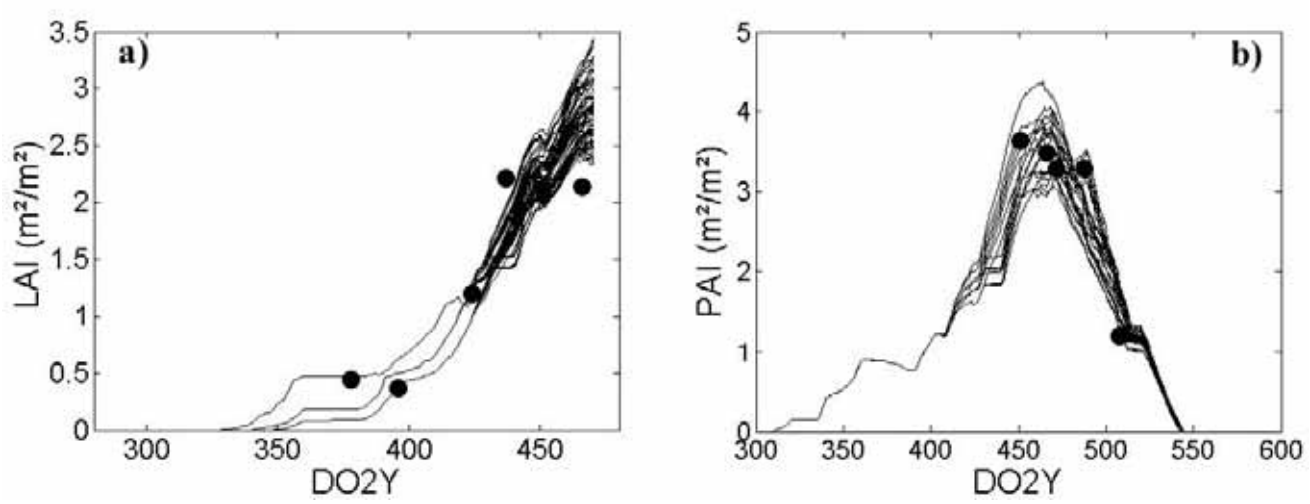


Figure 1. Exemple de profils de LAI simulés (traits continus) et observés (cercles) au cours de la période végétative illustrant la recherche des date de semis (figure a) et au cours de la phase reproductrice pour la recherche des calendriers de fertilisation (figure b). Dans l'exemple concernant les dates de semis, les profils sélectionnés sont répartis dans trois groupes en fonction de leurs dates de semis. Le nombre de profil varie d'un groupe à l'autre. La date de semis retenue correspond à celle du groupe qui contient le plus grand nombre de profils. Pour l'exemple concernant la fertilisation, une vingtaine de calendriers ont été sélectionnés, la dose la plus fréquente ayant été choisie en définitive. DO2Y représente le nombre de jour depuis le 1er janvier 1996 (soit le numéro du jour compté sur deux ans).

Figure 1. Example of the corresponding simulated LAI profiles (line) to that observed (dots) during the growing wheat period to retrieve sowing dates (figure a) and during the grains filling stage to identify fertilisation dates (figure b). In the example illustrated in figure a, selected profiles are divided into three groups according to their sowing dates. The number of profiles varies from one group to another. The final chosen sowing date corresponds to that group which contains the largest number of profiles. Concerning the fertilisation, about twenty calendars were selected. The most frequent amount of fertilizer was retained. DO2Y represents the number of days for 2 years.

3. RÉSULTATS

3.1. Evaluation du modèle STICS

La figure 2 permet de comparer les simulations et les observations d'indice foliaire, du PAI et de biomasse obtenues sur la parcelle de référence (parcelle 120) et sur une parcelle de validation (parcelle 101). Il y a un bon accord entre valeurs simulées et observées, avec toutefois une légère surestimation de la biomasse aérienne et une légère sous estimation de l'indice foliaire en fin de saison (surtout pour la parcelle de validation). Comme attendu, les valeurs du PAI observées sont presque égales à celles du LAI au début de la saison (absence de feuilles jaunes et d'épis et petite taille des tiges) tandis qu'elles deviennent supérieures à partir du milieu de la saison. Le tableau 2 indique les statistiques associées à l'erreur entre valeurs observées et simulées sur chacune des 6 parcelles d'étude. Ce tableau confirme globalement le bon comportement du modèle. Erreurs (RMSE) et biais affichent, en moyenne pour les 6 parcelles, des valeurs de 0,44 m^2m^{-2} et 0,04 m^2m^{-2} respectivement pour le LAI, et de 1,65 t ha^{-1} et –0,59 t ha^{-1} pour la biomasse aérienne. Les valeurs maximales de l'erreur sont d'environ 0,7 m^2m^{-2} pour le LAI et 2,5 t ha^{-1} pour la biomasse aérienne. Ces statistiques sont comparables à celles de nos travaux antérieurs dans les régions semi-arides de Marrakech au Maroc (Hadria *et al.* 2007) et de Yaqui valley au Mexique (Rodriguez *et al.*, 2004).

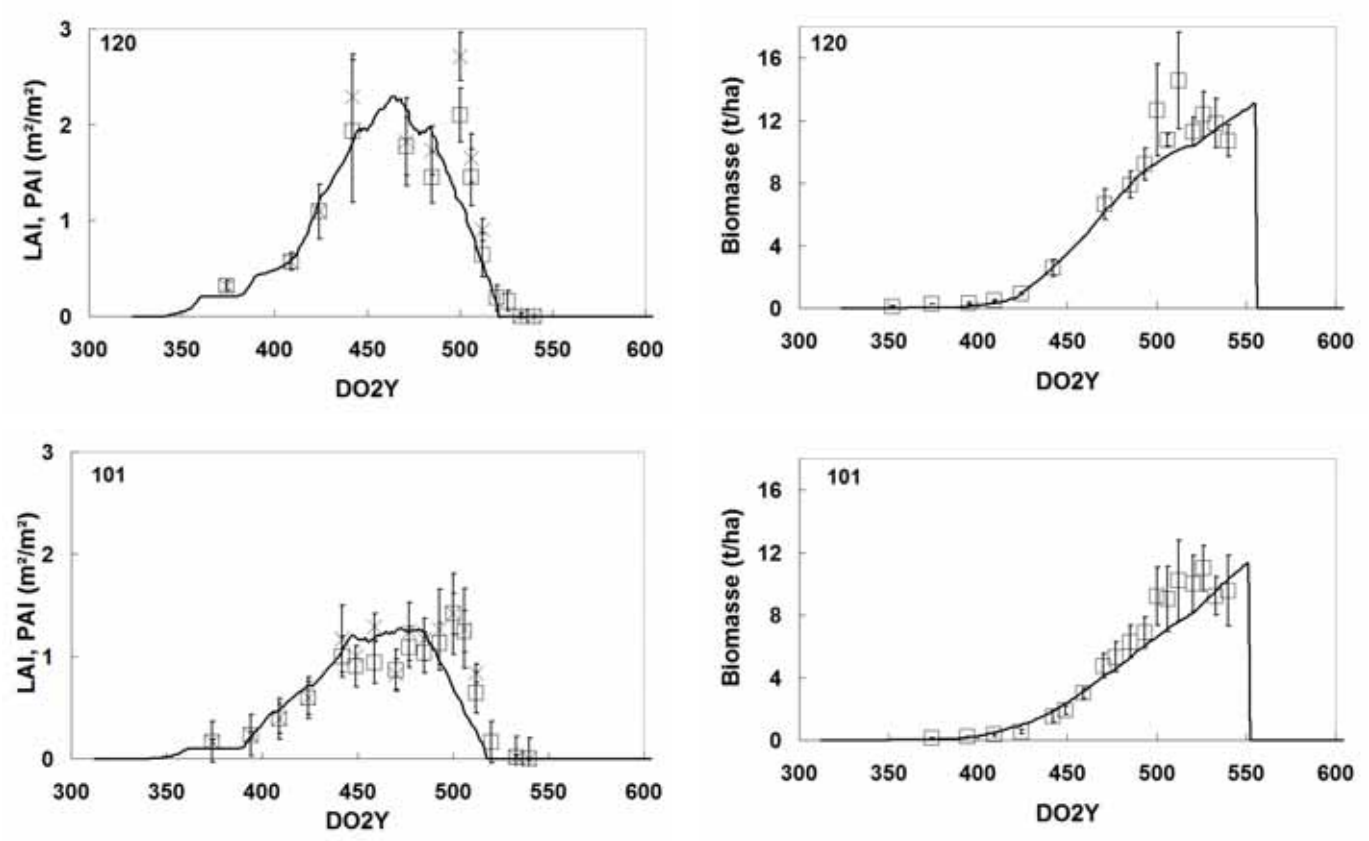


Figure 2. Indices de développement et biomasse aérienne sèche des plantes simulés par STICS (traits continus) et observés au terrain (symboles) sur la parcelle d'étalonnage (120) et une parcelle de validation (101). Le LAI et le PAI sont respectivement représentés par des carrés et des croix. Les barres d'erreur sur les observations correspondent à l'écart type des mesures. DO2Y représente la même chose que dans la figure 1.

Figure 2. Simulated (lines) and observed (symbols) growing indices and dry biomass for the reference plot (120) and for an example of validation plot (101). LAI and PAI are presented by squares and crosses respectively. Vertical bars are the standard deviations of observations. DO2Y represents the same as in figure 1.

Tableau 2. Evaluation des simulations de LAI, de PAI et de biomasse par le modèle STICS sur la parcelle d'étalonnage (120) et les 5 autres parcelles de validation. 'max' correspond à la valeur maximale mesurée, 'RMSE' à l'erreur quadratique moyenne, et 'Bias' à la différence moyenne simulée - moyenne observée.
La dernière ligne du tableau contient les valeurs moyennes obtenues pour les six parcelles.

Table 2. Evaluation of the STICS simulations of LAI, PAI and biomass for the reference plot (120) and for the 5 other validation plots. 'max' corresponds to the maximum measured value, 'RMSE' to the root mean square error, and 'bias' to the difference simulation – observation. The last line of the table contains the average values obtained for the six plots.

	LAI (m²/m²)			PAI (m²/m²)			Biomass (t/ha)		
Parcelle	**max**	**RMSE**	**Bias**	**max**	**RMSE**	**Bias**	**max**	**RMSE**	**Bias**
120	2.10	0.26	-0.04	2.71	0.47	-0.23	14.56	1.99	-1.21
101	1.42	0.24	0.10	1.42	0.23	0.01	10.99	1.28	-0.67
208	1.97	0.23	0.03	1.97	0.31	-0.02	13.38	1.49	1.06
210	2.66	0.73	-0.45	2.66	1.04	-0.84	15.40	2.48	-1.85
214	1.08	0.63	0.51	1.36	0.50	0.39	7.31	0.75	0.37
300	2.78	0.55	0.11	2.78	0.55	-0.07	13.58	1.92	-1.25
moyenne	2.00	0.44	0.04	2.15	0.51	-0.13	12.54	1.65	-0.59

3.2. Estimation du LAI à partir des données PolDER

Les estimations de LAI à partir des données PolDER en utilisant la méthode d'inversion basées sur les réseaux de neurones ont été comparées aux données de terrain disponibles sur les parcelles de blé (figures 3 et 4). En figure 3, on constate que l'accord entre les estimations PolDER et les mesures de LAI est en général bon, en particulier durant la phase végétative des cultures. Cependant, en fin de cycle cultural, de fortes différences apparaissent. Lorsque l'on considère le PAI, l'accord entre les estimations PolDER et les mesures de terrains est bien meilleur, particulièrement à partir du moment où la contribution des tiges et des épis dans la mesure de la réflectance est plus importante. Ceci peut

s'expliquer par une meilleure description des surfaces vertes visibles par télédétection au moyen du PAI qui inclut les surfaces vertes de tiges et les surfaces vertes des épis. Ces dernières se trouvent au sommet du couvert et peuvent avoir un impact significatif sur les signaux de télédétection (Wenhan 1993, Weiss *et al.* 2001). De plus elles restent vertes plus longtemps que les feuilles ce qui se traduit par des valeurs estimées par télédétection plus élevées en fin de cycle que les mesures de LAI qui sont alors nulles. La figure 4 permet de quantifier ces résultats : l'erreur quadratique moyenne entre estimations PolDER et mesures de terrain est de 1,3 si l'on considère le LAI, et de 0,4 si l'on considère le PAI. L'amélioration est surtout visible pour les données acquises lorsque le LAI est supérieur à 1, données pour lesquelles les épis et les tiges apportent une contribution au signal.

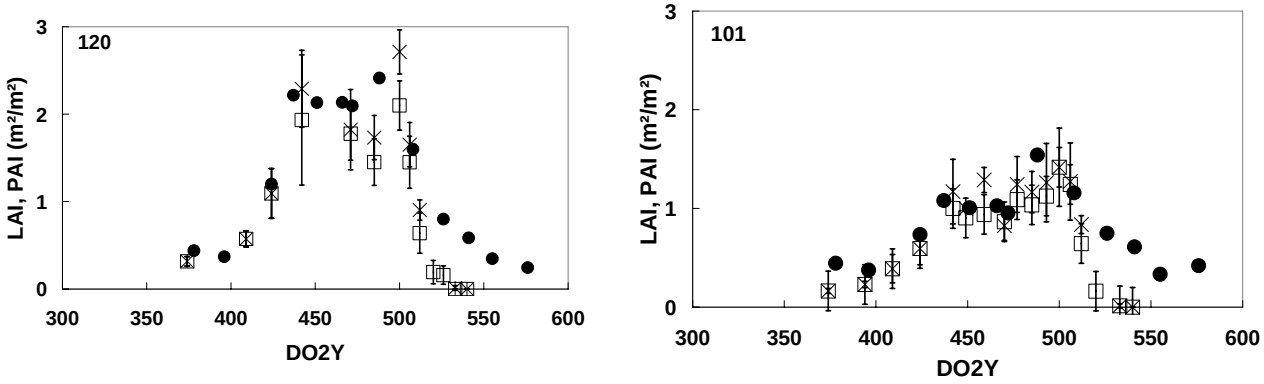


Figure 3. Cycles saisonniers des LAI estimés à partir des données PolDER (points) et des LAI (carrés) et PAI (croix) mesurés au terrain. Ces données sont issues des parcelles 120 et 101.
Les barres d'erreur sur les observations terrain correspondent à l'écart type des mesures.

Figure 3. *Seasonal cycles of LAI retrieved from PoLDER data (points) and observed LAI (squares) and PAI (crosses). These data correspond to 120 and 101 plots. Vertical bars are the standard deviations of observations.*

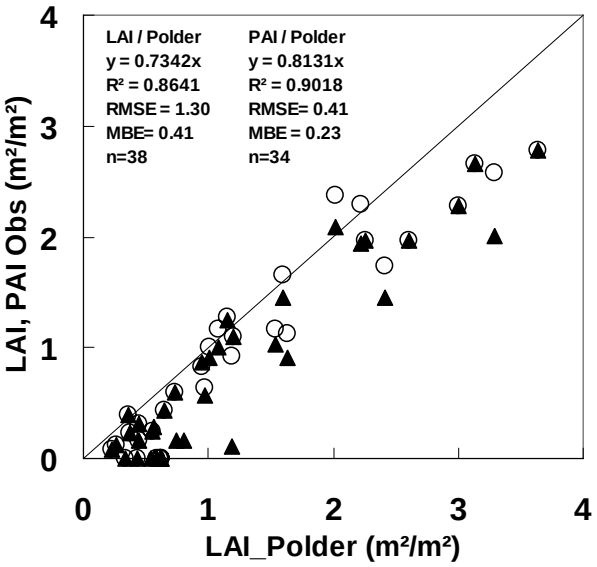


Figure 4. Comparaison entre les LAI estimés par PolDER et les mesures de terrains (Obs) sur les six parcelles d'étude. Les LAI (triangles pleins) et les PAI (cercles vides) mesurés au terrain sont présentés simultanément. R², RMSE, MBE et n désignent respectivement le coefficient de corrélation, l'erreur quadratique moyenne, le biais et le nombre d'observations.

Figure 4. Comparison between the LAI retrieved from PoLDER data and the field measurements (Obs) for the six studied plots. LAI (triangles) and PAI (circles) measured in the fields are simultaneously presented. R², RMSE, MBE and n represent respectviely the correlation coefficient, root mean square error, bias and the number of observations.

3.3. Estimation de la date de semis

Le tableau 3 permet d'évaluer les dates de semis estimées (dates dominantes parmi les scénarios retenus) sur les 6 parcelles d'études. Ces dates concordent avec les dates réelles de semis, avec une erreur (RMSE) de 7 jours qui est inférieure au pas de temps utilisé entre deux dates de semis successives pour les simulations. L'écart observé-estimé est légèrement supérieur à cet intervalle de 10 jours pour 2 parcelles (120 et 300). Ce bon résultat est confirmé par la comparaison réalisée à l'échelle de l'exploitation présentée dans le tableau 4. Cette comparaison montre un accord globale-

ment bon entre les simulations et les déclarations des agricultures bien qu'un grand désaccord est observé pour les exploitants 1 et 5. Ceci pourrait être dû en grande partie à une incertitude sur les déclarations de ces deux agriculteurs comme il pourrait être dû à un problème lié à notre méthode. Les résultats du tableau 4 montrent aussi qu'il est possible de discriminer les 3 pratiques de semis sur la zone d'étude (début d'automne, milieu d'automne et fin d'hiver). Ces pratiques sont aisément identifiables sur la carte des dates de semis finalement dressée (figure 5). Nous y observons deux périodes de semis distinctes, la première entre mi-octobre et fin novembre (semis d'automne), et la seconde entre fin décembre et mi-février (semis d'hiver). Ces périodes sont en accord avec les calendriers culturaux des différentes variétés de blé dur cultivées en basse vallée du Rhône.

Tableau 3. Comparaison des dates de semis estimées et constatées sur le terrain pour les six parcelles suivies lors de l'expérimentation. Les dates sont données en nombre de jours après le 1er janvier 1996.

Table 3. Comparison between simulated and real sowing dates for the 6 studied plots. Dates were expressed in number of days for 2 years (DO2Y).

Parcelle	101	120	208	210	214	300
Dates de semis						
Observées	312	323	297	305	409	315
Estimées	312	312	303	303	410	303

Tableau 4. Comparaison des dates de semis estimées par rapport aux indications obtenues à l'échelle de six exploitations par enquête auprès des agriculteurs (les informations fournies concernent le nombre de parcelles et les périodes de semis de ces parcelles, sans localisation effective des informations).

Table 4. Comparison between simulated and stated sowing dates at the farm level collected after farmer declarations (collected information concern the number of plots and their sowing periods, without an effective localisation of the information).

Numéro de l'exploitation (nombre de parcelles)	Période de semis déclarée	Date de semis estimée
1 (3 parcelles)	fin oct. ou fin fev.	30 oct., 30 oct., 30 oct.
2 (4 parcelles)	entre 26 et 31 oct.	30 oct., 30 oct., 30 oct., 8 nov.
3 (5 parcelles)	fin oct.	30 oct., 30 oct., 30 oct., 30 oct., 8 nov.
4 (3 parcelles)	début dec. ou fin janvier	18 nov., 25 jan., 4 fev.
5 (3 parcelles)	4-5 nov.	8 nov., 28 nov., 14 fev.
6 (6 parcelles)	fin oct.jusqu'au début dec.	20 oct., 20 oct., 20 oct., 30 oct., 8 nov., 8 nov.

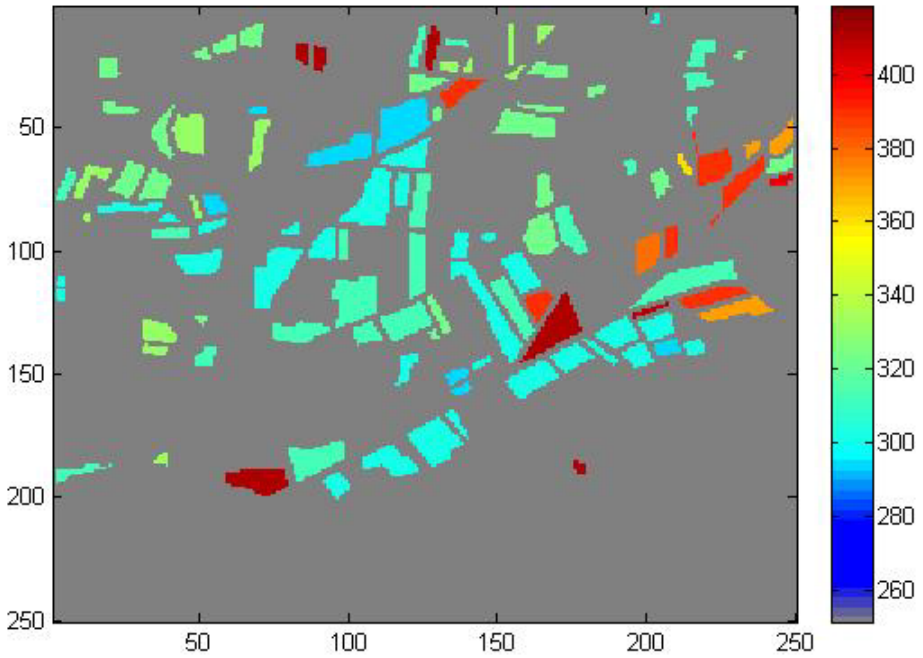


Figure 5. Carte des dates de semis de blé estimées pour les 92 parcelles de la zone test Alpilles (5 km par 4 km). Les dates sont données en nombre de jours après le 1er janvier 1996.

Figure 5. Map of simulated sowing dates for 92 wheat plots in the Alpilles region test (5km x 4 km). The dates are expressed by the number of the day since January 1, 1996.

3.4. Estimation des apports d'azote

Les estimations de la quantité d'azote apporté aux parcelles sont présentées dans le tableau 5 et la figure 6. Les résultats sont médiocres puisque les erreurs relatives entre les quantités inversées et celles appliquées par les exploitants varient entre 25% (parcelle 101) et 113% (parcelle 300), avec une surestimation moyenne importante de l'ordre de 80 kg ha^{-1} (RMSE = 114 kg ha^{-1}). Seule l'estimation faite sur la parcelle 214 ne montre pas de surestimation, mais elle concerne un semis de fin d'hiver ne recevant qu'une faible dose d'azote. Il est toutefois intéressant de noter que le coefficient de détermination (R^2) entre doses estimées et apportées est de 0.68. La corrélation obtenue entre l'estimation et l'observation montre qu'au-delà d'une surestimation générale, la méthode d'estimation est capable de restituer la variabilité spatiale des apports d'azote.

Tableau 5. Comparaison entre les quantités d'azote observées sur les parcelles suivies (autres que la parcelle de calibrage de STICS) et les quantités estimées.

Table 5. Comparison between the quantities of nitrogen observed in studied plot (except the reference one that serves to calibrate STICS model) and estimated quantities.

Parcelle	***Quantité déclarée (kg/ha)***	***Quantité simulée (kg/ha)***
101	30 + 54 + 92 = 176	221,0
208	50,2 + 40,2 + 92 = 182,4	290,0
210	35 + 93 + 93 + 63 = 284	370,0
214	83,0	50,0
300	50,2 + 40,2 + 92 = 182,4	390,0

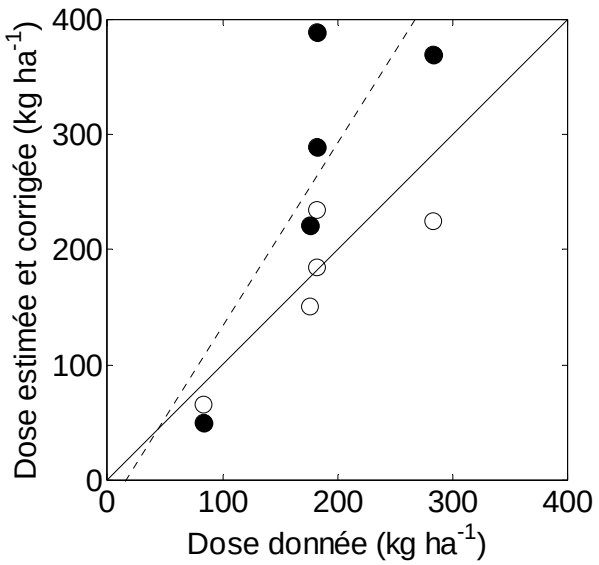


Figure 6. Comparaison entre les estimations des doses d'azote apportées et les doses déclarées par les agriculteurs. Les cercles pleins correspondent aux estimations par la méthodologie déployée dans cette étude, et les cercles vides à ces mêmes estimations après prise en compte de la modulation des apports (cf. section 4. Discussion). La ligne pointillée correspond à la régression linéaire entre les doses estimées et les doses déclarées (Equation 1).

Figure 6. Comparison between the estimated quantities of fertilizer and that declared by farmers. The discs correspond to the estimations obtained by the method developed in this study while circles correspond to the same estimations after taking into account the correction of supplied quantities (cf. section 4. Discussion). Dotted line corresponds to the linear regression between estimated and declared quantities of fertilizer (equation 1).

4. DISCUSSION

Dans cette étude, nous avons développé une méthode, basée sur le couplage de la modélisation et des estimations d'indices de développement des plantes (LAI, PAI) par télédétection, qui permet d'inverser les pratiques culturales (date de semis et fertilisation en particulier). Les résultats obtenus s'avèrent très encourageants en termes d'estimation du PAI par télédétection (RMSE=0 .41) et de détermination de la date de semis (avec une erreur inférieure à une semai-

ne). La méthode développée permet d'obtenir une carte précise des dates de semis dans la zone d'étude. Pour la fertilisation, les apports sont généralement surestimés et la méthode a besoin d'être améliorée.

L'analyse des scénarios et des simulations nous permet de proposer plusieurs pistes d'explication et d'amélioration des résultats obtenus.

1) Les PAI calculés à partir des simulations de STICS selon la méthode proposée par Weiss *et al.* (2001) pourraient être sous estimés (figure 7). La comparaison des simulations aux estimations faites à partir des données de télédétection pourrait alors conduire à choisir des scénarios avec des doses d'azote plus élevées conduisant à des simulations de PAI plus fortes et en meilleur accord avec les observations. La sous-estimation du PAI pourrait être liée au ré-étalonnage de la surface spécifique des tiges et des épis que nous avons effectué (cf. 2.3.2-A). En effet, celui-ci semble adapté aux parcelles à développement cultural faible (parcelle 101, 120, 214), alors que des valeurs plus fortes semblent mieux adaptées à des cultures plus développées (parcelles 208, 210, 300). Les données utilisées par Weiss *et al.* (2001, figure 3 page 119) pour déterminer la surface spécifique montre qu'une variabilité de la surface spécifique des tiges et des épis pourrait exister en lien avec la variété et l'état de stress de la culture. De nouveaux développements sont en cours sur le modèle STICS pour mieux représenter le rôle des tiges (Garcia de Cortazar Atauri, 2007) et des épis (Brisson *et al.* 2005) dans le fonctionnement des cultures et leur impact sur les signaux de réflectance (Weiss, 2006).

2) Les scénarios utilisés présentent certaines limites, en particulier, les quantités appliquées sont fixes d'une date à l'autre, ce qui n'est pas forcement le cas en réalité. Les préconisations d'apports d'azote faites aux agriculteurs modulent généralement les apports en fonction du stade phénologique. Par exemple, Arvalis - Institut du Végétal (2007) préconise les apports moyens suivants en fonction d'un objectif de rendement 'q' en quintaux ha^{-1}: 40 kg ha^{-1} au premier apport (stade 3 feuilles), 2*q kg ha^{-1} au second (stade épis à 1cm) et 1*q au dernier (stade dernière feuille). Cette modulation des apports est adaptée aux besoins des plantes en fonction de leur état de croissance. En comparaison, nos simulations sont effectuées avec des quantités d'azote similaires à chacune des dates d'apport. Dans le cas de nos simulations, la quantité d'azote apportée en plus des préconisations précitées n'est pas utilisée de manière optimale par les plantes et peut être perdue (par exemple par lessivage…). Cela pourrait expliquer, au moins en partie, les surestimations de doses obtenues par notre méthode d'estimation à partir des mesures de télédétection. Ainsi, si la quantité d'azote apportée en excédent par rapport aux préconisations était soustraite à nos estimations, les doses estimées seraient très proches des doses effectivement apportées par les agriculteurs. Le RMSE ne vaudrait plus dans ce cas que 38 kg ha^{-1} au lieu de 114 kg ha^{-1} (figure 6). Par conséquent, la prise en compte des préconisations dans l'élaboration des scénarios d'apport d'azote améliorerait nettement les résultats obtenus à propos de cette variable.

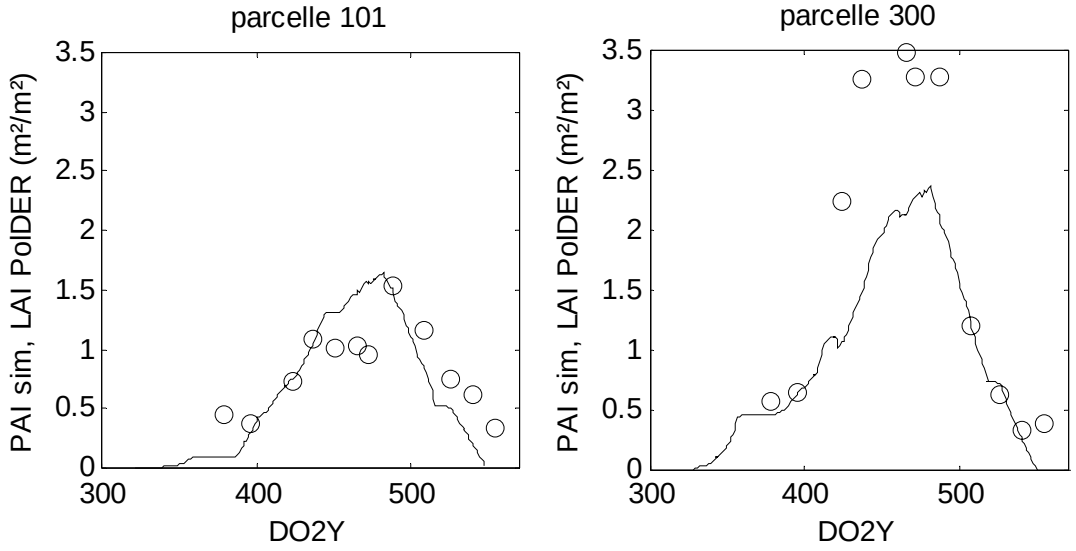


Figure 7. Comparaison entre le PAI calculé à partir du LAI simulé par STICS (ligne) et le LAI estimé à partir des données PolDER (cercles) pour les deux parcelles 101 et 300.

Figure 7. Comparison between the PAI calculated from the LAI simulated by STICS (line) and the LAI estimated from PoLDER data (circles) for the plots 101 and 300.

5. CONCLUSION

L'objectif de cette étude consistait à l'utilisation des données de télédétection pour obtenir des informations spatialisées sur les dates de semis et sur la fertilisation de la culture de blé dans la région des Alpilles au sud est de la France. Nous soulignons ci-dessous les deux principales conclusions tirées de ce travail :

- l'estimation des indices de développement à partir des données de télédétection multidirectionnelles multispectrales PolDER, basée sur l'utilisation d'un algorithme d'inversion par réseau de neurones, fonctionne bien mieux lorsque l'on

intègre les effets de tous les organes de la plante dans les signaux de réfléctances. Ainsi, le LAI (Leaf Area Index, indice de développement foliaire) est estimé avec une erreur trois fois supérieure à celle obtenue pour le PAI (Plant Area Index, incluant tiges et épis en plus des feuilles) ; les RMSE associées sont de l'ordre de 1,3 et 0,4.

- l'évaluation des pratiques agricoles, par comparaison de simulations effectuées avec le modèle STICS aux estimations des indices de développement est possible, avec cependant des résultats contrastés : Pour les dates de semis, l'erreur (environ une semaine) est inférieure au pas d'échantillonnage utilisé (10 jours). L'utilisation d'un pas d'échantillonnage plus court pourrait permettre de réduire cette erreur pourrions obtenir plus de cas intermédiaires avec des profils de LAI s'approchant mieux des profils observés. Les quantités d'azote sont apparues dans un premier temps fortement surévaluées. Afin d'améliorer ce dernier résultat, deux pistes sont proposées : 1) réviser l'étalonnage effectué pour l'estimation des indices de développement, et 2) améliorer les scénarios de nutrition azotée sur la base des préconisations fournies aux exploitants.

Remerciements :

Cette étude a été réalisée à l'INRA d'Avignon lors d'un stage doctoral financé par l'Agence Universitaire de la Francophonie, AUF, (www.auf.org). Elle s'intègre également dans le cadre du projet Franco-Marocain SudMed (http://www.irrimed.org/sudmed/index.htm).

Les données utilisées ont été acquises et élaborées dans le cadre des programmes Alpilles, ReSeDA et WATERMED grâce à des financements européens (ENV4-CT96-0326-PL952071 et ICA3-CT-1999-00015) et nationaux (PNTS, PNRH).

Bibliographie

ARVALIS – Institut du végétal, (2007) Choisir ses traitements et interventions de printemps sur céréales. Provence – Languedoc. ISBN 13 : 978-2-86492-783-9.S.

Baret, F. (ed.) (2002) Special Issue: Multi-sensor and multi-temporal remote sensing observations to characterise canopy functioning. The ReSeDA project. Agronomie, vol 22, n° 6, 165 p.

Asrar G., Fuchs M., Kanemasu E.T., Hatfield J.L., (1984), Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat, Agron. J. 76 300–306.

Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussière, F., Cabidoche, Y.M., Cellier, P., Debaeke, P., Gaudillère, J.P., Hénault, C., Maraux, F., Seguin, B., Sinoquet, H. (2003) An overview of the crop model STICS, Europ. J. Agronomy, vol. 18, p. 309- 332.

Brisson N., Ruget F., Gate P., Lorgeou J., Nicoullaud B., Tayot X., Plenet D, Jeuffroy M.H., Bouthier A., Ripoche D., Mary B., Justes E. (2002) STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and corn. Agronomie vol. 22, p. 69-92.

Brisson N., Mary B., Ripoche D., Jeuffroy M.H., Ruget F., Nicoullaud B., Gate P., Devienne-Baret F., Antonioletti R., Durr C., Richard G., Beaudoin N., Recous S., Tayot X., Plenet D., Cellier P., Machet J.M., Meynard J.M., Delécolle R., (1998) STICS : a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. Agronomie vol.18, p. 311-346.

Brisson, N., Launay, M., Desfonds, V., Juin, S., Garcia de Cortazar Atauri, I., Lebonvallet, S., Ripoche, D., Sappe, G., Bes, B., Bruchou, C., Guérif, M., Durr, C. (2005) Quelles composantes environnementale et génétique pour l'élaboration de la qualité du blé dur en région PACA? Approche couplée expérimentation-modélisation. Bilan d'un programme de recherche 2001-2005, INRA Avignon, 56 p.

Clevers Jan, G. P. W., Vonder, O. W., Jongschaap, R.E. E ; Desprats, J–F., King, C., Prevot, L. and Bruguier, N. (2002) Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions, Agronomie, vol 22, p.687–694.

Delécolle, R., Maas, S., Guérif, M., and Baret, F. (1992) Remote sensing and crop production models: present trends. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 47, p. 145–161.

Demarty J., Ottlé, C., Braud, I., Olioso, A., Frangi, J. P., Bastidas, L. A., Gupta, H. V. (2004) Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model. Journal of Hydrology, vol. 25, p. 214-236.

Demuth, H. and Beale, M. (2005) Neural network toolbox user's guide. The MathWorks, Inc., 3 Apple Hill Drive, Natick, MA 01760-2098.

de Wit, A.J.W. and van Diepen, C.A. (2007) Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts; Agricultural and Forest Meteorology, Vol. 146, Issues 1-2, p. 38-56.

Duchemin, B., Hagolle, O., Mougenot, B., Simonneaux, V., Benhadj, I., Hadria, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J., Khabba, S., Kharrou, M.H., Boulet, G., Dedieu, G., Er-Raki, S., Escadafal, R., Olioso, A., Chehbouni, A.G. (2008), Agrometerological study of semi-arid areas: an experiment for analysing the potential of FORMOSAT-2 time series of images in the Tensift-Marrakech plain. International Journal of Remote Sensing, vol. 29 (17–18), p. 5291–5300.

Duchemin, B., Maisongrande, P., Boulet, G, Benhadj, I. (2007) A simple algorithm for yield estimates: calibration and evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with ground-based remotely-sensed data. Environmental Modelling and Software, vol. 23, p. 876–892.

Duchemin, B., Hadria, R., Er–Rakı, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J., Karroui, H., Khabba, S., Mougenot, B., Olioso, A., Rodriguez, J–C. and Simonneaux, V. (2006) Monitoring wheat phenology and

irrigation in Center of Morocco : on the use of relationship between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely–sensed vegetation indices. Agricultural and Water Management, vol 79, p. 1–27.

Engelsen, O., Pinty, B., Verstraete, M., Martonchik, J.V. (1996) Parametric bidirectional reflectance factor models: evaluation, improvements and applications, Ispra, Italy.

Farah, H.O. and Bastiaanssen, W.G.M. (2001) Impact of spatial variation of land surface parameters on regional evaporation: a case study with remote sensing data, Hydrological processes,vol. 15, p. 1585–1607.

Garcia de Cortazar Atauri, I. (2007) Adaptation du modèle Stics à la vigne (Vitis vinifera L.). Utilisation dans le cadre d'une étude d'impact du changement climatique à l'échelle de la France. Ph.D. dissertation, ENSAM (Montpellier, France), 291 p.

Guérif, M., Duke, C.L. (1998) Calibration of the SUCROS emergence and early growth module for sugarbeet using optical remote sensing data assimilation. Eur. J. Agron., vol. 9, p. 127–136.

Hadria, R., Khabba, S., Lahrouni, A., Duchemin, B., Chehbouni, A.G., Ouzine, L., Carriou, J. (2007) Calibration and Validation of the Shoot Growth Module of STICS Crop Model: Application to Manage Irrigation Water in the Marrakesch/Al Haouz Plain, Arabian Journal for Science and Engineering, special issue "Potential Water Challenges and Solutions in the New Millennium in Arid Regions", vol. 32, p. 87-101.

Hadria, R., Duchemin, B., Lahrouni, A., Khabba, S., Er-Raki, S., Dedieu, G. and Chehbouni, A. (2006) Monitoring of irrigated wheat in a semi-arid climate using crop modelling and remote sensing data: Impact of satellite revisit time frequency, International Journal of Remote Sensing, vol 27, p. 1093-1117.

Hosgood, B., Jacquemoud, S., Andreoli, G., Verdebout, J., Pedrini, G., Schmuck G. (1995) Leaf Optical Properties Experiment 93 (LOPEX93), Ispra (Italy), 1995.

Houlès, V., Guérif, M., Mary, B. (2007) Elaboration of a nitrogen nutrition indicator for winter wheat based on leaf area index and chlorophyll content for making nitrogen recommendations, Europ. J. Agronomy, vol., 27, p. 1–11.

Jacob, F., Weiss, M., Olioso, A., French, A. (2002a) Assessing the narrowband to broadband conversion to estimate visible, near infrared and shortwave apparent albedo from airborne PolDER data, Agronomie, vol. 22, p. 357-546.

Jacob, F., Olioso,A., Gu, X.F., Su, Z., Seguin, B. (2002b) Mapping surface fluxes using airborne visible, near infrared remote sensing data and a spatialized surface energy balance model, Agronomie, vol. 22, p. 669-680.

Jacquemoud, S. and Baret, F., (1990) PROSPECT : A model of leaf optical properties spectra, remote sensing of environment, vol. 34, p. 75-91.

Jacquemoud, S., Baret, F., Hanocq, J.F. (1992) Modeling spectral and directional soil reflectance, Remote Sens. Environ, vol. 41, p 123–132.

Jongschaap, R.E.E. (2006) Run-time calibration of simulation models by integrating remote sensing estimates of leaf area index and canopy nitrogen, European Journal of Agronomy, vol. 24, n° 4, p. 316-324.

Kergoat, L., Fischer, A. Moulin, S.and Dedieu, G. (1995) Satellite measurements as a constraint on estimates of vegetation carbon budget., Tellus, vol. 47B, p. 251-263.

Kite, G. W., and Droogers, P. (2000) Comparing evapotranspiration estimates from satellites, hydrological models and field data. Journal of Hydrology, vol. 209, p. 3–18.

Leroy, M., Hautecoeur, O., Berthelot, B., and Gu, X.F. (2002) The Airborne PolDER data during the ReSeDA Experiment. In: Proceedings of the EGS2000 ReSeDA special session. Available at http://www.avignon.inra.fr/reseda/base/documents/reseda-report/RES-111.pdf.

Moulin, S. and Guérif, M. (1999) Impact of model parameter uncertainties on crop reflectance estimates: a regional case study on wheat. International Journal of Remote Sensing, vol. 20, p. 213–218.

Moulin, S., Bondeau, A. and Delécolle, R. (1998) Combining agricultural crop models and satellite observations from field to regional scales. International Journal of Remote Sensing, vol. 19, p. 1021–1036.

Nouvellon, Y., Moran, M. S., Seen, D. L., Bryant, R., Rambal, S., Ni, W., Bèguè, A., Chehbouni A., Emmerich, W.E., Heilman, P., Qi, J. (2001) Coupling a grassland ecosystem model with Landsat imagery for a 10-year simulation of carbon and water budgets, Remote Sensing of Environment, vol. 78, 131– 149.

Olioso, A., Braud, I., Chanzy, A., Demarty, J., Ducros, Y., Gaudu, J.-C., Gonzalez- Sosa, E., Lewan, E., Marloie, O., Ottlé, G., Prévot, L., Thony, J.-L., Autret, H., Bethenod, O., Bonnefond, J.-M., bruguier, N., Buis, J.-P., Calvet, J.-Ch, Caselles, V., Chauki, H., Coll, C., François, Ch., Goujet, R., Jongschaap, P., Kerr, Y., King, Ch., Lagouarde, J.-P., Laurent, J.-P., Lecharpentier, P., McAneney, J., Moulin, S., Rubio, E., Weiss, M., Wigneron, J.-P. (2002) Monitoring energy and mass transfers during the Alpilles-ReSeDA experiment, Agronomie, vol. 22, p. 597-610.

Olioso, A., Chauki, H., Courault, D., Wigneron, J.-P. (1999) Estimation of Evapotranspiration and Photosynthesis by Assimilation of Remote Sensing Data into SVAT Models. Remote Sensing of Environment, vol. 68, p. 341–356.

Olioso, A., Inoue, Y., Ortega-Farias, S., Demarty, J.,Wigneron, J.-P., Braud, I., Jacob, F., Lecharpentier, P., Ottlé, C., Calvet, J.-C., Brisson, N. (2005). Future directions for advanced evapotranspiration modeling: assimilation of remote sensing data into crop simulation models and SVAT models. Irrigation and Drainage Systems, vol.19, p. 377-412.

Pellenq, J. and Boulet, G. (2004) A methodology to test the pertinence of remote–sensing data assimilation into vegetation models for water and energy exchange at the land surface. Agronomie, vol. 24, p. 197–204.

Prévot, L., Baret, F., Chanzy, A., Olioso, A., Wigneron, J.P., Autret, H., Baudin, F., Bessemoulin, P., Bethenod, O., Blamont, D., Blavoux, B., Bonnefond, J.M., Boubkraoui, S., Bouman, B.A.M., Braud, I., Bruguier, N., Calvet, J.C., Caselles, V., Chauki, H., Clevers, J.G.P.W., Coll, C., Company, A., Courault, D., Dedieu, G., Degenne, P., Delécolle, R., Denis, H., Desprats, J.F., Ducros, Y., Dyer, D., Fies, J.C., Fischer, A., François, C., Gaudu, J.C., Gonzalez, E., Gouget, R., Gu, X.F., Guérif, M., Hanocq, J.F., Hautecoeur, O., Haverkamp, R., Hobbs, S., Jacob, F., Jeansoulin, R., Jongschaap, R.E.E., Kerr, Y., King, C., Laborie, P., Lagouarde, J.P., Laques A.E., Larcena, D., Laurent, G., Laurent, J.P., Leroy, M., McAneney, J., Macelloni, G.,

Moulin, S., Noilhan, J., Ottlé, C., Paloscia, S., Pampaloni, P., Podvin, T., Quaracino, F., Roujean, J.L., Rozier, C., Ruisi, R., Susini, C., Taconet, O., Tallet, N., Thony, J.L., Travi, Y., Van Leewen, H., Vauclin, M., Vidal-Madjar, D., Vonder, O.W., Weiss, M. (1998) Assimilation of multi-sensor and multi-temporal remote sensing data to monitor vegetation and soil: the Alpilles-ReSeDA project. In IGARSS'98. 6-10 July 1998, Seattle, WA, USA. IEEE Publications. CDRom: paper E04-03 or Volume 5 pp 2399-2401.

Rodriguez, J–C., Duchemin, B., Hadria, R., Watts, C., Garatuza, J., Chehbouni, A., Khabba, S., Boulet, G., Palacios, E., Lahrouni, A. (2004) Wheat yield estimation using remote sensing and the STICS model in the semi-arid valley of Yaqui, Mexico, Agronomie, vol. 24, p. 295–304.

Ruget, N. Brisson, R. Delecolle, and R. Faivre, (2002) Sensibility analysis of a crop simulation model, STICS in order to choose the main parameters to be estimated, Agronomie, vol, 22, p. 311–346.

Sarle, W.S., (1995) Stopped training and other remedies for overfitting. In, 27th Symposium on the Interface of computing science and statistics (pp. 352-360).

Verhoef, W., (1984) Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modelling: the SAIL model. Rem. Sen. Environ., vol. 16, p. 125-141.

Vidal, A, Kerr, Y, Lagouarde, J.P, Seguin, B (1987) Télédétection et bilan hydrique : utilisation combinée d'un modèle agrométéorologique et des données de l'IR thermique du satellite NOAA-AVHRR. Agric. and Forest Météo., vol. 39, p. 155-175.

Walthall, C.L., Norman, J.M., Welles, J.M., Campbell, G., Blad, B.L. (1985) Simple equation to approximate the bidirectional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces, Appl. Opt., vol. 24, p. 383–387.

Wanner, W., Strahler, A.H., Hu, B., Lewis, P. , Muller, J.-P., Li, X., Barker Schaaf, C.L., and Barnsley, M.J. (1997) Global retrieval of bidirectional reflectance and albedo over land from EOS MODIS and MISR data: theory and algorithm. J. Geophys. Res., vol. 102, n° 17, p. 143–161.

Weiss, M., et Baret, F. (1999) Evaluation of canopy biophysical variable retrieval performances from the accumulation of large swath satellite data. Remote Sensing of Environment, vol. 70, p. 293– 306.

Weiss, M., Baret, F., Leroy, M., Hautecoeur, O., Bacour, C., Prévot, L., et Bruguier, N. (2002a) Evaluation of neural network techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data, Agronomie, vol. 22, p. 547– 553.

Weiss, M., Jacob, F., Baret, F., Pragnère, A., Bruchou, C., Leroy, M., Hautecoeur, O., Prévot, L. and Bruguier, N. (2002b) Evaluation of kernel driven BRDF models for the normalization of Alpilles/RESEDA POLDER data. Agronomie, vol. 22, p 531– 536.

Weiss, M., Troufleau, D., Baret, F., Chauki, H., Prévot, L., Olioso, A., Bruguier, N. Brisson, N. (2001) Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. Agricultural and Forest Meteorology, vol. 108, p. 113–128.

Weiss, M. (2006) Guide d'utilisation du modèle couplé STICS-SAIL2M. rapport Contrat CNES NOV-3400-MU-4083, 30p.

Wenhan Q. (1993) Modeling bidirectional reflectance of multicomponent vegetation canopies, Remote Sens. Environ. Vol. 46, p 235-245.

Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., Fafin, O. (2005) New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. Remote sensing of environment. 96:485-496.