

de Toulouse

THÈSE

## En vue de l'obtention du

# DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Paul Sabatier – Toulouse III Discipline ou spécialité : Télédétection de la Biosphère Continentale – Modélisation

### Présentée par Martin CLAVERIE

Le jeudi 19 janvier 2012

Estimation spatialisée de la biomasse et des besoins en eau des cultures à l'aide de données satellitales à hautes résolutions spatiale et temporelle : application aux agrosystèmes du sud-ouest de la France

#### Rapporteurs

D. COURAULT, Chargée de recherches, INRA Avignon

P. DEFOURNY, Professeur, Université catholique de Louvain

E. PATTEY, Directrice de recherches, Agriculture et agroalimentaire Canada

#### Directeurs de Thèse

V. DEMAREZ, Maitre de conférences, Université Paul Sabatier – Toulouse III

B. DUCHEMIN, Chargé de recherches, Institut de recherche pour le développement

J. P. GASTELLU-ETCHEGORRY, Professeur, Université Paul Sabatier – Toulouse III

**Ecole doctorale :** *Sciences de l'univers, de l'environnement et de l'espace (SDUEE)* **Unité de recherche :** *Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère (CESBIO, UMR 5126)* 

# Sommaire

Résumé	iii
Abstract	$\mathbf{v}$
Introduction générale	1
Chapitre I : Estimation de variables biophysiques : Etat de l'art	7
Chapitre II : Présentation de données	19
Chapitre III : Analyses des mesures <i>in situ</i> des variables biophysiques	41
Chapitre IV : Estimations des variables biophysiques à partir des donne de télédétection	ées 53
Chapitre V : Estimation de la biomasse des cultures	73
Chapitre VI : Modélisation du bilan hydrique des cultures	121
Conclusion générale	171
Bibliographie	175
Annexes	191
Liste des figures	213
Liste des tableaux	219

# Résumé

Il existe un lien étroit entre les agrosystèmes et les cycles du carbone et de l'eau. D'une part, l'agriculture a été identifiée dans le rapport 2007 du GIEC comme une option sérieuse de séquestration du carbone dans les sols. D'autre part, la probable diminution des ressources en eau pourrait impacter non seulement la production agricole et les systèmes de production, mais également les revenus agricoles. L'objectif de cette thèse est donc de proposer des méthodes pour quantifier, sur de grandes surfaces, deux variables clés des cultures : la biomasse (en lien avec le cycle du carbone) et les besoins en eau (en lien avec le cycle de l'eau). Trois outils sont mobilisés pour répondre à cet objectif : les modèles des cultures, les données satellitales et les systèmes de mesures in situ. La disponibilité récente de capteurs à hautes résolutions spatiale et temporelle (HRST) Formosat-2 offre de nouvelles perspectives pour le suivi des cultures. L'utilisation conjointe des modèles de fonctionnement des cultures et des données satellitales permet d'aboutir à des estimations spatialisées de la biomasse et des besoins en eau. Les mesures in situ sont utilisées en amont pour comprendre les processus physiologiques et pour valider les estimations fournies par les modèles. Le lien entre les modèles de cultures et les données satellitales nécessite l'utilisation d'une variable intermédiaire : le GAI (Green area index) ou indice de surface verte des plantes. Utilisé comme donnée d'entrée des modèles, le GAI peut être également estimé à partir des données de télédétection. Dans un premier temps, deux méthodes d'estimation du GAI sont comparées : (i) utilisation d'une relation empirique basée sur le calcul du NDVI; (ii) inversion d'un modèle de transfert radiatif. Dans un deuxième temps, les séries temporelles de GAI sont utilisées pour étalonner un modèle de culture (SAFY) permettant d'aboutir à des estimations spatialisées de biomasse. Dans un troisième temps, SAFYE, résultat du couplage entre SAFY et un module de bilan hydrique, conduit à des estimations des besoins en eau des cultures. Les estimations sont validées à partir d'un dispositif expérimental mis en place entre 2006 et 2010 et situé dans le sud-ouest de la France. Les cultures étudiées sont des cultures d'été non irriguées (tournesol) et irriguées (maïs, soja) pour lesquelles la question de la disponibilité en eau est déterminante. Les données de télédétection utilisées pour estimer les séries temporelles de GAI sont issues du

capteur Formosat-2. Ces données sont particulièrement pertinentes car elles combinent une haute résolution spatiale (8 m) et une haute fréquence temporelle (1 jour), indispensables pour le suivi des surfaces agricoles.

Les deux méthodes d'estimation du GAI diffèrent peu en matière de performance : l'erreur relative de l'approche physique est de l'ordre de 31 % et quasi similaire à celle obtenue par l'approche empirique Les différences entre ces deux approches sont essentiellement d'ordre méthodologique puisque la première, empirique, repose sur le jeu de données in situ, contrairement à la deuxième qui est basée sur des concepts physiques. Ce résultat est encourageant car il révèle la robustesse de l'approche physique qui permettra à l'avenir de réduire considérablement le nombre de mesures in situ, jusqu'à présent indispensables pour l'estimation du GAI par télédétection. La biomasse et les besoins en eau des cultures sont estimés au travers de l'étalonnage des modèles SAFY et SAFYE. Les principaux paramètres des modèles SAFY sont déduits des séries temporelles de GAI Formosat-2 et ceux de SAFYE sont déduits des mesures in situ. Les estimations du modèle SAFY à l'échelle locale sont correctes : erreur relative sur la biomasse de 29 %. En ce qui concerne le modèle SAFYE, des améliorations sont nécessaires pour mieux estimer l'évapotranspiration : erreur relative de 35 %. A l'échelle régionale, le modèle SAFY est capable de reproduire la tendance annuelle des rendements agricoles pour le tournesol et le soja (données Agreste) mais pas pour le maïs. Concernant le bilan hydrique, le modèle SAFYE permet de reproduire les variations interannuelles de la consommation en eau des cultures.

# Abstract

There is a close relationship between agrosystems (or agroecosystems) and carbon and water cycles. In the 2007 report of IPCC, agriculture was clearly identified as a serious option for soil carbon sequestration. Moreover, the likely decrease of water resources may impact not only the crop yield and production systems but also farmers' incomes. This PhD thesis aims to deliver methods to quantify two key variables of crop systems on large land surfaces : biomass (linked to the carbon cycle) and water needs (linked to the water cycle). To this end, three tools are used : crop models, remote sensing data and in situ measurements. The recent availability of Formosat-2 sensors with high spatial and temporal resolutions (HRST) offers new perspectives in crop monitoring. Combined use of crop models and HRST data leads to spatial estimates of biomass and water needs. The use of in situ measurements is helpful to understand physiological processes and to validate models estimates.

The crop models and satellite data are not directly connected and require the use of intermediate key biophysical variables, such as GAI (Green area index), which can itself be estimated directly from satellite data. This thesis is divided into three major parts. Firstly, two methods to estimate GAI from satellite data are compared : (i) the use of an empirical relationship based on NDVI; (ii) Inversion of radiative transfer models. Secondly, time series of GAI are used for the calibration of the SAFY crop model in order to deliver spatial estimates of biomass. Finally, SAFY is coupled with a water balance module obtain SAFYE which leads to estimate of crop water needs. These estimations are validated with an experimental system which is located in the southwest of France and run from 2006 to 2010. Studied crops are maize and soybean, which are irrigated, and also sunflower, which is non-irrigated. Remote sensing data used to estimate the time series of GAI are taken from Formosat-2 sensors. Such data are particularly relevant for the crop monitoring because they combine high spatial resolution (8 m) and high temporal frequency (1 day).

The two methods of GAI estimation produce very close results in terms of relative error (about 31%). Differences between both approaches are mainly methodological : the

first method is empirical and based on a set of in situ measurements while the second method involves physical concepts. These very similar results are encouraging and provide/produce a greater confidence in the physical approach. The physical approach has significant benefits since it reduces the amount of in situ measurements, which were up to now essential in estimating GAI. The main parameters of the SAFY model are deduced from Formosat-2 GAI time series and those of SAFYE from in situ measurements. Local estimates of SAFY demonstrate an acceptable performance for the biomass estimation (relative error of 29%) but some improvements are required for the parameterization of the SAFYE model which leads to 35% of error in the estimated values of evapotranspiration. At a regional scale, the model was able to reproduce the yearly trend of yields for soybean and sunflower but not for maize. Regarding the water balance, the model was able to reproduce the interannual variations of crop water consumption.

# Introduction générale

En 2007, nous pouvions lire dans le rapport Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (*GIEC*, 2007) : "le réchauffement du système climatique est sans équivoque car mis en évidence par des observations sur l'augmentation des températures de l'air et des océans, la fonte généralisée des glaciers et une augmentation globale du niveau moyen des mers". Le rapport conclut que l'essentiel de l'accroissement constaté de la température moyenne de la planète depuis le milieu du XXe siècle est "très vraisemblablement" (taux de certitude supérieur à 90 %) dû à l'augmentation observée des gaz à effet de serre émis par l'Homme. Une des conséquences mise en avant par le rapport concerne des modifications de la disponibilité des ressources en eau douce. Ainsi, le rapport prévoit une baisse des précipitations estivales allant jusqu'à 30 à 45 % sur le bassin méditerranéen d'ici à la fin du XXI<sup>ème</sup> siècle (*Najac et al.*, 2010; *Christensen and Christensen*, 2007). En s'appuyant sur des simulations à l'horizon 2070, *Lehner et al.* (2005) ont montré que dans le sud de l'Europe, "la fréquence des sécheresses sera significativement augmentée". Dans ces régions déjà vulnérables, les changements climatiques pourraient aggraver la situation et nuire globalement à l'approvisionnement et à la qualité de l'eau.

L'agriculture est une activité fortement exposée aux aléas climatiques et une modification durable du climat pourrait avoir des conséquences notables sur la pérennité de ses activités. Elle est en effet un des utilisateurs majoritaires de la ressource en eau dont la raréfaction entrainerait des modifications profondes des pratiques. Ces mêmes pratiques, qui s'accompagnent d'émissions de gaz à effet de serre, font également de l'agriculture un acteur incontournable du cycle du carbone.

Selon le *GIEC* (2007), en 2005, la part de l'agriculture dans les émissions totales de gaz à effet de serre d'origine anthropique s'élèverait à environ 10 % à 12 %. La majeure partie de ces émissions sont sous forme d'oxyde nitreux ( $N_2O$ ) issus des sols arables et de méthane ( $CH_4$ ) issus de la fermentation entérique des ruminants. Les rejets de dioxyde de carbone  $CO_2$ , associés aux productions végétales, sont considérés comme nuls lorsque seules les émissions dites "directes", c'est-à-dire celles liées aux processus de photosynthèse

et de respiration, sont prises en compte. Si l'on rajoute les émissions " indirectes" liées à la production d'intrants, aux transports et aux travaux mécaniques, le bilan devient positif (Ceschia et al., 2010), menant à un rejet du  $CO_2$  dans l'atmosphère. Face à ce constat, la question de la modification des pratiques agricoles a donc été posée. Le rapport du GIEC de 2007 identifiait ainsi la séquestration du carbone dans le sol comme l'une des options pour atténuer la concentration des gaz à effet de serre (Hutchinson et al., 2007). De part leur production de biomasse via l'activité photosynthétique, les cultures ont la capacité de stocker le carbone et de le transformer en matière organique. La séquestration du carbone, qui consiste à enfouir dans les sols tout ou partie de la matière organique produite, est donc une des solutions envisagée pour réduire la concentration en  $CO_2$  dans l'atmosphère et accroître le carbone organique des sols. Un des enjeux actuel est d'arriver à mesurer, à l'échelle d'un territoire, la quantité de biomasse et donc de carbone produit par les cultures qui serait pour partie exportée et pour partie enfoui et de parvenir à quantifier ainsi la contribution de l'agriculture aux enjeux environnementaux. Un des objectifs de la thèse est de proposer et d'évaluer une approche permettant d'estimer cette biomasse sur de grandes surfaces via l'utilisation de données de télédétection.

Le projet de recherche CLIMATOR a montré dans les régions du Sud-Ouest de la France, qu'une baisse sévère des précipitations pourrait être accompagnée d'un recul du rendement du maïs irrigué si les pratiques culturales actuelles demeuraient identiques (Brisson and Levrault, 2010). En France, les volumes d'eau utilisés pour l'irrigation représentent 43 % des prélèvements totaux en eau dans le milieu naturel. Du fait de l'augmentation de la demande alimentaire (elle-même liée à la pression démographique), la consommation d'eau à des fins agricoles connaît un accroissement rapide. Les surfaces irriguées ont ainsi pratiquement quadruplées entre 1970 et 1997 (CNRS, 2004). Si l'impact environnemental d'une diminution de la ressource en eau douce n'est plus à démontrer, l'impact économique n'en est pas moins important. Une note du ministère de l'écologie datant de 2007 (Buisson, 2007) a évalué le coût de la sécheresse de 2003 en France à 2,8 milliards d'euros. La majorité du coût (1,5 milliard d'euros) englobe les indemnisations des dégâts engendrés par les mouvements de terrain sur les habitations. Le coût des indemnisations des calamités agricoles associées aux sécheresses, évalué à 670 millions d'euros, est plus de six fois supérieur à une année climatique moyenne (calcul réalisé sur la période 1989-2003). Le coût énergétique pour le pompage de l'eau est lui aussi en constante augmentation et est devenu en quelques années un poste de dépenses important pour les agriculteurs irrigants. Pour faire face à ces risques environnementaux et économiques, il est nécessaire d'envisager des solutions d'adaptation. Les solutions sont nombreuses, comme par exemple, l'optimisation des pratiques d'irrigation ou le choix des plantes cultivées. A

titre d'exemple, pour produire 1 kg de grain, le soja nécessite 900 litres d'eau contre 454 litres pour le maïs (*CNRS*, 2004). Dans ce contexte de pression démographique grandissante et de probable diminution des ressources en eau, il est aujourd'hui essentiel d'arriver à d'établir un bilan des stocks d'eau disponibles et des besoins en eau à des échelles supérieures à celles de l'exploitation agricole. C'est à partir de ces échelles (bassin versant, Zone de Répartition des Eaux) que pourra être menée une véritable politique de gestion de l'eau sur nos territoires. Une partie de ce travail de thèse se situe dans cette problématique. Il s'agit notamment d'apporter des éléments de réponses aux questions suivantes : quels sont les besoins en eau des cultures et comment les quantifier sur de grandes surfaces?

La communauté scientifique mobilise des moyens importants pour comprendre et évaluer l'impact des productions végétales agricoles sur les cycles du carbone et de l'eau qui se concrétisent par la mise en place d'outils spécifiques : les modèles, les observations par satellite et les systèmes de mesure *in situ*. L'utilisation conjointe de la modélisation et des observations satellitales présente un intérêt évident pour le suivi des cultures agricoles. Les outils de modélisation offrent la capacité de diagnostiquer voire de prédire l'état de la culture à l'échelle d'une parcelle. Combinés à des observations satellite, ils permettent d'étendre cette capacité à des surfaces plus larges. Les systèmes d'observation *in situ* sont nécessaires, non seulement pour progresser sur la compréhension des processus, mais également pour développer, calibrer et valider les modèles. Les modèles de surfaces peuvent être classés en 4 catégories :

- Les modèles de fonctionnement des cultures (ou modèles de culture) qui sont utilisés pour diagnostiquer ou prédire l'état des cultures en un lieu donné (i.e., à l'échelle de la parcelle agricole) et pour une période donnée (i.e., la saison de culture). Ils décrivent de façon plus ou moins complexe les processus physiologiques (photosynthèse, respiration) impliqués dans la croissance de la plante ou du système sol-plante (absorption racinaire) et simulent la dynamique des variables biophysiques (surface foliaire, production de grains) impliqués dans les bilans carboné et hydrique.
- Les modèles SVAT (soil-vegetation-atmosphere transfer) qui décrivent les échanges d'eau et d'énergie dans le continuum sol-plante-atmosphère. Ils permettent de simuler, entre autres, les besoins en eau de la plante.
- Les modèles de transfert radiatif qui permettent de simuler, à partir de variables biophysiques décrivant l'état de la végétation, les réflectances de surface observables par satellite. Utilisés le plus souvent sous leur forme "inverse", ils permettent de simuler des variables biophysiques à partir de réflectances de surface.
- Les modèles hydrologiques sont des modèles spatialisés qui décrivent les déplacements des masses d'eau sur de grandes surfaces (i.e., bassins versant).

L'étude des surfaces agricoles par télédétection requiert des observations fréquentes et compte tenu de la taille des parcelles agricoles, sur nos territoires, nécessitent l'utilisation d'observations ayant une résolution spatiale élevée (<50m). Jusqu'à présent et en raison de contraintes technologiques liées aux systèmes embarqués, les observations satellitales disponibles ne permettaient pas de réunir facilement et de façon systématique ces deux conditions : les capteurs tels que SPOT-HRV ou Landsat-TM fournissaient des images à haute résolution spatiale (10-30 m) mais avec une faible fréquence temporelle (15-30 m)jours) et les satellites tels que MODIS, fournissaient des images à haute fréquence temporelle (1-2 jours), mais avec une résolution spatiale faible (250m à 1km). En 2013, le Centre national d'études spaciales (CNES) mettra sur orbite le satellite Venus qui délivrera des images sur une centaine de sites dans le monde avec une résolution spatiale de 10 mètres et une fréquence d'acquisition de 4 jours. Entre 2014 et 2016, l'Agence spatiale européenne (ESA, pour European space agency) devrait mettre sur orbite la constellation Sentinelle-2, constituée de deux satellites, qui délivrera des images sur tout le globe avec une résolution spatiale de 10 mètres et une fréquence d'acquisition de 5 jours. Actuellement, seul le satellite commercial taïwanais Formosat-2 est capable d'acquérir des images quotidiennement à une résolution spatiale de 8 m avec un angle de visée constant (Chern et al., 2006). La disponibilité récente de ces données ouvre de nouvelles perspectives en matière de suivi des cultures et d'analyse des pratiques agricoles. Ce sont ces données qui ont été utilisées dans le cadre de cette thèse.

Les systèmes de mesure *in situ* sont des dispositifs expérimentaux constitués de différents capteurs permettant d'obtenir des mesures *in situ* avec un suivi intensif. Toutefois, les surfaces échantillonnées, même si elles varient en fonction des instruments de mesure, ne dépassent que très rarement la taille de la parcelle étudiée. Ce dispositif de mesures peut être complété par des enquêtes terrain ainsi que par la collecte de données auprès d'organismes. Ces données bien que moins exhaustives que les mesures *in situ* permettent de couvrir des surfaces plus larges. Le jeu de données utilisé dans cette thèse provient en partie de mesures "intensives" issus de dispositifs expérimentaux mais également d'enquêtes réalisées auprès d'agriculteurs ainsi que de la collecte réalisée auprès d'organismes d'état essentiellement.

Les cultures que nous avons étudiées dans le cadre de cette thèse sont des cultures d'été pour lesquelles la question de la ressource en eau est un enjeu majeur. Il s'agit du maïs (*Zea* mays), du tournesol (*Helianthus annuus*) et du soja (*Glycine max*) qui représentent à eux seuls environ 9 % du territoire en Midi-Pyrénées (d'après Agreste - Statistique Agricole Annuelle 2009). La méthode choisie s'appuie sur la spatialisation d'un modèle de culture à l'aide des données de télédétection acquises par le satellite Formosat-2. Le modèle utilisé est le modèle SAFY (Simple Algorithm for Yield Estimates) développé au Centre d'études spatiales de la biosphère (CESBIO) par *Duchemin et al.* (2008b). SAFY est un modèle de culture simplifié basé sur la théorie des efficiences et conçu pour être piloté par des données satellitales. Il a d'abord été utilisé pour simuler les biomasses et les rendements des cultures sur nos parcelles instrumentées, sur l'emprise des images FORMOSAT-2 et sur le département. Ce modèle a ensuite été couplé avec un modèle SVAT simplifié (Méthode FAO 56, *Allen et al.*, 1998) afin de simuler la contrainte hydrique apportée par le sol. Cette version du modèle, appelé SAFYE (Simple algorithm for yield and evapotranspiration estimates, *Duchemin et al.*, 2005), permet de simuler les biomasses, les rendements mais également les besoins en eau des cultures sur de grandes surfaces. C'est donc cette version du modèle qui a été utilisée pour estimer les besoins en eau des cultures d'été sur notre zone d'étude. Un module d'irrigation automatique a été ajouté au modèle SAFYE, permettant ainsi d'estimer les volumes d'eau consommés pour satisfaire les besoins de la plante.

Le travail de spatialisation abordé dans le cadre de cette thèse repose donc sur l'assimilation des données de télédétection dans les deux modèles (SAFY, SAFYE) présentés ci-dessus. L'assimilation est réalisée au travers de variables biophysiques estimées à partir des données de télédétection. La variable assimilée est l'indice de surface verte des plantes (GAI, pour Green Area Index) qui est une variable clé du fonctionnement des cultures et qui de plus est observable et quantifiable par télédétection. Dans le cadre de cette thèse nous avons également testé et comparé deux méthodes d'estimation du GAI à partir des données de télédétection. La première méthode, empirique, repose sur l'utilisation de mesures in situ et d'un indice spectral, le NDVI (Normalized difference vegetation index). La deuxième méthode, déterministe, est basée sur l'inversion d'un modèle de transfert radiatif : le modèle PROSAIL. Les résultats issus de ces 2 méthodes ont été évalués par comparaison aux mesures in-situ de GAI. Deux variables secondaires ont été également estimées : le Fcover (Fraction of cover), correspondant à la fraction de la surface du sol couverte par la végétation et le FAPAR (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation) correspondant à la fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par la végétation.

Parce que leur rôle est prépondérant dans la spatialisation des modèles, nous dresserons, dans un premier chapitre, un état de l'art sur les méthodes d'estimation des variables biophysiques à partir de données *in situ* et de télédétection. La partie expérimentale, incluant la présentation des sites et des données utilisées dans cette thèse, sera exposée dans le chapitre 2. Le chapitre 3 sera consacré à l'analyse des mesures *in situ*. Les résultats de l'estimation des variables biophysiques (GAI, FAPAR, Fcover) à partir de données de

#### $Introduction\ g\acute{e}n\acute{e}rale$

télédétection seront présentés dans le chapitre 4. La procédure de spatialisation du modèle SAFY et les estimations de biomasses et rendements simulés seront présentés et analysés dans le chapitre 5. Enfin, la procédure l'étalonnage de la version "hydrique" du modèle (SAFYE) ainsi que les résultats bien, que préliminaires des simulations des besoins en eau et des irrigations des cultures d'été, seront présentés et discutés dans le chapitre 6.

# Chapitre I

# Estimation de variables biophysiques : Etat de l'art

## Sommaire

I.1 Définitions	. 8				
I.1.1 Le facteur de réflectance bidirectionnel	. 8				
I.1.2 Les surfaces foliaires	. 8				
I.1.3 Le $FAPAR$	. 9				
I.1.4 Le $Fcover$	. 10				
I.2 Mesures in situ des variables biophysiques	. 11				
I.2.1 Méthodes de mesures directes	. 11				
I.2.2 Méthodes de mesures indirectes	. 11				
I.3 Estimation des variables biophysiques à partir de données de					
télédétection $\ldots \ldots 13$					
I.3.1 Les modèles de transfert radiatif	. 14				
I.3.2 Méthodes d'inversion	. 15				
I.3.3 L'inversion du modèle PROSAIL	. 17				

## I.1 Définitions

#### I.1.1 Le facteur de réflectance bidirectionnel

Le facteur de réflectance bidirectionnel (BRF, pour *Bidirectionnal reflectance factor*) mesuré par un spectromètre de terrain ou un capteur satellite par exemple, permet d'évaluer la capacité d'une surface à réfléchir l'énergie incidente. Ce facteur dépend de la longueur d'onde, des propriétés directionnelles (voir la figure I.1) de l'éclairement incident défini par un angle zénithal ( $\theta_s$ ) et azimutal solaire ( $\varphi_s$ ), de la direction d'observation définit par un angle zénithal ( $\theta_v$ ) et azimutal de visée ( $\varphi_v$ ) et des propriétés réflectives de la surface visée qui peut-être lambertienne ou anisotrope. Une surface est dire lambertienne si sa réflectance ne dépend pas de l'angle de visée. Dans la réalité, peu de surfaces naturelles sont lambertiennes.

La fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF, pour *Bidirectional* reflectance distribution function) est communément utilisée pour décrire les propriétés réflectives d'une surface. La BRDF d'un maïs est, par exemple, présentée dans la figure I.2. Les réflectances varient considérablement ( $\pm$  39 % autour de la moyenne) avec les configurations angulaires d'observation ( $\theta_v$  et  $\varphi_v$ ). Les variations de réflectance en fonction des configurations angulaires d'illumination (le soleil,  $\theta_s$  et  $\varphi_s$ ) sont également importantes (non présentées ici).

#### I.1.2 Les surfaces foliaires

La plante est le siège d'échanges d'énergie et de matière ( $H_2O$  et  $CO_2$ ) avec l'atmosphère. Dès lors, elle peut être caractérisée par une variable appelée indice de surface



FIGURE I.1 – Schéma indiquant la géométrie d'illumination et d'observation.



FIGURE I.2 – BRDF d'une surface de maïs, simulée avec le modèle DART (*Discrete aniso-tropic radiative transfer Gastellu-Etchegorry et al.*, 1999) en fonction de l'angle zénithal (en noir) et l'angle azimutal (en rouge) de visée. Les configurations angulaires d'illumination sont :  $\theta_s = 25^\circ$  et  $\varphi_s = 5^\circ$ . Les plus fortes valeurs de BRF sont obtenues dans les directions rétrodiffusées c'est-à-dire du côté de l'éclairement solaire avec un pic de valeur atteint pour la configuration du Hot Spot (direction de visée = direction incidente). Les plus faibles valeurs sont obtenues dans les directions opposées à la direction de l'éclairement solaire.

foliaire (LAI, pour *Leaf area index*) et lorsque la plante est verte, notamment pendant la phase de croissance, par un indice de surface foliaire vert (GLAI, pour *Green leaf area index*). Le GLAI est défini comme la moitié de la superficie totale développée par les feuilles vertes par unité horizontale de surface au sol (*Chen and Black*, 1992). Si l'on considère les autres éléments du couvert (tiges, fleurs, fruits), le terme d'indice de surface des plantes (PAI, pour *Plant Area Index*) est alors employé. Et lorsqu'on s'intéresse uniquement aux organes verts, essentiellement les tiges et les feuilles, le PAI devient le GPAI (*Green plant area index*). On peut également estimer un indice de surface des tiges vertes (GSAI, pour *Green stem area index*), qui additionné au GLAI donne le GPAI. Ces indices, adimensionnels, correspondent à des m<sup>2</sup> de surface foliaire par m<sup>2</sup> de sol. Le terme générique de surface foliaire sera utilisé par la suite pour qualifier l'ensemble de ces indices.

#### I.1.3 Le FAPAR

Le FAPAR (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation, adimensionnel) est la fraction de rayonnement solaire photosynthétiquement actif absorbé par les plantes dans le domaine spectral du PAR (*Photosynthetically active radiation*, entre 400 et 700 nm). Il est utilisé comme une variable clé de la modélisation des bilans d'eau et de carbone des surfaces. A l'instar du GPAI, seules les parties vertes de la plante sont impliquées. Le FAPAR dépend des conditions d'éclairement (ratio diffus/direct, latitude, longitude et date du lieu considéré) et de l'état physiologique de la surface étudiée. Il peut-être intégré sur une journée.

Le FAPAR correspond à la somme des FAPAR direct  $(FAPAR^{bs}, \text{ pour } black-sky$  FAPAR) et diffus  $(FAPAR^{ws}, \text{ pour } white-sky FAPAR)$ , pondérés par les fractions directe  $(f_{direct})$  et diffuse  $(f_{diffus})$  du rayonnement incident dans le PAR (éq. I.1). La meilleure approximation du FAPAR diffus se produit sous une couverture nuageuse dense, lorsque que le rayonnement incident est quasiment isotopique. Le  $FAPAR^{ws}$  (éq. I.2) est constant au cours de la journée alors que le  $FAPAR^{bs}$  varie en fonction des configurations angulaires du soleil. On distingue ainsi le  $FAPAR^{bs}$  instantané  $(FAPAR_i^{bs}, \text{ éq. I.3})$  et le  $FAPAR^{bs}$ journalier  $(FAPAR_{jour}^{bs}, \text{ éq. I.4})$ .

$$FAPAR = FAPAR^{bs} \times f_{direct} + FAPAR^{ws} \times f_{diffus} \tag{I.1}$$

$$FAPAR^{ws} = 2\int_0^{\frac{\pi}{2}} P_0(\theta_v) \cos \theta_v \sin \theta_v d\theta_v \tag{I.2}$$

$$FAPAR_i^{bs}(\theta_s) = 1 - P_0(\theta_s) \tag{I.3}$$

$$FAPAR_{jour}^{bs} = \frac{\int_{lev\acute{e}}^{couch\acute{e}} \cos \theta_s P_0(\theta_s) d\theta_s}{\int_{lev\acute{e}}^{couch\acute{e}} \cos \theta_s d\theta_s}$$
(I.4)

avec  $P_0$ , la fraction de trou (ou transmittance);

 $\theta_v$ , l'angle zénithal de visée;

 $\theta_s,$  l'angle zénithal solaire.

#### I.1.4 Le Fcover

Le Fcover (Fraction of cover, adimensionnel) est la fraction de la surface du sol couverte par la végétation lorsque celle-ci est observée au nadir, c'est-à-dire à sa verticale. Le Fcover correspond donc à  $P_0(\theta_v = 0^\circ)$ . Le Fcover est adimensionnel et varie entre 0 et 1. Il intervient dans les processus de fonctionnement liés aux surfaces couvertes par la végétation. Il agit sur l'albédo (rapport entre l'énergie solaire réfléchie par une surface et l'énergie solaire incidente), la température de surface et les processus d'évapotranspiration dans les couverts végétaux.

## I.2 Mesures *in situ* des variables biophysiques

Il existe deux approches pour estimer les indices de surfaces foliaires : une basée sur des mesures directes et une basée sur des mesures indirectes.

#### I.2.1 Méthodes de mesures directes

Les mesures directes reposent sur des prélèvements de végétation qui peuvent être destructifs ou non (prélèvement de litière). La méthode destructive consiste à prélever les organes verts directement sur le peuplement. Sur des cultures agricoles, toutes les feuilles et toutes les tiges d'une (ou plusieurs) plantes sont recueillies afin d'obtenir une surface moyenne par plante. Les surfaces de végétation par plant sont généralement déterminées directement après passage au planimètre. Les organes peuvent être séparés afin de mesurer indépendamment le GLAI et le GSAI. De même, cette méthode permet de distinguer les parties vertes de la plante. La densité de peuplement (nombre de plants par surface de sol) est mesurée afin d'en déduire les surfaces foliaires (surface de végétation par surface de sol).

Bien que ces méthodes soient reconnues comme étant les plus précises, elles sont fastidieuses et chronophages : leur application reste donc limitée à de petites surfaces. Le point le plus délicat dans l'utilisation de ces méthodes réside dans l'élaboration d'un protocole de mesure pertinent permettant d'obtenir une bonne représentativité des surfaces étudiées (*Jonckheere et al.*, 2004a). Malgré ces contraintes, ces mesures demeurent néanmoins indispensables. Elles servent de référence et permettent d'étalonner et d'évaluer les estimations réalisées à partir des approches indirectes (*Jonckheere et al.*, 2004a; *Baret et al.*, 2010a).

#### I.2.2 Méthodes de mesures indirectes

L'approche indirecte repose sur l'estimation de la fraction de trou du couvert via l'utilisation d'instruments optiques. La fraction de trou est la probabilité qu'un rayon lumineux incident, dont les configurations angulaires sont connues, atteigne le sol sans être intercepté par la canopée. La fraction de trou directionnelle d'un couvert, définie par les fractions de trou mesurées à différents angles, est donc fortement liée à sa structure.

Plusieurs expressions ont été proposées pour relier la fraction de trou directionnelle (ou la transmittance directionnelle) à la structure du couvert, et donc à l'indice foliaire. Une revue des principaux modèles a notamment été présentée par *Nilson* (1971). Le modèle le plus simple et le plus utilisé est la "loi de Poisson" (éq. I.5) qui permet de simuler la fraction de trou à partir d'une loi de décroissance exponentielle dépendant entre autre du LAI. Elle repose sur l'hypothèse d'une distribution aléatoire et uniforme de feuilles considérées comme opaques dans le couvert.

$$P_0(\theta,\varphi) = e^{\left(\frac{-G(\theta,\varphi)LAI_{eff}}{\cos\theta}\right)}$$
(I.5)

avec  $G(\theta, \varphi)$ , un facteur géométrique qui correspond à la projection d'une unité de surface de feuille sur le plan perpendiculaire à la direction définie par l'angle zénithal de visée  $(\theta)$ et l'angle azimutal  $(\varphi)$ .

De nombreuses études (*Chen and Black*, 1992; *Bréda*, 1994; *Dufréne and Bréda*, 1995; *Demarez et al.*, 2008) ont montré que le LAI estimé à partir de la loi de Poisson était souvent sous-estimé par rapport aux valeurs de référence (mesures directes). En effet la loi de Poisson ne permet pas de traduire les effets d'une agrégation des éléments des couverts végétaux sur la fraction de trou et donc sur l'estimation du LAI. Le concept de LAI "effectif" a donc été introduit par *Chen and Black* (1991) permettant d'introduire la notion de LAI "équivalent" à celui d'un milieu non agrégé. Cette notion permet ainsi de traduire le fait que seule une partie des feuilles intercepte de manière "efficace" la lumière (*Gonzalez Sanpedro*, 2008). *Chen and Black* (1991) ont ainsi proposé une version modifiée de la loi de Poisson qui d'intègre les effets de l'agrégation dans la fraction de trou via l'introduction d'un facteur d'agrégation ( $\lambda(\theta)$ , éq. I.6). Cette loi de Poisson modifiée permet donc d'estimer un LAI dit "vrai" théoriquement plus proche du LAI de référence, issu des mesures destructives. Ce dernier correspond au rapport entre le LAI effectif et le facteur d'agrégation (éq. I.7).

$$P_0(\theta,\varphi) = e^{\left(\frac{-\lambda(\theta)G(\theta,\varphi)LAI_{vrai}}{\cos\theta}\right)}$$
(I.6)

$$LAI_{eff} = \lambda(\theta) \times LAI_{vrai} \tag{I.7}$$

avec  $\lambda(\theta) > 1$ , si le couvert présente une structure régulière;

 $\lambda(\theta){<}1,$  si le couvert présente une structure agrégée ;

 $\lambda(\theta)=1$ , si le couvert présente une structure uniforme.

Il existe une large gamme de capteurs optiques permettant de mesurer la fraction de trou directionnelle (*Jonckheere et al.*, 2004a; *Weiss et al.*, 2004). Ceux-ci sont rapides à mettre en œuvre et permettent d'échantillonner de larges surfaces. Ils se divisent en deux catégories :

- les capteurs qui estiment le LAI à partir des mesures de transmission de lumière : LAI-2000 PCA (LI-COR Inc, dans le Nebraska, Welles, 1990); TRAC (3rd Wave Engineering rie, Ontario, Canada, Leblanc et al., 2002); DEMON (CSIRO, Canberra, Australie);
- les capteurs qui fournissent la fraction de trou du couvert à partir de traitements d'images : MVI (Multiband Vegetation Imager, Kucharik et al., 1997), photographie numérique hémisphérique (DHP, pour Digital hemispherical photography).

Contrairement aux mesures destructives, les mesures indirectes ne permettent pas de séparer les tiges, les feuilles et les fleurs. Les estimations portent sur la partie verte de la végétation sans distinction entre les organes. Par conséquent, *Baret et al.* (2010a) ont suggéré l'utilisation spécifique du terme de *GAI* (pour *Green area index*) pour qualifier les estimations de surface foliaire, issues de mesures indirectes. On parle ainsi de *GAI* effectif  $(GAI_{eff})$  et de *GAI* vrai  $(GAI_{vrai})$  pour indiquer l'algorithme utilisé pour les estimations.

## I.3 Estimation des variables biophysiques à partir de données de télédétection

Comme nous l'avons vu dans l'introduction, les données de télédétection offrent des capacités inégalées en matière de couverture spatiale et de fréquence d'acquisition. Les estimations de variables biophysiques (GAI, FAPAR et Fcover) à partir ces données sont par conséquent largement étudiées par la communauté scientifique depuis le lancement des premières missions spatiales (Landsat, en 1972). Des études récentes ont démontré le potentiel des capteurs actifs, types lidar (Chen et al., 2004), pour estimer le LAI. Toutefois, la plupart des études opérationnelles visant à estimer les variables biophysiques par télédétection reposent sur des images acquises dans le domaine spectral allant du visible au moyen-infrarouge (500-2500 nm). La mesure de réflectance dans ces longueurs d'onde restitue en grande partie la variabilité spectrale du couvert en liaison avec son fonctionnement. La communauté scientifique, notamment celle des physiciens, a œuvré pour le développement de modèles de transfert radiatif, simulant la BRDF en fonction des caractéristiques biophysiques du couvert, au travers de variables biophysiques. Toutefois dans la pratique, le problème se pose plus fréquemment en sens inverse, c'est-à-dire comment estimer les variables biophysiques à partir des mesures de réflectances bidirectionnelles? La réponse à cette question nécessite le développement de méthodes d'inversion.

#### I.3.1 Les modèles de transfert radiatif

Les modèles de transfert radiatif simulent les processus de transfert du rayonnement dans un milieu afin d'estimer la BRDF d'une surface. De nombreux modèles ont été proposés pour simuler des milieux très variés tels que l'atmosphère, l'urbain ou la végétation. Ils se distinguent par la manière dont le milieu de propagation est pris en compte et par l'approche mathématique utilisée pour simuler le transfert radiatif. Ainsi, un milieu peut être représenté par la superposition de couches horizontales comprenant des distributions spatiales uniformes d'éléments diffusants et absorbants. Le milieu est alors dit turbide. Plusieurs méthodes de simulation du transfert radiatif adaptées aux milieux turbides ont été développées : la solution intégrale (Ross, 1981; Myneni et al., 1986; Gao, 1993), la théorie de Kubelka et Munk (Suits, 1972; Verhoef, 1984), la méthode des ordonnées discrètes (Goudriaan, 1977). Inversement, le milieu de propagation peut être simulé par une distribution spatiale non uniforme d'éléments diffusants et absorbants. Le milieu est alors dit hétérogène. De la même manière, on compte plusieurs modèles pour simuler le transfert radiatif dans un tel milieu : les modèles géométriques (Otterman and Weiss, 1984; Li and Strahler, 1985; Jupp et al., 1986; Deering et al., 1990), les modèles de suivi de rayons (Gastellu-Etchegorry et al., 1996), les modèles basés sur la radiosité.

Le premier modèle simulant le transfert radiatif dans la végétation, développé par Suits (1972), et amélioré par Verhoef (1984), est le modèle SAIL (Scattering by arbitrarily inclined leaves). Il simule la réflectance d'un milieu turbide à une dimension en utilisant la théorie de Kubelka et Munk. Le nombre d'information en entrée est limité : le LAI, l'angle moyen d'inclinaison des feuilles, le paramètre de hot-spot, le spectre de réflectance du sol nu et les caractéristiques géométriques d'observation  $(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v)$ . Le faible nombre de paramètres nécessaires en entrée du modèle SAIL a conduit à une large utilisation de ce modèle par la communauté des télédétecteurs. Il a été par la suite (au début des années 1990) couplé avec le modèle PROSPECT (Jacquemoud, 1992) qui tient compte des les propriétés optiques des feuilles à partir de leurs caractéristiques biochimiques : structure des feuilles, contenu en chlorophylle a et b, épaisseur équivalente en eau, teneur en matière sèche et teneur en pigment brun. Le modèle résultant est le modèle PROSAIL (Baret et al., 1992). Ce modèle est aujourd'hui un des principaux outils utilisés pour la caractérisation de la végétation (Jacquemoud et al., 2009). Récemment, il a été intégré dans les chaînes de traitement des données Venus (2013, Weiss and Baret, 2010) et Sentinelle-2 (2014, Baret et al., 2010b) dont les objectifs sont de fournir des cartes de variables biophysiques.



FIGURE I.3 – [extrait de Baret and Buis (2008)] Les deux principales approches utilisées pour estimer les caractéristiques du couvert à partir des données de télédétection. a) les méthodes de minimisation dans l'espace des données radiométriques montrant le processus de recherche solution; b) les méthodes de minimisation dans l'espace des variables biophysiques montrant l'étalonnage du modèle inverse conduisant à la valeur estimée LAI (LAI\*).  $\Delta$  représente la fonction de coût à minimiser portant sur les données radiométriques (a) ou sur les variables biophysiques (b).

#### I.3.2 Méthodes d'inversion

L'inversion de modèles de transfert radiatif consiste à estimer les variables biophysiques à partir des mesures de BRF. Toutefois, obtenir les variables biophysiques par inversion est un exercice complexe, car le nombre d'inconnues qui correspondent aux variables d'entrée (13 dans le cas du modèle PROSAIL) est souvent supérieur au nombre d'observations disponibles. Ce problème est qualifié de mal posé (*ill-posed problem*), dans le sens où plusieurs combinaisons de variables peuvent conduire à la même réflectance bidirectionnelle. De nombreux auteurs ont proposé diverses méthodes d'inversion de modèles de transfert radiatif. Le papier de synthèse de *Baret and Buis* (2008) distingue deux catégories de méthodes en fonction du choix de la variable cible utilisée pour résoudre le problème inverse : celles dont le processus de minimisation porte sur la réflectance bidirectionnelle (figure I.3a) et celles dont le processus de minimisation porte sur la variable biophysique à estimer (figure I.3b).

#### I.3.2.1 Méthodes de minimisation dans l'espace des données radiométriques

Les méthodes de minimisation dans l'espace des données radiométriques consistent à minimiser l'écart ( $\Delta$ , dans la figure I.3a) entre les réflectances bidirectionnelles mesurées et celles simulées par un modèle de transfert radiatif ou issues d'une base de données

expérimentale. Nous pouvons citer trois techniques de minimisation, dont une description plus détaillée est présentée dans *Baret and Buis* (2008) :

- L'optimisation itérative consiste à faire varier les variables d'entrée du modèle de transfert radiatif jusqu'à ce que la réflectance simulée soit proche (selon une fonction de coût) de la réflectance mesurée (*Bacour*, 2001);
- La technique utilisant des tables de correspondance s'appuie sur une table reliant des variables biophysiques à des réflectances. Ces réflectances sont soit simulées par un modèle de transfert radiatif, soit issues d'une base de données *in situ*. La technique consiste à sélectionner la réflectance de la table la plus proche (selon une fonction de coût) de celle mesurée puis à extraire les variables biophysiques correspondantes. Cette technique est considérée parmi les plus simples et est amplement utilisée. C'est ainsi le cas des produits de LAI et de *FAPAR* dérivés des capteurs MODIS (*Moderate resolution imaging spectroradiometer*) et MISR (*Multi-angle imaging spectroradiometer*);
- Les techniques bayesiennes consistent à estimer la distribution *a posteriori*, c'est à dire la distribution des variables biophysiques lorsque la mesure de réflectance est connue. Cette technique a, toutefois, été très peu utilisée.

#### I.3.2.2 Méthodes de minimisation dans l'espace des variables biophysiques

Les méthodes de minimisation dans l'espace des variables biophysiques (figure I.3b) nécessitent la construction d'un modèle paramétrique inverse, qui relie les variables biophysiques aux réflectances. L'étalonnage de ce modèle inverse est réalisé en minimisant l'écart ( $\Delta$ , figure I.3b) entre les variables biophysiques estimées (LAI\*) et celle (LAI) utilisées en amont du processus de transfert radiatif pouvant être issues de mesures (bases de données expérimentales) ou de simulations à partir de modèles de transfert radiatif (comme représenté dans la figure I.3b).

#### I.3.2.3 Étalonnage à partir de bases de données expérimentales

Cette approche a été la première utilisée par la communauté scientifique (Asrar et al., 1984; Huete, 1988; Wiegand and Richardson, 1990). Le modèle inverse est dans ce cas défini à partir de relations empiriques simples reliant les variables biophysiques recherchées (LAI par exemple) aux réflectances (Bsaibes et al., 2009) ou à des indices spectraux tels que le NDVI (Normalized difference vegetation index, Myneni et al., 1995)) qui correspond au rapport normalisé entre les réflectances des bandes proche-infra-rouge (830 nm) et rouge (650 nm). L'utilisation de ces indices est intéressante car elle permet de réduire en partie certains effets perturbateurs tels que les variations dues aux configurations géométriques d'acquisition, aux effets atmosphériques, ou encore dues à la couleur et aux états de surface des sols (*Baret and Guyot*, 1991). Ces relations empiriques sont faciles à mettre en place mais nécessitent un nombre important de données (variables biophysiques et les réflectances) pour leur étalonnage. Ces données doivent être idéalement représentatives de toute la gamme des variations possibles des variables recherchées. Or ces conditions sont rarement remplies et la nature même de la base de données limite souvent l'application de ces méthodes au domaine de variation pour lequel elles ont été établies.

#### I.3.2.4 Étalonnage à partir de bases de données simulées

Face aux limitations discutées ci-dessus inhérentes aux méthodes empiriques, une approche s'appuyant sur des données simulées par des modèles de transfert radiatif a par la suite été proposée (*Baret and Guyot*, 1991; *Verstraete et al.*, 1996). *Weiss et al.* (2000) ont montré que les variables telles que le *FAPAR* et le *Fcover* étaient fortement corrélées aux réflectances bidirectionnelles. Il est en revanche plus difficile d'estimer des variables telles que les surfaces foliaires, dont la relation avec les réflectances sont non-linéaires (*Weiss et al.*, 2000). Les réseaux de neurones artificiels (ANN, pour *Artificial neural network*) sont connus pour avoir une capacité d'interpolation efficace sur des surface non-linéaires (*Leshno et al.*, 1993). De nombreuses études (synthétisées dans *Baret and Buis*, 2008) ont montré qu'ils sont bien adaptés pour construire et étalonner le modèle inverse puisqu'ils sont capables de modéliser des fonctions complexes non-linéaires et multi-variées. Ces outils sont rapides, reproductibles et donc parfaitement adaptés à des chaînes de traitement opérationnelles.

#### I.3.3 L'inversion du modèle PROSAIL

Un outil d'inversion du modèle PROSAIL basé sur les ANN, a été développé par le laboratoire EMMAH<sup>1</sup> (Environnement méditerranéen et modélisation des agro-hydrosystèmes) de l'INRA (Institut national de la recherche agronomique) d'Avignon. Il porte le nom de BV-NET (*Biophysical variable neural network*). Il permet de construire et d'étalonner un modèle inverse en s'appuyant sur une base de données simulée par PROSAIL. C'est aujourd'hui un outil opérationnel qui est en cours d'intégration dans les chaînes de production Venµs . et Sentinelle-2. Toutefois, une phase de validation basée sur la confrontation des résultats avec des bases de données *in situ*, s'avère indispensable. De nombreuses études

<sup>1.</sup> www4.paca.inra.fr/emmah

ont été dédiées à la validation et au calcul des incertitudes de cet outil au travers de capteurs à moyenne résolution (250-1000 m, *Bacour et al.*, 2006; *Weiss et al.*, 2007; *Garrigues et al.*, 2008). Mais en raison de la difficulté de relier les mesures in-situ à des observations satellitales à moyenne résolution, il est apparu nécessaire de réaliser ces validations sur des surfaces plus petites et plus homogènes. Jusqu'à présent, un nombre limité d'auteurs ont étudié la validité des estimations des variables biophysiques issues de l'inversion du modèle PROSAIL à partir d'images satellitales à haute résolution spatiale : (*Bsaibes et al.*, 2009, prairies et cultures agricoles avec des données Formosat-2), (*Duveiller et al.*, 2011, blé avec des données SPOT HRV), (*Verger et al.*, 2011, cultures agricoles avec des données Chris/PROBA). Dans le cadre de cette thèse nous avons donc utilisé les variables biophysiques (*GAI, FAPAR, Fcover*) mesurées *in situ* pour évaluer la validité de l'outil d'inversion de PROSAIL pour les cultures d'été et ce à différents moments du cycle de développement de la culture. Les résultats ont ensuite été comparés à ceux obtenus via l'utilisation du NDVI.

# Chapitre II

# Présentation de données

## Sommaire

I	I.1 Site	d'étude	<b>21</b>	
	II.1.1	Caractéristiques morpho-pédologiques	21	
	II.1.2	Caractéristiques climatiques	22	
I	I.2 Disp	oositif expérimental de mesures in situ	<b>22</b>	
	II.2.1	Parcelles d'Auradé et de Lamothe	22	
	II.2.2	Parcelles "ESU"	24	
I	I.3 Don	nées de télédétection et produits dérivés	30	
	II.3.1	Images Formosat-2	30	
	II.3.2	Carte d'occupation des sols $\hdots \hdots \hdots\$	33	
	II.3.3	Segmentation d'images	33	
II.4 Données pédologiques				
	II.4.1	La carte pédologique régionale	33	
	II.4.2	Analyses pédologiques des parcelles du domaine de Lamothe $\ . \ .$	36	
I	I.5 Don	nées météorologique SAFRAN	37	
I	I.6 Auti	res données	37	
	II.6.1	Données collectées auprès des agriculteurs	37	
	II.6.2	Base de données Agreste	38	
	II.6.3	Registre parcellaire graphique	39	
	II.6.4	Base de données AEAG	39	

Chapitre II. Présentation de données



FIGURE II.1 – Carte de la zone d'étude : a) emprise Formosat-2 (1/250000ème) ; b) bassin versant d'Auradé (1/100000ème) ; c) zone de Lamothe (1/100000ème).



FIGURE II.2 – Coupe schématique des terrasses (d'après Tourino Soto, 2005).

La première partie de ce chapitre est consacrée à la description du site d'étude. La deuxième deuxième partie présente le recueil des mesures in situ. la présentation des images satellitales Formosat-2 et des produits qui en sont dérivés est abordée dans la troisième partie. Enfin, dans la dernière partie, nous ferons état des données récupérées auprès des agriculteurs et des organismes d'état.

## II.1 Site d'étude

La zone d'étude, située entre le sud-ouest de Toulouse et Rieumes (centre de la zone : 1°10'E, 43°27'N), s'étend principalement sur le département de la Haute Garonne. Un peu moins de 10 % se situe dans le département du Gers (figure II.1).

#### II.1.1 Caractéristiques morpho-pédologiques

La Garonne, située à la partie Est de la zone, est l'élément paysager dominant de la zone. La plaine alluviale d'orientation Nord-Sud dans laquelle coule le fleuve constitue une large bande nord-sud traversant la zone d'étude. La plaine alluviale de la Garonne est, comme pour la plupart des cours d'eau de la région, dissymétrique et présente un développement important des dépôts en rive gauche. La Garonne et ses affluents ont creusé le socle molassique avec l'alternance des différentes glaciations et ont constitué des paysages remarquables d'Est (la Garonne) en Ouest (coteaux de Gascogne) (décrits dans la coupe schématique des terrasses de la figure II.2) : la basse plaine (sol argileux et relativement profond), la basse et la moyenne terrasse (sol de type hydromorphe et peu profond) et le haut niveau (sol de type limono-sableux dont la profondeur est variable en fonction du relief). Le Touch, qui est un affluent de la Garonne, a entaillé la moyenne terrasse de la



FIGURE II.3 – Diagramme ombrothermique réalisé à partir des données relevées à Toulouse Blagnac (source Météo-France) et dressé sur les normales de pluviométries et de températures pour la période 1980-2011.

Garonne. Les sols autour du Touch sont plus argileux et plus profonds. L'ensemble de la plaine alluviale est entourée par deux zones de coteaux : une au Nord-Ouest (coteaux de Gascogne) et une à l'est (coteaux du Volvestre).

#### II.1.2 Caractéristiques climatiques

Le climat du site d'étude, de type tempéré océanique, a des influences méditerranéennes et continentales. Il est caractérisé par un été sec et chaud, un automne bien ensoleillé, un hiver doux et un printemps marqué par de fortes pluies et des orages violents. La température moyenne annuelle est de 13.3 °C ; la pluviométrie annuelle est de 880 mm. Le diagramme ombrothermique présenté dans la figure II.3 a été calculé à partir des normales mensuelles sur la période 1980-2011 à Toulouse-Blagnac. Ils sont caractéristiques d'un climat tempéré.

## II.2 Dispositif expérimental de mesures in situ

#### II.2.1 Parcelles d'Auradé et de Lamothe

Deux parcelles situées sur la zone d'étude, nommées "Auradé" et "Lamothe" ont été instrumentées par le CESBIO (figure II.1). Ces parcelles dites "expérimentales" sont intégrées dans le réseau de mesures du projet Carbo-Europe (*Dolman et al.*, 2006), dont l'objectif est de comprendre et de quantifier le bilan de carbone des écosystèmes.

La parcelle de "Lamothe" (43°49'65"N, 01°23'79"E, altitude : 180 m) est située sur la plaine alluviale de la Garonne en bordure du Touch (figure II.1c). Elle appartient au domaine de Lamothe qui est une ferme expérimentale de l'EIP (Ecole d'ingénieurs de purpan). La superficie de la parcelle est 32.3 ha. Elle se situe sur des sols profonds (plus de 150 cm), argileux et peu perméables, caractéristiques de la vallée du Touch. On y pratique une rotation de type triticale/maïs ensilage/blé/maïs ensilage. Elle est labourée (labour avec et sans retournement), fertilisée (engrais minéral et engrais organique : fumier et lisier) et irriguée lorsque le maïs y est cultivé.

La parcelle d'"Auradé" (43°54'97"N, 01°10'61"E, altitude : 245 m), située sur les coteaux du Gascogne, appartient au GAEC de Lambert (figure II.1b). Elle se situe sur des sols bruns limono-argileux perméables. Sa superficie est de 23.5 ha. Elle est labourée (labour avec et sans retournement) et fertilisée (engrais minéral) mais n'est pas irriguée. Elle est caractérisée par une rotation colza/blé/tournesol/blé. La profondeur du sol varie de 60 cm (en haut de la parcelle) à plus de 100 cm dans le bas fond.

#### II.2.1.1 Mesures météorologiques et micro météorologiques

Les deux parcelles sont équipées de mâts de mesures météorologiques et micro météorologiques, installés vers le milieu des parcelles. Les données ont été enregistrées au pas de temps semi-horaire.

Un système d'Eddy Covariance a été installé afin de mesurer les flux verticaux de concentration en  $CO_2$ , de chaleur sensible et de chaleur latente (description complète des données et des traitements dans *Béziat*, 2009). Dans le cadre de cette thèse, seules les mesures de chaleur latente, transformées en millimètres d'eau évapotranspirée ont été utilisées.

Les mesures météorologiques utilisées dans cette thèse sont les températures de l'air, les précipitations, le rayonnement global incident et le PAR incident (total et diffus). Des mesures de profils d'humidité volumique ont également été mesurés dans le sol à 5, 10, 30, 60 cm (pour Auradé) et 100 cm (pour Lamothe) de profondeur.

#### **II.2.1.2** Surfaces foliaires et biomasse

Des mesures de surface foliaire et de biomasse ont été effectuées (Tableau I.3), sur les parcelles expérimentales, tous les mois pendant les phases de croissance lente (de mars à mai et de septembre à octobre) et tous les quinze jours pendant les phases de croissance rapides (de juin à août). Les variables mesurées sont : les biomasses sèches par organe, la biomasse sèche aérienne totale (DAM, pour *Dry above-ground mass*), l'indice de surface foliaire verte ( $GLAI_{destr}$ ), l'indice de surface de tige verte ( $GSAI_{destr}$ ) et l'indice de surface de la plante verte ( $GPAI_{destr}$ ). Pour les parcelles de maïs et de tournesol, 30 plants ont été prélevés à chaque sortie sur le terrain. Ces prélèvements ont été effectués le long de deux lignes (ou transects) positionnées en croix et traversant la totalité de la parcelle.

Les organes (feuilles, tige et fleurs) de chaque plant récolté ont été séparés. La surface des feuilles a été mesurée en utilisant un planimètre Licor 3100. La surface (S) des tiges a été déduite de la longueur (L) et du diamètre des tiges (D) selon la formule suivante :

$$S = \frac{\pi \times D \times L}{2} \tag{II.1}$$

Les organes prélevés ont été séchés dans une étuve pendant 48 h à 65 °C puis pesés. Le GLAI et le GSAI sont issus des moyennes des surfaces des feuilles et des tiges de chaque plant, multipliées par la densité de plant fournie par l'agriculteur. Le GPAI a pu être ensuite calculé à partir du GLAI et du GSAI. La biomasse sèche totale par unité de surface (et les écart-types associés) est issue des moyennes calculées à partir des poids secs de chaque plant et de chaque organe, multipliés par la densité de plant.

#### II.2.2 Parcelles "ESU"

Le suivi des parcelles expérimentales a pour objectif l'étude fine des processus à l'échelle de la parcelle. Dans le cadre de cette thèse, l'objectif étant la spatialisation de variables biophysiques et de modèles, il était nécessaire d'augmenter le nombre de parcelles échantillonnées. Des mesures de biomasses et de surfaces foliaires ont donc été réalisées sur des parcelles supplémentaires dénommées "ESU". Le protocole de mesure devait être plus facile et plus rapide à mettre en œuvre que celui utilisé pour le suivi intensif des parcelles expérimentales. Nous avons donc opté pour l'utilisation du protocole VALERI (http ://w3.avignon.inra.fr/valeri/) qui consiste à échantillonner au sol, une surface élémentaire homogène au sein de laquelle seront réalisées les mesures. Cette surface est nommée ESU pour Elementary Sampling Unit. Dans notre cas, la surface couverte est égale à 400 ( $20 \times 20$ ) m<sup>2</sup>. Le centre de l'ESU est localisé à l'aide d'un GPS non-différentiel (précision : 5 à 10 m) ce qui permet par la suite de positionner l'ESU sur une image satellite à haute résolution spatiale, et de relier ainsi les mesures in situ à la donnée de télédétection (figure II.4).

Trois campagnes de mesures ont donc été mises en place de 2008 à 2010, au cours desquelles deux types de mesures ont été pratiquées, sur 7 ESUs (figure II.1a et II.1b, tableau II.1) :

 des mesures destructives de biomasse (en 2008, 2009 et 2010) et de surface foliaire (en 2008);



FIGURE II.4 – Illustration d'un ESU. L'image de dessous correspond à une image Formosat-2 en couleurs vraies. Le zoom sur l'ESU correspond à un carré de  $20 \times 20$  m. les ronds rouges représentent les emprises au sol des DHPs (diamètre de 3,60 m) lorsque celles-ci sont acquises à 2,25 m du sol et que l'angle zénithal de visée est inférieur à 60°; l'échelle est respectée.

– des mesures non-destructives (en 2008), réalisées à partir de photographies hémisphériques, et à partir desquelles ont été estimés les GAI, FAPAR et Fcover de chaque ESU.

#### II.2.2.1 Mesures destructives d'indices foliaires et de biomasse

En 2008, des mesures destructives de biomasses et de surfaces foliaires ont été réalisées pour cinq ESUs (tableau II.1). Dix plants, choisis à l'extérieur mais au voisinage de l'ESU, ont été récoltés. La méthode d'estimation de la biomasse totale et par organe et des indices de surface foliaires verts (GLAI, GSAI, GPAI) est identique à celle utilisée pour les parcelles expérimentales (voir la section II.2.1.2).

Les campagnes 2009 et 2010 ont été exclusivement consacrées aux mesures de biomasse totale, ce qui a permis d'augmenter le nombre de parcelles échantillonnées et le nombre de plants prélevés. Ainsi 5 échantillons, situés sur 5 rangées différentes et composés de 5 plants consécutifs ont été récoltés au voisinage de l'ESU, soit un total de 25 plants par ESU. Chaque échantillon (5 plants) a été immédiatement pesé en frais (sans séparation des organes) et broyé. Lorsque le poids de l'échantillon frais dépassait 1 kg, un sous-échantillon, correspondant à environ 200 g, a été prélevé puis passé à l'étuve à 65 °C pendant 48 h. Le pourcentage de matière sèche du sous-échantillon a ensuite été multiplié par le poids frais total de l'échantillon pour obtenir la biomasse sèche totale des 5 plants. La distance entre les 5 plants et la distance inter-rang ont également été mesurés pour chaque échantillon, permettant de calculer la densité de plants par échantillon. La biomasse sèche par unité de surface de chaque échantillon a été déduite du produit entre le poids sec et la densité. La moyenne et l'écart-type de la biomasse de l'ESU ont donc été estimés à partir des biomasses des 5 échantillons.

#### II.2.2.2 Mesures non-destructives d'indice foliaire

Les mesures non-destructives d'indice foliaire sont issues des méthodes indirectes présentées dans le chapitre 1. De part leur facilité et leur rapidité de réalisation, ces méthodes permettent de multiplier le nombre de mesures dans le temps (pour un suivi régulier de la végétation) et dans l'espace (pour suivre un plus grand nombre de parcelles). Sept ESUs ont été échantillonnées en 2008.

Dans le chapitre 1, nous avons listé les différents capteurs pouvant être utilisés pour mesurer la surface foliaire de manière non-destructive. Dans le cadre de cette thèse, nous avons privilégié l'emploi de photographies hémisphériques (DHPs, pour *Digital hemispherical photography*) pour trois raisons essentielles :

- Contrairement aux autres capteurs tel que le LAI-2000 ou le TRAC, les DHPs peuvent être prises par dessus le couvert ce qui permet de gérer plus aisément la de distance de prise de vue entre le capteur et la canopée. Pour les forêts, la prise de mesures sous la canopée ne pose aucun problème car la distance entre le capteur et la canopée est en général assez grande. Pour les cultures, la prise de mesures sous la canopée est plus problématique car la distance capteur-canopée est réduite, difficile voire impossible à maîtriser. De plus, la plupart du temps la distance capteur-canopée minimale préconisée (10 × surface moyenne foliaire) n'est pas respectée. L'utilisation d'appareils photos rend possible la prise de mesures par-dessus la canopée, ce qui permet de contrôler plus facilement la distance de prise de vue et dans certains cas (utilisation d'une perche par exemple) d'augmenter la surface échantillonnée et donc la représentativité spatiale de la mesure (*Demarez et al.*, 2008). Ce point sera discuté dans le chapitre 3.
- La photographie permet également de vérifier en temps réel les mesures qui posent problème (non horizontalité, sur ou sous-exposition, feuilles trop proches de l'objectif,...).

- Les solutions logicielles permettant de traiter ces photographies sont maintenant nombreuses : Winscanopy (Regent Instruments, Quebec, Canada), GLA (Forest Renewal BC, Frazer et al., 1999), CIMES (Walter, 1989), Hemiview (Delta-T Device), Can-Eve (www4.paca.inra.fr/can-eve). Certaines sont disponibles en libre accès: c'est le cas du logiciel Can-Eye qui a été utilisé dans le cadre de cette thèse. Ce logiciel dont le développement et la maintenance sont assurés par l'équipe EMMAH de l'INRA d'Avignon, a été privilégié pour 3 autres raisons : (i) il permet de traiter les photos par lots, ce qui s'avère pertinent dans le cas du protocole "ESU"; (ii) la distinction entre les pixels "végétation" et les pixels "non végétation" (ciel ou sol) est réalisée via une classification supervisée combinée à l'utilisation d'indices de couleur (indices de brillance, de vert et de brun) calculés dans l'espace rouge/vert/bleu, ce qui s'avère être plus robuste que les méthodes basées sur l'utilisation de seuils (Jonckheere et al., 2004b) appliqués sur un seul indice ou une seule couleur (généralement le bleu); (iii) et enfin, il permet d'obtenir des estimations du GAI effectif, via la loi de Poisson, mais également des estimations du GAI vrai via la loi de Poisson modifiée. Il fournit également le FAPAR (direct et diffus, instantané et journalier) et le Fcover.

#### II.2.2.2.1 L'échantillonnage spatial des DHPs

Treize DHPs ont été prises pour chaque ESU en suivant une progression en colimaçon comme illustrée dans la figure II.4. L'appareil photographique utilisé a été le Nikon Coolpix 8400 équipé d'un objectif fish-eye FC-E8. L'appareil a été fixé à une perche afin de conserver une prise de vue (vers le bas) et une distance canopée-appareil photo ( $\approx 1,5m$ ) constantes tout au long de la saison de mesure. Ce protocole permet de réduire les erreurs sur les estimations de la fraction de trou directionnelle et donc sur les estimations de Fcover, FAPAR et GAI effectif et vrai (*Demarez et al.*, 2008).

#### II.2.2.2.2 Traitement des DHPs

La version de Can-Eye utilisée est la version 6.2. Avant de traiter les photos, l'étalonnage de l'appareil hémisphérique est nécessaire pour relier l'espace des images (coordonnées  $x_i$ et  $y_i$ ) à un espace angulaire défini par les axes zénithal ( $\theta_v$ ) et azimutal ( $\varphi_v$ , figure II.5). Cette étape a été réalisée en suivant les instructions décrites sur le guide d'utilisation de Can-Eye.

Les grandes étapes du traitement qui permettent de mesurer la fraction de trou directionnelle à partir de la série de DHPs sont les suivantes :

- Classification des DHPs aboutissant à une classification à deux classes des pixels en



FIGURE II.5 – Illustration du changement de repère sur une DHP entre l'espace image XY  $(x_i, y_i)$  et l'espace angulaire  $\theta \varphi$   $(\theta_v, \varphi_v)$ .

végétation ou en sol nu;

- Calcul de la fraction de trou bidirectionnelle  $(P_0(\theta, \varphi))$  pour les 13 DHPs (pour plus de détails, voir *Demarez et al.*, 2008; *Duthoit*, 2006);
- Intégration de la fraction de trou sur les angles azimutaux. On obtient ainsi une fraction de trou monodirectionnelle par ESU  $(P_0(\theta))$ .

La suite du traitement consiste à estimer les variables biophysiques en minimisant l'écart, définit par l'erreur quadratique moyenne (RMSE, pour *Root mean square error*) entre la fraction de trou ( $P_0(\theta)$ ) mesurées et celle simulée par les lois de Poisson (GAI effectif) et de Poisson modifiée (GAI vrai).

Ces différentes étapes permettent d'obtenir les variables suivantes : GAI effectif, GAI vrai, ALA (Average leaf angle) effectif, ALA vrai et le facteur d'agrégation  $(\lambda(\theta))$ .

Dans Can-Eye, le Fcover est estimé à partir des  $P_0(\theta)$  observés pour les angles zénithaux ( $\theta$ ) inférieurs à 10° (cette valeur est un paramètre de Can-Eye qui peut être modifié). Dans le cas des cultures, nous avons constaté que l'intervalle [0 - 10°] est fortement influencé par la présence ou non de trouées (inter-rangs) situées à la verticale de l'objectif. Par conséquent, nous avons choisi d'estimer le Fcover à partir de la fraction de trou ex-
TABLE II.1 – Récapitulatif de l'ensemble des mesures in situ d'indice foliaire et de biomasse sur les parcelles expérimentales de Lamothe (LAM, 2006, 2008 et 2010) et d'Auradé (AUR, 2007), et sur les ESUs (2008-2010). La première valeur correspond au nombre de mesures, la deuxième au nombre de parcelles échantillonnées.

	Types	non-destructives	destructiv	es
	Variables	GAI / FAPAR /	$GPAI_{destr}/$	biomasse
	variables	Fcover	$GLAI_{destr}/\ GSAI_{destr}$	aérienne sèche
	2006		LAM: 6 (1)	LAM : 6 (1)
	2008	<b>FCII</b> . 92 (2)	$\mathrm{ESU}: 7\ (1)$	ESU: 8 (1)
Maïa	2008	E50:23(3)	uctives      destruct        PAR / $GPAI_{destr}/$ er $GLAI_{destr}/$ LAM : 6 (1)      ESU : 7 (1)        3 (3)      LAM : 6 (1)        LAM : 6 (1)      LAM : 6 (1)        9 (2)      ESU : 11 (2)        8 (2)      ESU : 14 (2)	LAM : 6 (1)
Maïs	2009			$\mathrm{ESU}:5\ (5)$
	2010		$\mathbf{I} \mathbf{A} \mathbf{M} \cdot \mathbf{A} (1)$	$\mathrm{ESU}: 8\ (2)$
	2010		$LAM \cdot 4(1)$	LAM : 4 (1)
	2007		AUR: 6(1)	
	2008	ESU: 19(2)	ESU : 11 (2)	$\mathrm{ESU}:9\ (2)$
Tournesor	2009			ESU: 2(2)
	2010			$\mathrm{ESU}: 8\ (2)$
Soja	2008	ESU: 18(2)	ESU : 14 (2)	ESU: 14(2)
	2009			ESU: 2(2)
	2010			$\overline{\mathrm{ESU}:8}\ (2)$

trapolée à la verticale en utilisation la loi de Poisson  $P_{0,sim}(\theta = 0^{\circ})$  plutôt que d'utiliser les valeurs issues de  $P_0(\theta)$  observées sur les DHPs. Ces dernières peuvent en effet être très variables d'une DHP à l'autre.

Le FAPAR est obtenu par intégration de  $P_0(\theta)$  entre 0° et 90°. La fraction de trou calculée sur l'intervalle 0-60° est issue des mesures de  $P_0(\theta)$  et celle calculée sur l'intervalle 60-90° est issue des  $P_0(\theta)$  simulées à partir de la loi de Poisson. Le FAPAR est composé d'une fraction directe (FAPAR<sup>bs</sup>) dépendant du rayonnement incident (le logiciel distingue le FAPAR<sup>bs</sup> instantané du FAPAR<sup>bs</sup> journalier, mais seul ce dernier est utilisé dans cette thèse), qui dépend de la position du soleil, et d'une fraction diffuse (FAPAR<sup>ws</sup>). Le FAPAR est ainsi dérivé de FAPAR<sup>bs</sup> et FAPAR<sup>ws</sup>, pondérés respectivement par les fractions directe  $(f_{direct})$  et diffuse  $(f_{diffus})$  du rayonnement (éq. I.1). Ces deux fractions sont déduites des éq. II.2 et II.3 et des mesures de PAR total et diffus réalisées sur la parcelle de Lamothe (section II.2.1.1)

$$f_{diffus} = \frac{PAR_{diffus}}{PAR_{total}} \tag{II.2}$$

$$f_{diffus} = 1 - f_{direct} \tag{II.3}$$

Le tableau II.1 synthétise l'intégralité des mesures in situ réalisées sur la végétation. Les mesures issues des 2 protocoles y sont représentées : les transects sur les parcelles de Lamothe (LAM) et d'Auradé (AUR) et les ESUs. Les estimations de GAI à partir du logiciel Can-Eye sont notées :  $GAI_{eff}$ (pour GAI effectif) et  $GAI_{vrai}$ (pour GAI vrai). L'indice "destr" est utilisé pour qualifier les mesures de surface foliaire destructives :  $GPAI_{destr}$ ,  $GLAI_{destr}$  et  $GSAI_{destr}$ . Ces notations seront conservées dans les chapitres suivants.

#### II.3 Données de télédétection et produits dérivés

#### II.3.1 Images Formosat-2

#### II.3.1.1 Caractéristiques du capteur

Les données satellitales utilisées dans cette thèse proviennent du capteur multi-spectral optique Formosat-2. Le satellite suit une orbite héliosynchrone; il effectue exactement 14 révolutions de 103 minutes par jour, permettant une fréquence de revisite de 1 jour. Les observations d'un même site peuvent donc être réalisées toujours depuis le même point, avec un angle de visée constant. Les données sont toutes acquises après programmation. Deux modes d'acquisitions sont disponibles : multi-spectral et panchromatique. Seules les données acquises en mode multi-spectral ont été utilisées dans cette thèse. Les caractéristiques sont les suivantes :

- Résolution spatiale : 8 m;
- Résolution temporelle : 1 jour;
- Résolutions spectrales :
  - B1 : 0,45 0,52 μm (Bleu),
  - B2 : 0,52 0,60 µm (Vert),
  - B3 : 0,63 0,69 μm (Rouge),
  - $B4: 0.76 0.90 \ \mu m$  (Proche Infra Rouge);

<sup>–</sup> Angles de visée : latéral et avant-arrière :  $\pm$  45°



FIGURE II.6 – Dates d'acquisition des images Formosat-2 entre 2006 et 2010, avec le pourcentage de pixels de la scène sans nuage et sans ombre.

– Taille de la fauchée : 24 km.

#### II.3.1.2 Les acquisitions sur la zone d'étude

Un total de cent cinq images de même emprise a été acquis de 2006 à 2010 sur notre zone d'étude (II.1). En 2006, les images ont été programmées avec un pas de temps prédéfini de 3 jours. La série 2006 contient 51 images, parmi lesquelles 27 images sont presque totalement exemptes de nuages (<15 %, figure II.6). Après 2006, seules les images avec une couverture nuageuse de moins de 20 % ont été commandées. A cause notamment de conflits de programmation (d'autres clients commandent des images sur la même zone), le nombre d'images acquises au-dessus de notre site a diminué par rapport à 2006 : 14, 11, 19 et 14 images ont été acquises, respectivement, en 2007, 2008, 2009 et 2010. Pour la plupart des années (2007, 2009 et 2010), les images sont régulièrement réparties sur la période couvrant le développement des cultures d'été c'est-à-dire de mars à octobre. En 2008, aucune image n'a pu être acquise entre le 11 Février et le 19 Juin.

Formosat-2 possède la capacité d'acquérir quotidiennement des images d'un même site avec des angles de visée constants. Tout au long de l'année 2006, les images ont été acquises depuis le centre-ouest de la France (aux environs de Poitiers). Pour limiter les conflits de programmation, les configurations d'acquisition ont été modifiées à partir de l'année 2007 : les images ont ensuite été acquises depuis le centre de l'Espagne (vers Madrid). La figure II.7 illustre la variation du zénith  $(\theta_v)$ ) et de l'azimut ( $\varphi_v$ ) de visée au cours des 4 années d'acquisitions. On constate que l'angle zénithal n'est pas constant et présente une dynamique non négligeable. En 2006, les configurations d'acquisition sont



FIGURE II.7 – Configuration angulaire d'acquisition des images Formosat-2.  $\theta_v$  et  $\varphi_v$  correspondent, respectivement, aux angles zénithal et azimutal de visée.

stables (écarts inférieurs à 2°). A partir de 2007, outre le changement de l'angle azimutal d'acquisition lié au changement de configuration d'acquisition (Espagne), nous observons également des modifications dues à des dérives des angles zénithaux et azimutaux. Celles-ci sont corrigées régulièrement par des repositionnements du satellite. Ainsi, en 2007, l'écart maximal entre les angles zénithaux est égal à 10°; il est égal à 23° pour les azimuts. Cet écart reste cependant bien inférieur à celui observé sur une série de données SPOT. L'écart le plus gênant pourrait être le changement d'azimut entre 2006 et 2007.

#### II.3.1.3 Corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques

Les images Formosat-2, délivrées par Spot Image<sup>2</sup> en compte numérique, ont été transformées en réflectance de surface après une série de corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques. La correction géométrique permet d'obtenir une précision de superposition meilleure que 0,4 pixel pour 80 % des pixels, soit 3,2m (*Baillarin et al.*, 2008), garantissant une excellente superposition des images. La méthode de correction atmosphérique appliquée aux images Formosat-2 (*Hagolle et al.*, 2008) utilise la stabilité temporelle des réflectance de surface pour estimer l'épaisseur optique des aérosols à partir des variations des réflectances au sommet de l'atmosphère. Un masque de nuages (et les ombres portées associées) a également été généré par une méthode multi-temporelle (*Hagolle et al.*, 2010).

<sup>2.</sup> www.spotimage.fr

#### II.3.2 Carte d'occupation des sols

Les images Formosat-2 ont été utilisées pour produire des cartes d'occupation des sols. La méthode de classification utilisée est un algorithme "fuzzy contextual algorithm of Iterative Conditional Mode type" sur la base d'un modèle de Markov (Idbraim, 2009). En utilisant l'ensemble des données non nuageuses de janvier à décembre, cette méthode a conduit à des cartes annuelles d'occupation des sols à 24 classes. Les classes utilisées dans le cadre de cette thèse sont le maïs grain, le maïs ensilage, le soja et le tournesol.

#### II.3.3 Segmentation d'images

Les classifications ont été couplées à des méthodes de segmentation d'images permettant de regrouper les pixels voisins en zones radiométriquement homogènes appelées segments (méthode des bassins versants, *Fjortoft et al.*, 1999). La segmentation a également été appliquée chaque année, en utilisant l'ensemble des données non nuageuses de janvier à décembre. Les segments ont permis de lisser les classifications, et ont été utilisés dans cette thèse pour définir l'entité de spatialisation. La taille des segments est ainsi globalement inférieure à la taille des parcelles. Cependant, lorsque la variabilité intra-parcellaire est élevée, les parcelles agricoles ont été divisées en plusieurs segments.

#### II.4 Données pédologiques

#### II.4.1 La carte pédologique régionale

La carte pédologique de la zone d'étude est issue d'un travail de synthèse, réalisé par Jean-François Dejoux (CESBIO, Toulouse). Quatre sources de données, ayant des emprises et des échelles spatiales variables, ont été mobilisées (Tableau II.2, figure II.8b). La carte est divisée en unités cartographiques (UC, *Chambre régionale d'agriculture Midi-Pyrénées*, 1995) auxquelles sont associées des descriptions pédologiques issues d'une des quatre sources de données. Dans la figure II.8a, les UC ont été regroupées en 5 grands types de sols et les grands éléments du paysage sont représentés : les alluvions de la Garonne et du Touch, les terrasses de la Garonne (boulbènes) et les coteaux de Gascogne et de Volvestre (argilo-calcaire). Les informations issues des documents listés dans le tableau 2 (2ème colonne) ainsi que des avis d'experts (dernière ligne) ont permis à Jean-François Dejoux d'estimer le pourcentage d'argile (figure II.8c) et la profondeur du sol (figure II.8d) pour chaque UC. Ces 2 informations seront utilisées dans le chapitre 6 pour caractériser la réserve utile (utilisée dans le modèle SAFYE) sur l'intégralité de la zone d'étude.

Nom carte / données	Source	Emprise / Échelle	Utilisation	Commentaires
(1) « Grands ensembles morpho- pédologiques de la région Midi- Pyrénées ».	Chambre Régionale Agriculture Midi-Pyrénées (1995)	Région Midi- Pyrénées (1/500000)	Seule donnée homogène sur toute la zone. donnée utilisée en fonds de carte garantissant une couverture intégrale de la zone.	Les unités cartograpiques (UC) ne sont pas directement reliées à un type de sol mais à plusieurs. En fonction des descriptions, nous avons évalué des caractéristiques moyennes et les plus représentatives. La variabilité au sein de chaque UC est considérée comme plus faible que la variabilité entre 2 UC.
(2) Grand ensemble de la NESTE, des petites Pyrénées et des terrasses de Saint-Lys	CAOG : étude pédologique de reconnaissance n°31 (1968), et thèse Ignacio Sotto (2003)	200 000 ha en Haute Garonne (1/500000)	Donnée la plus précise qui couvre la partie ouest (à partir du Touch) de la zone d'étude.	description de 18 dasses de sols avec des informations sur la profondeur de sols.
(3) Grand ensemble de la SAVE	CAOG : étude pédologique de reconnaissance n°26 (1965)	114 Mha (1/500000)	Carte simplifiée, décrivant l'extrême ouest de la zone	description de 5 classes de sols avec des informations sur la profondeur de sols en fonction principalement du relief.
(4) Expertise	Briœ Corrège (Chambre d'agriculture 31)	7 Mha (1/200000)	Donnée d'expertise pour identifier les zones superficielle sur la partie Est de la zone	délimitation des zones de greps (sols superficiels) et élargissement de la zone autour du Touch.

TABLE II.2 -	- Sources	utilisées	pour	la carte	pédologique	de synthèse	(figure	II.8),	$d'a pr \grave{e} s$	J.F.	Dejoux	(CESBIO)	



FIGURE II.8 – Carte pédologique de synthèse. a) les 5 grands types de sols; b) les emprises des sources utilisées pour la synthèse; c) Carte du pourcentage d'argile; d) Carte de la profondeur du sol. Les 2 parcelles expérimentales sont représentées par des croix.

#### II.4.2 Analyses pédologiques des parcelles du domaine de Lamothe

Sur les parcelles du domaine de Lamothe, 250 analyses pédologiques (profondeur, texture en 3 fractions, présence de cailloux) ont été réalisées sur une grille régulière de 80 m (figure II.9). Les analyses de profondeur et de pourcentage d'argile sont représentés dans la figure II.9 conjointement à la zone d'alluvions autour du Touch (carte régionale, figure II.8). Le domaine, situé à cheval sur le Touch, présente des sols contrastés. Les parcelles en bordure du Touch bénéficient de sols riches (argile > 30 %) et profonds (> 60 cm) alors que les parcelles à l'est du domaine sont localisées sur des sols superficiels (< 60 cm) et pauvres en argile (< 30 %). Cette zone est caractéristique des greps.



 $\label{eq:FIGURE II.9-Analyse pédologique sur le domaine de Lamothe. La carte du haut représente le pourcentage d'argile et celle du bas la profondeur du sol. La bande alluvionnaire, représentée en liserés bleus, est issue de la figure II.8. Le fond carte est une image Formosat-2 du 31/07/2008.$ 

#### II.5 Données météorologique SAFRAN

Les données météorologiques sont issues du Système d'analyse atmosphérique à mésoéchelle (SAFRAN, *Durand et al.*, 1993), fourni par Météo-France. C'est une combinaison de données in situ et de simulations des principales variables météorologiques nécessaires au forçage météorologique de modèles de surface, tel que Isba-Modcou (*Soubeyroux et al.*, 2010).

Les variables Rayonnement global solaire (Rg), température de l'air à 2 m (Ta), humidité relative de l'air à 2 m (RH), vitesse du vent à 10 m ( $u_{10}$ ) et précipitation (P) sont disponibles au pas de temps hexahoraire, puis interpolées au pas de temps horaire, sur une grille de 8 km (figure II.1). Une interpolation spatiale bilinéaire de la grille à 8 km a permis de calculer les valeurs de ces variables pour chaque entité spatiale (transect, ESU, segment, parcelle) de notre zone d'étude.

#### II.6 Autres données

#### II.6.1 Données collectées auprès des agriculteurs

Une vingtaine d'agriculteurs nous ont fourni des dates de semis, des rendements agricoles ainsi que des dates et doses d'irrigation, au cours des cinq années de l'études (tableau II.3). Seize parcelles (figure II.1c) appartiennent au parcellaire du domaine de Lamothe et du Groupement foncier agricole (GFA) Blanquet. Seize parcelles situées à proximité de la ferme d'Auradé (figure II.1b) appartiennent à des exploitants, regroupés au sein de l'Association des Agriculteurs d'Auradé (www.agriculteurs-aurade.fr). Huit parcelles, dont cinq sont situées à proximité de l'étang de Cambernard (sud-est de la figure II.1c) et trois reparties sur le reste la zone d'étude (figure II.1a), ont été suivies par la chambre d'agriculture 31 (CA 31).

Les données collectées auprès des agriculteurs sont synthétisées dans le tableau II.1. Il y apparait les date de semis, les rendements en matière fraîche de la biomasse aérienne totale (maïs ensilage) et les rendements en grains (maïs grain, tournesol, soja). Sur les parcelles irriguées du domaine de Lamothe ainsi que sur les 8 parcelles du réseau CA31, nous avons pu obtenir les dates et les doses d'irrigation, renseignées par les agriculteurs. Nous utiliserons le terme de "parcelles agriculteur" pour les distinguer.

TABLE II.3 – Récapitulatif des données acquises sur les parcelles "agriculteur" par par culture (T : tournesol; MG : maïs grain : ME : maïs ensilage; S : soja) et par année (20-06, 07, 08 et 10).

			Rendement et					Dates et doses			
		date de semis					d'irrigation				
	Culture/Année	06	07	08	09	10	06	07	08	09	10
Agriculteurs Auradé	Т	6	6	5	6	6					
	MG	1	2	2	1	1	1		2		
Domaine Lamothe	ME	3	4	3	4	3	4	5	4	5	
	Т	2	3	3	5	3					
GFA de Blanquet	S	3	3	3	4						
CA 31	MG							2	1	4	3

#### II.6.2 Base de données Agreste

La Statistique Agricole Annuelle (SAA, www.agreste.agriculture.gouv.fr) est établie par chaque service statistique des Directions régionales de l'agriculture et de la forêt (Agreste, 2011). Les services régionaux disposent de diverses enquêtes statistiques, parfois exhaustives, réalisées en général par sondage aléatoire sur des échantillons représentatifs, utilisant des réseaux d'enquêteurs spécialisés. Les données sont publiées sous forme de tableaux où apparaissent également les résultats nationaux, régionaux ou départementaux. Les données sont relatives aux statistiques d'utilisation des terres et à la production agricole correspondant, pour les cultures, à la superficie et aux rendements. Les données sont regroupées par culture et par département.

Les données retenues dans cette thèse concernent les rendements des cultures d'été (maïs, tournesol, soja) dans le département Haute-Garonne pour les années 2006-2010. Dans la SAA, le maïs grain est dissocié du maïs ensilage. Cependant ce dernier étant très peu cultivé dans notre zone, nous avons choisi de ne pas ne pas tenir compte de ces données dans cette thèse. En effet, 5700 ha de maïs ensilage (moyenne calculée entre 2006 et 2010) sont cultivés en haute Garonne, représentant 19 % du maïs total. Sur notre zone d'étude, seule 5 % des surfaces de maïs sont cultivées en maïs ensilage.

Le terme "Agreste" sera utilisé pour qualifier ces données.

#### II.6.3 Registre parcellaire graphique

Le Registre parcellaire graphique (RPG), disponible depuis 2006, est une base de données permettant l'identification de toutes les parcelles agricoles. L'Agence de services et de paiement en diffuse une version anonyme où le nom des exploitants n'apparaît pas. Les limites des îlots (ensemble contigu de parcelles culturales exploitées par un même agriculteur) sont mises à jour chaque année par les agriculteurs sur la BD ORTHO ® de l'IGN (Institut géographique national). Chaque îlot est associé à un ensemble de données alphanumériques liées à l'occupation du sol (nature de la culture et surface) et aux caractéristiques de l'exploitation. Les principales informations sont :

- la commune où se situe l'îlot;
- les cultures conduites dans l'îlot et leur surface associée (un îlot peut être couvert par une ou plusieurs cultures);
- le caractère irrigué ou non irrigué (O ou N);
- la surface déclarée de l'exploitation;
- l'identifiant numérique anonyme de l'exploitation.

Le RPG est une donnée exhaustive, c'est-à-dire que l'intégralité des zones agricoles est recensée. Vingt-huit classes d'occupation du sol permettent l'identification des parcelles, parmi lesquelles les cultures d'été abordées dans cette thèse, à savoir, le maïs, le tournesol et le soja. Le RPG a servi à quantifier de manière précise les surfaces irriguées par commune et ainsi relier cette information aux volumes d'eau récupérés auprès de l'Agence de l'Eau Adour-Garonne.

#### II.6.4 Base de données AEAG

Les informations concernant les volumes d'eau prélevés ont été récupérées auprès de l'Agence de l'eau Adour-Garonne (AEAG). Les volumes prélevés sont fournis par ouvrage de prélèvement entre 2006 et 2009. Un ouvrage de prélèvement correspond à une entité :

- le code de l'ouvrage de prélèvement;
- le nom de la commune accueillant l'ouvrage;
- le régime de prélèvement (Forfaitaire ou Mesuré);
- le nom de l'exploitant (nom de l'exploitation ou nom de l'ASA<sup>3</sup>);
- le lieu-dit d'implantation de l'ouvrage de prélèvement;

<sup>3.</sup> Association syndicale autorisée

– le volume d'eau prélevé à l'année.

Les données AEAG ont permis de quantifier les volumes d'eau prélevés dans la ressource (lac, rivière,...). Compte-tenu qu'aucun géo-référencement précis des ouvrages n'est fourni, l'entité spatiale utilisée dans cette thèse a été la commune.

## Chapitre III

# Analyses des mesures *in situ* des variables biophysiques

#### Sommaire

III.1 Indices foliaires	<b>42</b>
III.1.1 Mesures destructives : Parcelles de Lamothe et d'Auradé	42
III.1.2 Parcelles ESU	44
III.2 Fcover et FAPAR	<b>50</b>
III.3 Conclusion	51

#### **III.1** Indices foliaires

#### III.1.1 Mesures destructives : Parcelles de Lamothe et d'Auradé

La figure III.1 représente les dynamiques du  $GPAI_{destr}$ ,  $GLAI_{destr}$  et  $GSAId_{destr}$ , mesurées sur des couverts de maïs ensilage (2006, 2008 et 2010) et de tournesol (2007) tout au long de la saison sur les parcelles de Lamothe et d'Auradé. Les mesures sont issues de la méthode destructive, dont le protocole a été décrit dans la section II.2.1.2 (page 23).

Le maïs et le tournesol ont des cycles culturaux différents. Le tournesol démarre plus tôt que le maïs essentiellement car le semis est plus précoce (Jour Julien -JJ- 101 pour le tournesol, entre 110 et 135 pour le maïs) et son cycle est plus court ; la sénescence intervient rapidement après le maximum de développement de la plante alors qu'un plateau est visible pour le maïs (notamment au travers des données récoltées en 2006 et 2008). Le tournesol cultivé à Auradé n'étant pas irrigué, le  $GPAI_{destr}$  décroit très rapidement après la floraison, contrairement au maïs qui est irrigué. Les amplitudes de  $GPAI_{destr}$  sont nettement plus élevées pour le maïs (maximum  $\in [3,6-4,5]$ ) que pour le tournesol (maximum  $\approx 2,1$ ). La



FIGURE III.1 –  $GPAI_{destr}$ ,  $GLAI_{destr}$  et  $GSAI_{destr}$  mesurés sur les parcelles de Lamothe et d'Auradé en 2006, 2007, 2008 et 2010. Les barres verticales correspondent à  $\pm$  l'écart-type.



FIGURE III.2 – Carte des NDVI calculés à partir des données Formosat-2 pour les parcelles d'Auradé (a, Tournesol) et de Lamothe (b, maïs). Les croix représentent les 30 plants récoltés le long des transects délimités par un trait rouge.

phase de sénescence du maïs est interrompue car la récolte s'effectue alors que la plante est encore verte. Le GSAI<sub>destr</sub> du maïs représente une faible part du  $GPAI_{destr}$  : 6 % en 2006/2010 et 14 % en 2008. Cette différence peut s'expliquer par le fait que les variétés étaient différentes. Le GSAI<sub>destr</sub> du tournesol est un peu plus fort et atteint : 17 % du GPAIdestr au maximum de développement de la plante.

Les écart-types (barres verticales dans la figure III.1) élevés traduisent des hétérogénéités importantes au sein des parcelles. En effet, ces mesures ont été réalisées sur un échantillon de 30 plants récoltés le long de transect (de plusieurs centaines de mètres) traversant la parcelle. Les coefficients de variation au maximum de  $GPAI_{destr}$  atteignent ainsi 62 % pour le tournesol et 22 % pour le maïs. Le tournesol n'étant pas irrigué, il est plus sensible que le maïs aux hétérogénéités de surface induites en particulier par la variabilité des sols. Sur la parcelle d'Auradé par exemple, la réserve utile du sol varie de 100 mm en haut de pente à plus de 200 mm en bas de pente. Ces coefficients de variation du  $GPAI_{destr}$  qui traduisent donc une forte hétérogénéité le long des transects, ont été mis en relation avec les NDVI calculés à partir des images Formosat-2.

La Figure III.2 présente les cartes de NDVI- Formosat-2 calculés à Auradé le 07/07/2007 (JJ 188) et à Lamothe le 19/08/2008 (JJ 232), dates proches De l'apogée du développement végétatif. Les coefficients de variation calculés sur l'ensemble des NDVI des pixels du transect (délimité en rouge sur la figure III.2) sont égaux à 1.2 % à Lamothe et 9 % à Auradé. On retrouve donc bien la hiérarchie rencontrée sur les mesures destructives. Toutefois, les coefficients de variation calculés à partir des images satellites sont plus faibles que ceux issus des mesures *in situ* et ce pour deux raisons : (i) ils sont calculés sur un grand nombre de points de mesure (892 pixels à Lamothe et 494 pixels à Auradé) contre seulement 30 points de mesures (plants) pour le destructif; (ii) chaque pixel est le résultat d'une mesure intégrée sur une zone de 64 m<sup>2</sup>, ce qui réduit sa variabilité. Cet exemple illustre les difficultés que l'on rencontre lorsque l'on souhaite obtenir, à partir de données in situ, une valeur de  $GPAI_{destr}$  représentative d'une surface (parcelle, transect ou autre,...). Pour la parcelle d'Auradé conduite en tournesol (figure III.2a), la mesure in situ était jusqu'alors considérée comme représentative de l'ensemble de la parcelle ce que démentent les images satellitales. La parcelle de Lamothe, conduite en maïs, présente moins d'hétérogénéités à la date du 19/08/2006, donc l'extrapolation des mesures "transect" à l'ensemble de la parcelle semblait dans ce cas plus pertinente. Cet exemple souligne tout l'intérêt de recourir à une méthode d'échantillonnage basée sur des ESUs. Ce protocole a été conçu pour pallier ce problème de représentativité spatiale lié à l'utilisation des mesures in situ.

#### III.1.2 Parcelles ESU

#### III.1.2.1 Analyse des dynamiques temporelles des $GAI_{eff}$ , $GAI_{vrai}$ et $GPAI_{destr}$

La figure III.3 représente la dynamique des  $GAI_{eff}$ ,  $GAI_{vrai}$  et des  $GPAI_{destr}$  mesurés sur les ESUs suivis en 2008. Contrairement aux mesures destructives, les estimations de GAI issues de Can-Eye ne permettent pas de calculer des écarts-types car une seule valeur de GAI est fournie par ESU. L'analyse des cycles phénologiques abordée précédemment se confirme : le cycle du maïs est plus long et démarre plus tard que celui du tournesol. Le soja comme le maïs est irrigué et atteint des valeurs maximales voisines de celles du maïs. La phase de GAI maximale est également longue (45 jours).

Les dynamiques des 3 estimations de GAI sont globalement cohérentes. Cependant, on observe des variations temporelles importantes dans les dynamiques du  $GAI_{eff}$  et du  $GAI_{vrai}$ , issus de Can-Eye, pour les ESUs 1, 8 et 6, alors que la dynamique de croissance du  $GPAI_{destr}$  est plus régulière. Ces variations reflètent, non pas des changements d'état de la végétation, mais des erreurs d'estimation liées à l'utilisation des DHPs. Ainsi, pour les ESUs 1 et 8 de maïs, les estimations Can-Eye du JJ 206 (ensoleillé) sont plus faibles que



FIGURE III.3 – Comparaison des dynamiques de surfaces foliaires estimées par mesures directes  $(GPAI_{destr})$  et indirectes  $(GAI_{eff}, \text{ et } GAI_{vrai})$  pour sept des ESUs réalisés en 2008.

celles du JJ 199 (nuageux) alors que la végétation est en phase de croissance végétative. Cette erreur provient des effets d'ombre présents sur les DHPs du JJ 206 qui ont conduit à classer les pixels de végétation en pixels de sol nu. L'oscillation autour du JJ 170 de l'ESU 6 de tournesol est provoquée par la même erreur.

Les écarts entre les  $GAI_{eff}$  et  $GAI_{vrai}$  augmentent progressivement durant la phase de croissance pour atteindre une valeur maximale au niveau du plateau de GAI et décroître ensuite.



FIGURE III.4 – Comparaison entre le  $GPAI_{destr}$  issu des mesures destructives et les GAI estimés par Can-Eye pour cinq des ESUs réalisés en 2008. Chaque ligne réfère à une culture. Les 2 colonnes correspondent aux 2 algorithmes de Can-Eye : effectif  $(GAI_{eff})$  et vrai  $(GAI_{vrai})$ . Les barres horizontales correspondent à  $\pm$  l'écart-type.

#### III.1.2.2 Analyse des comparaisons entre $GAI_{eff}$ , $GAI_{vrai}$ et $GPAI_{destr}$

La figure III.4 présente la comparaison entre les  $GAI_{eff}$ , les  $GAI_{vrai}$  et le  $GPAI_{destr}$  estimés pour toutes les cultures (figures III.4a et III.4b) et pour chaque culture (figures III.4c à III.4h) pour toutes les dates de mesures réalisées en 2008.

On note que le  $GAI_{eff}$  conduit à une sous-estimation systématique du  $GPAI_{destr}$ (pente = 0,73, biais = 0,59, figure III.4a) avec une RMSE = 0,98. Cette sous-estimation est particulièrement marquée pour le maïs (pente = 0,64, figure III.4c) et le tournesol (0,74, figure III.4e). Elle est moindre pour le soja (pente = 0,82, figure III.4g). Ces valeurs sont similaires à celle trouvées par *Duthoit* (2006) sur le maïs et le tournesol avec un jeu de données différent.

A l'inverse, le  $GAI_{vrai}$  conduit à une surestimation globale du  $GPAI_{destr}$  (pente = 1,13, biais = 0,56). Toutefois, si l'on analyse les résultats par culture, on remarque que la surestimation est forte pour le tournesol (pente = 1,34) et le soja (pente = 1,18) mais quasi nulle pour le maïs (pente = 1,01). L'utilisation de la loi de Poisson modifiée permet d'améliorer l'estimation du  $GPAI_{destr}$  pour le maïs mais ne permet pas d'améliorer l'estimation du  $GPAI_{destr}$  du tournesol et du soja. Ces résultats confirment ceux trouvés dans *Duthoit* (2006).

#### III.1.2.3 Analyse de la fraction de trou directionnelle

Nous avons vu que globalement les estimations de Can-Eye permettent d'estimer convenablement le GAI en utilisant la loi de Poisson pour le tournesol et le soja, et la loi de Poisson modifiée pour le maïs. Cependant, ces résultats sont à nuancer du fait que ces mesures sont indirectes et qu'une partie de l'incertitude peut être allouée à l'algorithme et à son ajustement. La figure III.5 illustre trois exemples d'ajustement où les lois de Poisson (III.5a) et de Poisson modifiée (III.5b) permettent de reproduire la variation de P0 en fonction de thêta grâce à des phénomènes de compensation et un exemple (III.5c) où la loi de Poisson simule correctement  $P_0$  pour un milieu homogène.

L'exemple de la figure III.5a illustre un meilleur ajustement de la loi de Poisson modifiée. Toutefois, l'effet des rangées est évident et conduit aux oscillations de  $P_0(\theta)$ . Ceci est dû au fait que, au cours de la prise de vue, 100 % des photographies ont été centrées sur l'inter-rang (visible sur la bande blanche traversant la fraction trou bidirectionnelle). Ainsi,  $P_0(\theta)$  est très élevé pour des angles inferieurs à 5°. A l'inverse, l'exemple de la figure III.5b illustre un mauvais ajustement de la loi de Poisson modifiée. L'effet des rangées est ici inversé par rapport à la figure III.5a : 70 % des photographies ont été centrées sur le rang. Concernant l'exemple de la figure III.5c, il illustre un milieu homogène où la loi de



Chapitre III. Analyses des mesures in situ des variables biophysiques

FIGURE III.5 – illustration de 3 estimations avec le logiciel Can-Eye (les figures sont issues des rapports édités par le logiciel). 1ère ligne : fraction trou bidirectionnelle; 2ème ligne : ajustement des fractions trou directionnelles estimées avec l'algorithme effectif (courbe grise) et l'algorithme vrai (courbe rouge) en fonction de la fraction trou directionnelle observée (courbe verte). a) maïs, ESU 8, 17/07/2008 : la loi de Poisson modifiée conduit à un meilleur ajustement de  $P_0(\theta)$  que la loi de Poisson ; b) tournesol, ESU 10, 07/07/2008 : la loi de Poisson conduit à un meilleur ajustement de  $P_0(\theta)$  que la loi de Poisson modifiée ; c) Soja, ESU 2, 02/07/2008 : bon ajustement de la loi de Poisson du fait d'un milieu très homogène.

Poisson est mieux appropriée; cet exemple est caractéristique de mesures réalisées sur des couverts dense de soja.

#### III.1.2.4 Analyse des variables secondaires : ALA et $\lambda$

La figure III.6 représente les dynamiques de 2 variables secondaires estimées par Can-Eye : l'angle moyen des feuilles (ALA, pour Average leaf angle) et le facteur d'agrégation  $(\lambda)$  estimé pour un angle de visé de 30°.

Les estimations de ALA du maïs (ALA moyen =  $53^{\circ}$ ) sont plus élevées que sur les 2 autres cultures. Ceci confirme le caractère érectophile des feuilles de maïs (*Pepper et al.*, 1977). La dynamique du ALA du tournesol et du soja présente de fortes variations temporelles. Le ALA du soja augmente dans un premier temps alors que le *GAI* reste faible, puis se maintient autour de valeurs faibles (<  $20^{\circ}$ , sauf une date). Ce comportement est



FIGURE III.6 – Dynamique du ALA et du facteur d'agrégation ( $\lambda$ ) estimés pour un angle de visée de 30° issu de Can-Eye pour sept des ESUs réalisés en 2008. Les barres verticales vertes indiquent le jour où le  $GAI_{eff}$  dépasse l'unité.

induit par l'évolution de la structure du soja au cours de la saison qui varie entre : (i) les premiers stades, où les feuilles sont petites et très regroupées autour de la tige; (ii) les stades avancées, où la canopée est très couvrante et les feuilles sont presque horizontales. Globalement, le ALA du tournesol augmente aux cours de la saison : les feuilles sont presque horizontales au maximum de GAI, puis perdent de leur turgescence et flétrissent du fait du stress hydrique. En fin de cycle, la baisse du ALA est essentiellement due aux fleurs (horizontales), classées comme végétation.

Le facteur d'agrégation  $(\lambda)$  présente des dynamiques moins marquées. Pour cinq des sept ESUs, dans les premiers stades (GAI < 1), l'agrégation est faible (i.e.,  $\lambda \to 1$ ) car la végétation est très peu développée. Dans l'ensemble, l'agrégation est la plus forte autour du GAI = 1 du fait des rangées (très visibles à ce stade) qui génèrent de fortes hétérogénéités de la fraction de trou pour des angles faibles et une forte agrégation pour des angles plus élevés. Pour des canopées plus développées de maïs et de tournesol, l'agrégation est élevée et  $\lambda$  est relativement stable autour de 0,5. En ce qui concerne le soja, plus la canopée se développe et plus l'agrégation diminue car le milieu se ferme et s'homogénéise : on tend





FIGURE III.7 – Comparaison entre ALA et  $\lambda(30^\circ)$  de Can-Eye pour sept des ESUs réalisés en 2008.

donc vers la loi de Poisson.

En comparant les dynamiques de ALA et du facteur d'agrégation (figure III.7), nous notons une absence de corrélation ( $r^2 \approx 0$ ) entre ces 2 variables. Ce résultat suggère donc qu'il n'y pas de compensation entre le ALA et le facteur d'agrégation, contrairement aux conclusions de *Duthoit* (2006) dont les traitements ont été menés avec la version 3.2 du logiciel Can-Eye. Des améliorations entre les versions 3.2 et la version actuelle (6.2) ont donc permis de corriger ce problème.

#### III.2 Forver et FAPAR

La figure III.8 représente la dynamique du *Fcover* et du *FAPAR* estimés par Can-Eye. Nous observons les cycles phénologiques tels qu'ils ont été présentés avec le *GAI*. L'amplitude du *Fcover* est variable selon les cultures. Les plus fortes valeurs sont observées sur les cultures de soja (*Fcover*<sub>max</sub> > 0,9) et les plus faibles valeurs sur le maïs (ESUs 1 et 11, *Fcover*<sub>max</sub> = 0,65). Avec deux ESUs contrastés, les *Fcover*<sub>max</sub> du tournesol affichent des valeurs intermédiaires. Le soja est une culture dense avec des distances inter-rangs faibles (15 cm, figure III.9c). Au maximum du développement foliaire, le soja couvre ainsi prés de 100 % du sol (figure III.8). Les cultures de maïs et de tournesol, qui ont des distances inter-rangs plus fortes (80 cm) atteignent des valeurs de *Fcover* plus faibles. Cependant, les architectures foliaires de ces 2 cultures diffèrent : les feuilles du maïs sont érectophiles (figure III.9d) alors que les feuilles du tournesol sont planophiles (figure III.9a et III.9b). Par conséquent, pour un même *GAI*, le *Fcover* du tournesol est plus fort que pour le maïs. Les 2 ESUs de tournesol ont des couvertures différentes. L'ESU 6 (figure III.9a) est très



FIGURE III.8 – Evolution du FAPAR et du Fcover issus de Can-Eye pour 7 des ESUs réalisés en 2008.

couvrant ( $Fcover_{max} = 0.95$ ) avec un développement foliaire important ( $GAI_{max} = 3.7$ ) alors que l'ESU 10 (figure III.9b) est beaucoup moins couvrant ( $Fcover_{max} = 0.65$ ) avec un développement foliaire moins développé ( $GAI_{max} = 1.2$ ).

Le FAPAR est calculé en intégrant la fraction de trou entre 0 et 90°. Le soja et le maïs génèrent les FAPAR les plus forts, en atteignant près de 0,95 pour le maïs et 1 pour le soja. Tout comme le *Fcover* et le *GAI*, les 2 ESUs de tournesol présentent des amplitudes variées. En revanche, la dynamique du *FAPAR* est plus régulière que celle du *GAI* et du *Fcover*.

#### III.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en avant les problèmes qui demeurent dans les estimations du GAI à partir des DHPs. Les estimations du  $GAI_{vrai}$  sont encore associées à une incertitude importante (38 %) compte-tenu de la difficulté à estimer le facteur d'agrégation. Le  $GAI_{eff}$  est mieux corrélé aux mesures destructives ( $r^2 = 0.85$ ) mais génère



FIGURE III.9 – Illustration de 4 DHPs sur 2 ESUs de tournesol (ESUs 6 -a- et 10 -b-), 1 ESU de soja (ESU 2, c) et 1 ESU de maïs (ESU 1, d).

une sous-estimation non négligeable (notamment pour sur des couvert de maïs où le biais atteint 1,35).

Nous poursuivrons cette thèse avec l'utilisation du  $GAI_{eff}$  (que nous nommerons GAI par soucis de simplification) pour étalonner et valider les méthodes d'estimation du GAI à partir de données de télédétection. D'une part, les données de télédétection sont mieux adaptées à l'estimation du  $GAI_{eff}$  que du  $GAI_{vrai}$  (ou  $GPAI_{destr}$ ). D'autre part, le modèle de transfert radiatif 1-D SAIL, utilisé dans le chapitre 4, repose sur la loi de poisson de transmittance du couvert, similaire à celle utilisée dans Can-Eye. Sans prise en considération de l'agrégation du couvert, le modèle SAIL (et donc PROSAIL) conduit donc au GAI effectif.

## Chapitre IV

## Estimations des variables biophysiques à partir des données de télédétection

#### Sommaire

IV.1 Méthodologie	<b>54</b>
IV.1.1 Méthode par relation empirique (RE) $\ldots$	54
$\operatorname{IV.1.2}$ Méthode par inversion de modèles de transfert radiatif (IMTR) .	55
IV.1.3 Validation et inter-comparaison	64
IV.2 Analyse des estimations des variables biophysiques à partir	
des données de télédétection	65
IV.2.1 Performance de la méthode RE	65
IV.2.2 Performance de la méthode IMTR	66
IV.2.3 Inter-comparaison des méthodes	68
IV.3 Conclusion	69

Deux méthodes ont été étudiées pour estimer les variables biophysiques GAI, Fcover et FAPAR à partir des réflectances bidirectionnelles. La première repose sur l'utilisation d'une relation empirique (RE). La seconde est fondée sur l'inversion de modèles de transfert radiatif (IMTR) par réseaux de neurones. Nous décrirons la méthodologie utilisée pour ces deux méthodes dans une première partie. Les performances des 2 méthodes sont évaluées, dans une deuxième partie, au travers de la confrontation des estimations avec les mesures *in situ* que nous avons analysées dans le chapitre précédent.

#### IV.1 Méthodologie

#### IV.1.1 Méthode par relation empirique (RE)

De nombreux indices de végétation ont été développé par la communauté scientifique pour caractériser l'état de la végétation :

- Normalized difference vegetation index (NDVI)
- Enhanced vegetation index (EVI)
- Soil adjusted vegetation index (SAVI)
- Modified soil adjusted vegetation index (MSAVI)
- ...

L'utilisation intensive du *NDVI* par la communauté scientifique suggère que le *NDVI* est un indice de référence approprié à la caractérisation de la végétation (*Walthall et al.*, 2004). De nombreuses études (*Myneni and Williams*, 1994a; *Duchemin*, 1999; *Verger et al.*, 2009) ont démontré l'aptitude de cet indice pour estimer les variables biophysiques telles que le LAI, le *Fcover* ou le *FAPAR*.

La relation entre le LAI et le NDVI la plus couramment utilisée par la communauté scientifique (Gong et al., 1995; Gilabert et al., 1996; Duchemin et al., 2006; Verger et al., 2011) est issue de Baret and Guyot (1991). Cette relation permet de traduire la forte saturation du NDVI observé sur des couverts denses. A titre d'exemple, en utilisant l'étalonnage de cette relation réalisé par Verger et al. (2011), nous constatons que des NDVIde 0,8 et 0,85 conduisent à des LAI de, respectivement, 3,2 et 4,3. La relation entre le GAI et le NDVI que nous avons mis en place (éq. IV.1) est plus linéaire que celle de Baret and Guyot (1991), en accord avec les observations in situ. En effet, le GAI utilisé est issu des estimations Can-Eye en appliquant la loi de Poisson ( $GAI_{eff}$ ). Or, nous savons que le  $GAI_{eff}$ , tout comme le NDVI, sature lorsque le couvert est très développé.

$$GAI = \max\left\{0, \ \alpha_{GAI} \times (e^{\beta_{GAI} \times NDVI} - e^{\beta_{GAI} \times NDVI_s})\right\}$$
(IV.1)

avec,  $NDVI_s$ : le NDVI du sol nu que nous avons fixé à 0,13.

Les relations empiriques entre le NDVI et le Fcover, et entre le NDVI et le FAPAR, proposées dans la littérature (*Myneni and Williams*, 1994b; *Baret et al.*, 1995; *Gutman* and Ignatov, 1995; *Carlson and Ripley*, 1997) équivalent à une relation affine. Le Fcoveret le FAPAR ont donc été calculés comme suit :

$$Fcover = \alpha_{Fcover} \times NDVI + \beta_{Fcover}$$
(IV.2)

$$FAPAR = \alpha_{FAPAR} \times NDVI + \beta_{FAPAR} \tag{IV.3}$$

Les coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  des équations IV.1 à IV.3 ont été estimés par minimisation de la RMSE entre les mesures *in situ* et les estimations. Cette méthode se positionne donc parmi les méthodes étalonnées en utilisant des données expérimentales, telles que présentées dans la section I.3.2.3 (page 16).

#### IV.1.2 Méthode par inversion de modèles de transfert radiatif (IMTR)

La méthode IMTR est fondée sur l'outil d'inversion PROSAIL (BV-NET), présentée dans la section I.3.3 (page 17). Toutefois, certains paramètres de l'outil ont été modifiés, ceci afin d'être cohérent avec les caractéristiques du site d'études et les données Formosat-2. La méthode est divisée en trois grandes étapes représentées dans la figure IV.1 : création de la base de données d'apprentissage, apprentissage des réseaux et application des réseaux.

#### IV.1.2.1 Création de la base de données d'apprentissage

La base de données d'apprentissage est une table reliant les variables d'entrée et de sortie utilisées pour l'apprentissage des réseaux. Les variables d'entrée sont les réflectances simulées par le modèle de transfert radiatif PROSAIL. Les variables de sortie sont les variables d'intérêt pour cette étude, à savoir le GAI, le Fcover et le FAPAR.

#### IV.1.2.1.1 Le modèle PROSAIL

PROSPECT simule les spectres de réflectance ( $\rho_{feuille}$ ) et de transmittance ( $t_{feuille}$ ) des feuilles, utilisés en entrée du modèle SAIL. Pour simuler les propriétés optiques des feuilles, PROSPECT requiert en entrée (*Jacquemoud*, 1992) : le paramètre de structure des feuilles (N, adimensionnel), le contenu en chlorophylle a et b (Cab, en µg.cm<sup>-2</sup>), l'épaisseur équivalente en eau (Cw, en g.cm<sup>-2</sup>), la teneur en matière sèche (Cdm, en g.cm<sup>-2</sup>) et la teneur en pigment brun (Cbp, adimensionnel).



Chapitre IV. Estimations des variables biophysiques à partir des données de télédétection

FIGURE IV.1 – Diagramme décrivant de la méthode IMTR, synthétisant les 3 étapes : création de la base de données d'apprentissage, apprentissage des réseaux et application des réseaux (d'après Venµs , *Weiss and Baret*, 2010).

SAIL simule la réflectance bidirectionnelle  $(\rho(\theta_s, \theta_v, \Delta \varphi^4))$ , le *FAPAR* et le *Fcover*. La canopée est considérée comme un milieu turbide dont les feuilles sont lambertiennes et caractérisées par leurs spectres de réflectance et de transmittance  $(\rho_{feuille}, t_{feuille})$  fournis par PROSPECT. La structure de la canopée est caractérisée par : l'indice de surfaces vertes (*GAI*, adimensionnel ou en m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup>), l'angle moyen d'inclinaison des feuilles (*ALA*, en degrés) en supposant leur distribution elliptique et le terme d'amplitude du hotspot (adimensionnel). Le sol est décrit par un spectre de sol nu ( $\rho_{sol}$ ) multiplié par un coefficient de brillance (Bs, adimensionnel).

#### IV.1.2.1.2 Les distributions des variables du modèle

Pour toutes les variables d'entrée mentionnées ci-dessus, excepté  $\rho_{sol}$ , un plan d'expérience (tableau IV.1), reposant sur des distributions plausibles des valeurs de chaque variable, a été utilisé pour caractériser la canopée. La distribution de chaque variable a été divisée en n classes. Le nombre de classes est d'autant plus grand que la variable joue un rôle important dans le processus de transfert radiatif. Les paramètres de distribution (normale, log-normale ou uniforme) des variables d'entrée (minimum, maximum, mode et écart-type) sont présentés dans le tableau IV.1. Ils ont conduit à un total de 204 800 simulations constituant la table de correspondance (LUT, pour *Look-up-table*) utilisée pour l'apprentissage des réseaux de neurones. Les distributions de ces paramètres sont sem-

<sup>4.</sup> où  $\Delta \varphi = \varphi_s - \varphi_v$ 

Variable	Minimum	Maximum	Mode	Ecart-type	classe	Loi		
Structure du								
$GAI \ (m^2.m^{-2})$	0	15	2	2	8	Normale		
ALA (°)	5	80	40	20	5	Normale		
Hotspot	$0,\!1$	$0,\!5$	$0,\!2$	$0,\!5$	1	Normale		
Propriétés optiques des feuilles								
Ν	1,2	$^{2,2}$	$^{1,5}$	$0,\!3$	4	Normale		
Cab (µg.cm <sup>-2</sup> )	20	90	45	30	5	Normale		
$Cdm ~(g.cm^{-2})$	0,003	0,011	$0,\!005$	0,005	4	Normale		
Cw (g.cm <sup>-2</sup> )	$0,\!6$	$0,\!85$	0,75	$0,\!08$	4	Uniforme		
Cbp	0	2	0	$0,\!3$	4	Normale		
Propriété du sol								
Bs	0,16	1,3	0,586	0,14	4	Log-Normale		

TABLE IV.1 – Distribution des variables d'entrée du modèle PROSAIL, permettant la création de la base d'apprentissage.

blables à celles rapportées dans l'ATBD de Venµs (*Weiss and Baret*, 2010). Cependant quelques modifications ont été apportées : (i) le nombre de classes pour le *GAI*, le *ALA* et le *Cab*, variables les plus critiques, a été augmenté ; (ii) les paramètres de la distribution de *ALA* ont été modifiés (minimum = 5°; mode = 40°) pour être plus cohérents avec les valeurs *in situ* estimées (voir section III.1.2.4, page 48); (iii) une loi normale pour la *GAI* a été utilisée au lieu d'une loi log-normale permettant d'accentuer le poids des valeurs de milieu de gamme (entre 2 et 5); (iv) les paramètres de la distribution du facteur Bs ont été modifiés afin de reproduire la variabilité des sols nus présents sur la zone d'étude (cet aspect sera discuté dans la section IV.1.2.1.3).

#### IV.1.2.1.3 Le spectre de réflectance du sol $(\rho_{sol})$

Le spectre de réflectance d'un sol nu a été défini par des caractéristiques intrinsèques (principalement la texture et la composition organique de surface), peu variables dans le temps et des caractéristiques d'état (principalement l'humidité et la rugosité de surface). Ainsi, une augmentation de l'humidité du sol entraîne une baisse de la réflectance sur tout le domaine spectral (*Duthoit*, 2006). De même, la réflectance d'un sol diminue sur tout le domaine spectral lorsque sa rugosité augmente. La géométrie d'observation (angle solaire et de visée) impacte également la réflectance bidirectionnelle car les surfaces sont rarement lambertiennes. Dans le modèle SAIL,  $\rho_{sol}$  (réflectance de sol nu) est considéré



FIGURE IV.2 – Méthode de sélection des caractéristiques spectrales des sols ( $\rho_{sol}$  et distribution du paramètre Bs), par croisement entre les spectres de la base de données ISRIC et les spectres de sol nu observés sur les images Formosat-2.

comme dépendant des caractéristiques intrinsèques du sol. Les caractéristiques d'état sont, quant à elles, indirectement prises en compte par le facteur de brillance Bs.

Parce que nous ne disposions pas de mesures de  $\rho_{sol}$  sur la zone d'étude, nous avons utilisé des mesures de spectres issues d'une bibliothèque spectrale globale ISRIC (*ICRAF-ISRIC*, 2010). Cette bibliothèque a ensuite été confrontée aux réflectances des pixels de sol nu extraites des images Formosat-2, afin de conserver parmi les spectres ISRIC uniquement ceux représentatifs de notre zone d'étude. La méthode est présenté dans le diagramme de la figure IV.2. Nous avons filtré les pixels correspondants à des sols nus sur les images Formosat-2 et confronté les spectres ISRIC aux réflectances de ces pixels. Cette étape a conduit à une sélection de  $\rho_{sol}$  et un intervalle de valeurs pour le paramètre Bs.

#### IV.1.2.1.3.1 La bibliothèque spectrale ISRIC

La bibliothèque spectrale ISRIC est une base de spectre de sol nu réalisée sur 4437 échantillons de sol (issus de 785 profils, répartis sur 58 pays) sélectionnés à partir du Soil Information System (ISIS) de l'International *Soil reference and information centre* (ISRIC). Les spectres ont été mesurés par analyse spectrale en Laboratoire entre 350 et 2500 nm avec un pas de 10 nm, en utilisant un spectroradiomètre (*Analytical spectral devices*, Etats-Unis). Des données attributaires, tels que la localisation (pas systématiquement disponible), le pays, l'horizon et les propriétés physiques et chimiques complètent la base de données.

Cependant, la base ISRIC n'intègre aucun échantillon prélevé sur notre zone d'étude ni même dans les régions limitrophes (sud-ouest de la France). Nous avons donc choisi de présélectionner l'ensemble des sols dont la localisation indique un pays d'Europe de l'ouest (potentiellement plus proche des sols de notre zone) et dont l'horizon renseigné est compris entre 0 et 30 cm. Cette présélection réduit le nombre de spectres de sols à 22, répartis sur 11 profils en Europe de l'ouest, offrant ainsi une variabilité importante.

#### IV.1.2.1.3.2 Sélection des pixels Formosat-2 de sol nu

La sélection des pixels de sols nus des images Formosat-2 a été réalisée à l'aide de 3 critères :

- identification des terres arables s'appuyant sur la carte d'occupation du sol (section II.3.2, page 33) afin de se restreindre aux sols nu agricoles;
- limitation aux images acquises au printemps (entre le 15 mars et 30 mai) des années 2006 à 2010 afin d'éliminer les sols nus labourés (automne et hiver) ou couverts par de la végétation sénescente (e.g., les blés en été) et de conserver des sols dont l'état est proche de celui présent sous le couvert végétal (semis ou hersé). Cette sélection a été rendu possible par le nombre d'images acquises durant cette période (19 images sur les 4 années);
- application d'un seuil sur le NDVI égal à 0,18 (GAI < 0,05).

Cette sélection, réalisée sur les 5 années d'acquisition d'images Formosat-2, a conduit à plus de 5,8 millions de spectres Formosat-2 de sol nu.

#### IV.1.2.1.3.3 Sélection des spectres

Nous avons comparé les 22 spectres issus de la bibliothèque spectrale ISRIC, afin de retenir uniquement ceux dont les caractéristiques spectrales se rapprochent le plus des spectres Formosat-2. Pour cela, les spectres ISRIC ont été convertis en spectres équivalents Formosat-2 (4 valeurs de réflectances) en utilisant les filtres de réponse spectrale du capteur. Les 2 bases de données (les 22 spectres ISRIC et les 5.8 millions de spectres Formosat-2) ont ensuite été comparées au moyen de la technique SAM (*Spectral angle mapper,Kruse et al.*, 1993). Cette technique, développée pour l'hyperspectral, consiste à calculer l'angle ( $\omega$ , en degrés) entre 2 vecteurs dans un espace à n dimensions. Elle est utilisée en géologie pour classer des spectres au comportement spectral identique. Elle permet de s'affranchir au premier ordre des variations spectrales, qui ne sont pas reliées



FIGURE IV.3 – Exemple de calcul des angles spéctraux  $\omega$  et des coefficients multiplicateurs k pour 3 spectres de sol  $(S_1, S_2 \text{ et } S_3)$ . Le spectre  $S_3$  est égal à  $1, 4 \times S_1$ .

aux caractéristiques intrinsèques des sols mais aux caractéristiques d'état des sols. L'angle  $\omega$  est défini par l'équation IV.4, où  $\vec{t}$  et  $\vec{r}$  sont des vecteurs à n dimensions :

$$\omega = \cos^{-1}\left(\frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{||\vec{t}|| \cdot ||\vec{r}||}\right)$$
(IV.4)

Si  $\vec{r}$  est le produit de  $\vec{t}$  par un scalaire k (équation IV.4),  $\omega$  est nul. Dans l'illustration de la figure IV.3, trois sols sont représentés  $(S_1, S_2 \text{ et } S_3)$ . Les spectres des sols  $S_1$  et  $S_2$  sont proches en absolu (par exemple la brillance) mais l'angle de 8,06° témoigne de comportements spectraux éloignés. Les sols  $S_3$  et  $S_1$  ont un angle nul car  $S_3 = 1, 4 \times S_1$ . Le facteur multiplicatif k, de valeur 1,4 dans cet exemple, équivaut au paramètre Bs du modèle SAIL. Autrement dit,  $S_1$  et  $S_3$  correspondent donc au même spectre de sol nu, renseigné en entrée du modèle et seul le paramètre Bs change.

Dans le cadre de la confrontation entre les spectres ISRIC et les spectres Formosat-2, l'espace est donc défini par 4 dimensions, relatives aux 4 bandes Formosat-2.  $\vec{t}$  et  $\vec{r}$ correspondent donc aux 4 valeurs de réflectance issues respectivement des 22 spectres ISRIC (obtenus en croisant les spectres aux filtres de réponse spectrale de Formosat-2) et des 5,8 millions de spectres. Les valeurs de  $\omega$  nous ont permis de sélectionner des spectres ISRIC les plus proches des observations Formosat-2. La distribution du paramètre *Bs* (tableau IV.1) a été estimée à partir de la distribution du facteur multiplicatif k calculé lors de cette comparaison.

Pour chacun des 22 spectres ISRIC, les fonctions de répartition (CDF, pour *Cumulative distribution function*) de  $\omega$ , issues de la comparaison de chaque spectre ISRIC et des 5,8 millions de spectres Formosat-2, sont représentées dans la figure IV.4. Les 22 CDF présentent une variabilité importante : les médianes varient entre 2,3° et 11,8°. Les CDF



FIGURE IV.4 – Fonctions de répartition (CDF, pour *Cumulative distribution function*) de l'angle spectral ( $\omega$ ) entre les 22 spectres ISRIC et les 5,8 millions de pixels. Quatre groupes ont été déterminés en fonction des valeurs de la médiane de la distribution.

sont classées en 4 groupes dont les médianes sont : inférieures à 4° (groupe 1 de la figure IV.4), comprises entre 4° et 5° (groupe 2), comprises entre 5° et 8° (groupe 2) et supérieures à 10° (groupe 4). Nous avons choisi de conserver les spectres du groupe 1, composé de 7 spectres de sol, afin d'éliminer les spectres les plus éloignés des spectres Formosat-2 tout en conservant une petite variabilité. Ces 7 spectres ISRIC sont représentés dans la figure IV.5a; les CDF de  $\omega$  (figure IV.5b) et du coefficient k (figure IV.5c) sont également représentées.

La figure IV.6 représente la CDF du coefficient k (en noir), issue du croisement des 7 spectres ISRIC (sans distinction) avec les 5.8 millions de spectres Formosat-2. La distribution s'éloigne de la distribution normale (en rouge sur la figure IV.6) et se rapproche plus de la distribution log-normale (en vert sur la figure IV.6), dont la moyenne est égale à 0.6 et l'écart-type à 0,14. Les caractéristiques de la distribution du facteur multiplicatif k permettent de renseigner la distribution *a priori* du facteur Bs, utilisée pour la création de la base d'apprentissage (tableau IV.1). L'intervalle des valeurs de Bs (< 1) indique que les brillances des sols ISRIC sont plus faibles que celles observées sur les images Formosat-2.

Le croisement de la bibliothèque spectrale ISRIC avec les reflectances mesurées sur les images Formosat-2 nous a donc permis de définir les caractéristiques des sols nus, utilisées pour générer la base d'apprentissage, à savoir :

- -7 spectres de sol nu ( $\rho_{sol}$ ) entre 350 et 2500 nm avec un pas de 10 nm;
- une distribution a priori du coefficient Bs, définie par une loi log-normale de moyenne
  0,6 et d'écart-type 0,14 (tableau IV.1).



Chapitre IV. Estimations des variables biophysiques à partir des données de télédétection

FIGURE IV.5 – a) Les 7 spectres ISRIC sélectionnés; b) CDF de  $\omega$  entre les 7 spectres ISRIC et les 5,8 millions de pixels; c) CDF du coefficient k.

#### IV.1.2.2 Apprentissage des réseaux

Les réseaux de neurones sont utilisés pour créer et étalonner le modèle inverse. Ils établissent ainsi un lien entre les réflectances bidirectionnelles de surface Formosat-2 et les 3 variables biophysiques. Ces réseaux se définissent principalement par : le type de neurones utilisé (appelé également la fonction de transfert), la façon dont ils sont organisés et reliés (l'architecture du réseau) et la règle d'apprentissage. Une description détaillée est disponible dans l'ATBD Venµs (*Weiss and Baret*, 2010); en voici les principales caractéristiques :

- Les variables d'entrée sont les réflectances de surface Formosat-2 des bandes spectrales 555, 650 et 830 nm ( $\rho_{555}, \rho_{650}, \rho_{830}$ ) et les configurations géométriques solaires et de visée ( $\theta_s, \theta_v, \Delta \varphi$ ). La bande 488 nm n'a pas été utilisée car les incertitudes liées aux corrections atmosphériques sont trop importantes (*Bsaibes et al.*, 2009).
- Un réseau est constitué pour chacune des variables de sortie (GAI, Fcover et FAPAR).
- Les variables d'entrée et de sortie sont normalisées (<Norm> dans la figure IV.7)



FIGURE IV.6 – CDF du facteur k (équivalent à Bs) entre les 7 spectres ISRIC (sans distinction) et les 5,8 millions de pixels.

selon des relations linéaires basées sur les valeurs minimales et maximales (tableau IV.1).

L'architecture des réseaux de neurones est simple : elle comporte 2 couches. La première couche contient 5 neurones avec une fonction de transfert sigmoïde (S dans la figure IV.7). Les fonctions sigmoïdes sont en effet couramment utilisées dans les réseaux de neurones comme première couche (*Baret et al.*, 1995; *Weiss*, 1998). La deuxième couche contient 1 neurone avec une fonction de transfert linéaire (L dans la figure IV.7), permettant d'obtenir une plus grande dynamique des variables de sortie (*Weiss*, 1998). Le nombre de neurones de la dernière couche correspond au nombre de variables de sortie (*Weiss*, 1998). 65 synapses et 6 neurones forment ainsi ces réseaux, relativement simples. *Bacour et al.* (2006) ont effectivement montré que les architectures simples donnent de meilleures performances en termes d'inversion et de rapidité d'exécution.



FIGURE IV.7 – Les réseaux de neurones composés de 2 couches composées de 5 neurones Sigmoïdes (S) et 1 neurone Linéaire (L). Les variables d'entrée sont les configurations angulaires d'acquisition et les réflectances bidirectionnelles ( $\rho$ ) dans les 3 longueurs d'ondes considérées (555, 650 et 830 nm). La variable de sortie est la variable biophysique. Un réseau par variables est mise en place. Les entrées et les sorties sont normalisées (<Norm>).

#### IV.1.2.3 Application des réseaux

Les cartes de variables biophysiques ont été produites en appliquant les réseaux précédemment constitués sur les images de réflectances bidirectionnelles Formosat-2. Les réflectances des bandes spectrales 555, 650 et 830 nm ( $\rho_{555}$ ,  $\rho_{650}$  et  $\rho_{830}$ ) ont été extraites pour chaque ESU en utilisant une fenêtre 3x3 pixels centrée sur l'ESU. La géométrie solaire et de visée associée à chaque jeu de réflectance ( $\theta_s, \theta_v, \Delta \varphi$ ) a été celle calculée pour le centre de l'image. A titre d'exemple, l'écart de  $\theta_v$  ne dépasse pas 0.7° d'un bout à l'autre de l'image. Pour chaque pixel, les 6 variables ont été introduites en entrée des réseaux :  $\rho_{555}, \rho_{650}, \rho_{830}, \theta_s, \theta_v, \Delta \varphi$ . Les variables biophysiques en sortie des réseaux ont été ainsi estimées pour chacun des 9 pixels de l'ESU. La moyenne et l'écart type ont été calculés à partir des valeurs estimées sur les 9 pixels.

#### IV.1.3 Validation et inter-comparaison

#### IV.1.3.1 Interpolation des données

Malgré la haute fréquence d'acquisition d'images Formosat-2 et l'importante campagne de mesures *in situ*, les dates des mesures *in situ* ne coïncident pas nécessairement dans le temps avec les observations satellite. Pour valider les estimations des variables biophysiques issues des données de télédétection, il est nécessaire d'interpoler dans le temps les mesures *in situ* aux dates d'acquisition Formosat-2. Compte-tenu du faible écart temporel entre les
mesures *in situ* et satellite, nous avons choisi une méthode simple basée sur l'interpolation linéaire. Les valeurs interpolées, distantes de plus de 7 jours d'une mesure *in situ*, sont exclues de l'analyse.

#### IV.1.3.2 Evaluations des performances des deux méthodes

Trois critères statistiques (RMSE, RRMSE et biais) sont calculés en utilisant 100 % des données *in situ* permettant d'évaluer, d'une part, les résultats d'étalonnage pour la méthode RE et, d'autre part, les résultats de validation pour la méthode IMTR. En effet, les estimations issues de la méthode IMTR sont indépendantes des mesures *in situ* : il s'agit donc de résultats de validation. A l'inverse, les estimations issues de la méthode RE nécessitent des mesures *in situ* pour l'étalonnage : il s'agit donc de résultats d'étalonnage.

#### IV.1.3.3 Comparaison des performances des deux méthodes

Les performances des deux méthodes sont comparées en confrontant les résultats aux mesures *in situ*. Toutefois, la méthode RE nécessite un échantillon d'étalonnage et un échantillon de validation alors que la méthode IMTR nécessite uniquement un échantillon de validation. Dans le cadre de la comparaison des méthodes, les deux échantillons doivent être distincts. Les échantillons de mesures *in situ* disponibles ne sont pas assez grands (40 données) pour être divisés en échantillon de validation et d'étalonnage. Par conséquent, une technique dite de sous-échantillonnage aléatoire (*Picard and Cook*, 1984) a été adaptée pour estimer les performances des deux méthodes. L'échantillon de données est divisé k fois, aléatoirement, en 2 sous-échantillons de taille égale. Le premier sous-échantillon (50 %) est utilisé pour l'étalonnage de la méthode RE. Le deuxième sous-échantillon (50 %) est utilisé pour calculer la RRMSE. Cette technique est appliquée aux 2 méthodes, en utilisant k tirages aléatoires identiques. Elle permet ainsi d'extraire k RRMSE pour chacune des 2 méthodes. L'estimation finale des performances est obtenue en comparant les 2 distributions de la RRMSE et en calculant la moyenne et l'écart-type.

# IV.2 Analyse des estimations des variables biophysiques à partir des données de télédétection

#### IV.2.1 Performance de la méthode RE

Les résultats des étalonnages des relations NDVI/GAI, NDVI/Fcover et NDVI/FAPAR spécifiques par cultures (en couleur) et des relations globales (en noir) sont présentés dans la figure IV.8 et le tableau IV.2.

Concernant le GAI, la RRMSE calculée avec les relations spécifiques est égale à 17,8 %. La différence est très faible avec la RRMSE calculée avec la loi globale (19,1 %). L'utilisation d'une loi spécifique par culture n'améliore donc pas significativement les estimations. De plus, la loi globale élargit l'intervalle de validité du NDVI (0,27-0,90), alors que, par culture, cet intervalle est plus restreint. Ainsi pour le tournesol cet intervalle est compris entre 0,34 et 0,82. Par conséquent, nous avons choisi d'employer une loi globale pour estimer le GAI des cultures.

La plus forte dispersion est observée pour le tournesol, culture pour laquelle l'utilisation de la loi globale correspond à une RMSE de 0,54 et une RRMSE de 43,2 %. Le maïs (RMSE = 0,25 et RRMSE = 14,4 %) et le soja (RMSE = 0,26 et RRMSE = 9,8 %) donnent de bons résultats. Le plus fort biais est constaté pour le soja (-0,12) du fait de la sous-estimation des 3 plus fortes valeurs de *GAI* (autour de 4,2).

L'utilisation d'une loi globale pour les FAPAR et Fcover aboutit, respectivement, à des RRMSE de 10,6 % et 18,3 %. L'amélioration de la RRMSE est quasiment nulle pour le FAPAR (<0,5 %), et plus forte pour le Fcover (2,7 %). Ceci est dû au comportement différent constaté pour le maïs où la pente de la relation (1,17) se distingue nettement des 2 autres pentes (1,39 et 1,54). Comme pour le GAI, l'utilisation d'une loi globale a été préférée car les améliorations ne sont pas assez fortes en utilisant une loi spécifique par culture.

Les écarts entre les biais calculés sur les *Fcover* des 3 cultures sont importants lors de l'utilisation de la loi globale : maïs (0,04), tournesol (-0,02) et soja (-0,05). Le modèle linéaire semble en effet être trop simple pour reproduire la dynamique de la relation entre le *Fcover* et le *NDVI*. Cependant, le faible nombre de données utilisé pour l'étalonnage ne permet pas de considérer une relation plus complexe. Les plus fortes RMSE sont constatées sur le couvert de tournesol (26 %) du faite d'une forte dispersion des valeurs intermédiaires.

Concernant le FAPAR, le niveau d'erreur est le plus faible des 3 variables (10,61 %) du fait de la bonne estimation des fortes valeurs. Les biais sont, contrairement au *Fcover*, faibles. La relation lineaire, utilisée depuis longtemps par la communauté scientifique (*Myneni and Williams*, 1994a), est suffisante pour reproduire la dynamique entre le *FAPAR* et le *NDVI*.

#### IV.2.2 Performance de la méthode IMTR

Les GAI, Fcover et FAPAR estimés à partir de la méthode IMTR ont été comparés aux mesures *in situ*. Les résultats de cette comparaison sont présentés dans la figure IV.9



IV.2. Analyse des estimations des variables biophysiques à partir des données de télédétection

FIGURE IV.8 – Étalonnage de la méthode RE. Les couleurs rouge, vert et bleu réfèrent respectivement au maïs, soja et tournesol. Les lignes correspondent aux relations étalonnées par culture (rouge, verte et bleue) et toutes cultures confondues (noire).

et le tableau IV.3.

La RRMSE (21,15 %) calculé avec le GAI prouve la bonne performance globale des estimations de la méthode IMTR. En effet, cette erreur relative reste inferieure aux performances obtenues par *Bsaibes et al.* (2009) et *Verger et al.* (2009) dont les comparaisons reposaient sur du GAI effectif. *Duveiller et al.* (2011) ayant comparé les résultats avec des mesures destructives de GPAI, ont conclu sur une erreur de 48,6 % (sans biais) sur le  $GLAI_{destr}$  et de 30,9 % (avec un biais de -0,06) sur le  $GPAI_{destr}$ . Toutefois, nous avons constaté des disparités entre les cultures. Avec des erreurs relatives autour de 15 %, le maïs et soja donnent de meilleures estimations. Aucun biais n'est associé au maïs. Contrairement à la relation NDVI/GAI, on observe une surestimation de 12 % (biais = 0,17) pour les estimations GAI de tournesol et de 9 % (biais = 0,22) pour le soja. La légère surestimation des GAI de tournesol et de soja pourrait être due à deux facteurs :

- une mauvaise estimation du ALA mais l'outil ne permet pas de récupérer cette information. Pour cela, il aurait fallu constituer un réseau avec 2 sorties, destiné à estimer simultanément les variables GAI et ALA dont nous savons qu'elles sont fortement compensées.
- l'utilisation d'un modèle inverse (architecture des réseaux) trop simple.

L'erreur de l'estimation du *Fcover* est faible (16.2 %). Les plus fortes erreurs sont constatées sur le couvert de tournesol (19 %). La dispersion est forte pour des valeurs intermédiaires ([0,3-0,6]) : jusqu'à 0,21 de différence pour un *Fcover* mesuré à 0,57, soit

_		1 loi par culture			
GAI	RMSE $(m^2.m^{-2})$	RRMSE (%)	biais $(m^2.m^{-2})$	RRMSE (%)	
Maïs	0,25	14,38	0.00	13,48	
Tournesol	0,54	43,2	0,01	40,85	
Soja	0,26	$9,\!84$	-0,12	8,58	
3 Cultures	$0,\!35$	$19,\!09$	-0,03	17,82	
Fcover	RMSE	RRMSE (%)	biais	RRMSE (%)	
Maïs	0,09	18,05	0,04	14,17	
Tournesol	0,12	26,75	-0,02	25,37	
Soja	0,09	$12,\!24$	-0,05	$9,\!37$	
3 Cultures	0,1	18,32	0.00	15,66	
FAPAR	RMSE	RRMSE (%)	biais	RRMSE $(\%)$	
Maïs	0,05	7,86	0,02	7,34	
Tournesol	0,11	19,42	-0,01	19,32	
Soja	0,03	4,4	-0,02	3,36	
3 Cultures	0,07	10,61	0.00	10,26	

TABLE IV.2 – Performances de la méthode RE. La RMSE, la RRMSE et le biais ont été calculés en utilisant une loi globale. La RRMSE calculée en utilisant les lois spécifiques, étalonnées par culture, est présentée dans la dernière colonne.

36 %. Le biais positif calculé sur le GAI du tournesol et du soja ne se retrouve pas dans l'estimation des Fcover (biais est d'environ -0,03), ce qui s'explique par le fait que l'inversion de chaque variable est réalisée avec des réseaux différents.

Concernant le FAPAR, le niveau d'erreur est le plus faible des 3 variables (11,7 %). Les plus fortes erreurs sont également observées pour le tournesol (RRMSE = 19,36 %). La sous-estimation du FAPAR est faible mais est constatée pour les 3 cultures (-0,036). Elle est d'autant plus forte pour le soja dont les valeurs sont les plus fortes.

#### IV.2.3 Inter-comparaison des méthodes

La technique de sous-échantillonnage aléatoire a conduit à des distributions des critères statistiques calculés k fois (figure IV.10) dont nous avons extrait la moyenne et l'écarttype (reportés en haut de chaque sous-figure). Nous avons limité l'analyse à un seul critère statistique (la RRMSE) sans faire de distinction entre les cultures. Avant d'analyser les résultats, nous pouvons constater que les moyennes calculées de la RRMSE pour la méthode IMTR sont très proches de celles calculées dans le tableau IV.3 (écarts inférieurs à



FIGURE IV.9 – Validation des résultats de la méthode IMTR. Les couleurs rouge, vert et bleu réfèrent respectivement au maïs, soja et tournesol. Les lignes correspondent aux droites y = ax par culture (rouge, verte et bleue) et toutes cultures confondues (noire).

0,1~%) : ce ci conforte le choix de la technique de sous-échantillonnage utilisée pour cette analyse.

Les estimations de GAI issues de la méthode RE sont meilleures que celles issues de la méthode IMTR. Les RRMSE de la méthode IMTR sont plus dispersées ( $\sigma = 3, 64$  %) que celles de la méthode RE ( $\sigma = 2, 99$  %). Cela prouve que la méthode RE est aussi robuste avec 40 données qu'avec 20 données. Cependant, l'écart relatif des moyennes demeure très faible (0,42 %).

Concernant le *Fcover*, les estimations issues de la méthode IMTR sont meilleures que celles issues de la méthode ER. L'écart relatif entre les moyennes de la RRMSE est de 2,13 % en absolu et 12,5 % en relatif. Concernant le *FAPAR*, les estimations issues des 2 méthodes sont équivalentes en termes de RRMSE.

# IV.3 Conclusion

Sans information *a priori* qualitative (type de culture, type de sol) ou quantitative (mesures de variables biophysiques, mesures de spectres de sol), la méthode IMTR a donné à de très bons résultats sur le *GAI* (21.15 %), le *Fcover* (16.12 %) et le *FAPAR* (11.70 %). En validant sur de nouvelles données (satelitte et *in situ*), ces resultats contribuent au processus de validation de l'outil BV-NET. Ce chapitre a mis en évidence que les différences observées entre les 2 méthodes sont très faibles et essentiellement d'ordre méthodologique. D'un côté, la méthode IMTR a sollicité deux modèles de transfert radiatif et une méthode

GAI	RMSE $(m^2.m^{-2})$	RRMSE (%)	biais $(m^2.m^{-2})$
Maïs	$0,\!27$	$15,\!25$	0
Tournesol	$0,\!57$	43,15	$0,\!17$
Soja	$0,\!39$	$15,\!16$	$0,\!22$
3 Cultures	$0,\!4$	$21,\!15$	$_{0,1}$
Fcover	RMSE	RRMSE (%)	biais
Maïs	0,09	18,35	0,03
Tournesol	0,1	18,97	-0,01
Soja	0,08	11,31	-0,03
3 Cultures	0,09	16,12	0
FAPAR	RMSE	RRMSE (%)	biais
Maïs	0,06	9	-0,03
Tournesol	0,11	$19,\!35$	-0,04
Soja	0,06	8,09	-0,04
3 Cultures	0,08	11,7	-0,04

TABLE IV.3 – Performances de la méthode IMTR.

mathématique complexe pour l'inversion. De l'autre côté, la méthode RE a été très simple mais a nécessité un jeu de données conséquent pour être étalonnées.

Les variables biophysiques ainsi estimées vont être utilisées pour relier les données de télédétection et les modèles de fonctionnement des cultures. Du fait des faibles différences, l'utilisation de telle ou telle méthode n'aura pas d'incidence sur le reste des résultats des chapitres suivants. Nous retiendrons la méthodes IMTR car elle repose sur un outil (BV-NET) opérationnel et transposable sur d'autre site et d'autre culture. Enfin, les estimations de *FAPAR* et *Fcover* à partir des données de télédétection ne seront pas utilisées car la spatialisation des modèles (chapitre 5 et 6) repose entièrement sur le *GAI*.



FIGURE IV.10 – Distribution de la RRMSE obtenue par la technique de sous-échantillonnage aléatoire.

# Chapitre V

# Estimation de la biomasse des cultures

## Sommaire

V.1 Modèles de culture et spatialisation : état de l'art 74				
V.1.1 Les modèles complexes				
V.1.2 Les modèles simples				
V.1.3 Les modèles intermédiaires				
V.2 Le modèle SAFY				
V.3 Etalonnage et spatialisation du modèle SAFY 79				
V.3.1 Entités spatiales utilisées pour l'étalonnage et la validation de SAFY 79				
V.3.2 Séries temporelles de $GAI$				
V.3.3 Le forçage météorologique				
V.3.4 L'étalonnage du modèle SAFY 83				
V.4 Résultats et discussion 89				
V.4.1 Paramètres du modèle				
V.4.2 Evaluation des simulation de $GAI$ et de $DAM$ du modèle à l'échelle				
locale $\dots \dots \dots$				
V.4.3 Comparaison des rendements simulés aux données Agreste 117				
V.5 Conclusion				

# V.1 Modèles de culture et spatialisation : état de l'art

L'utilisation conjointe des données de télédétection et des modèles de fonctionnement des cultures est d'un intérêt majeur lorsque l'on souhaite simuler les bilans de carbone et d'eau sur de grandes surfaces : bassin versant, commune, région... La disponibilité récente des données optiques combinant la haute résolution spatiale et temporelle (HRST) offre des capacités nouvelles pour le suivi des cultures. Des études récentes (*Courault et al.*, 2008; *Bsaibes et al.*, 2009; *Hadria et al.*, 2010; *Fieuzal et al.*, 2011) ont montré l'intérêt de ces données pour décrire la variabilité spatio-temporelle des variables biophysiques telles que le *GAI*. Toutefois ce type d'étude est encore limité par la faible disponibilité des données à HRST, qui plus est avec des configurations angulaires constantes. *Duchemin et al.* (2008a) ont présenté un travail préliminaire qui démontre l'utilité de ces données pour la cartographie de l'occupation des terres et la gestion agricole de l'eau sur des cultures de blé au Maroc. *Hadria et al.* (2009) quant à eux ont démontré l'intérêt de telles données pour la détection des pratiques agricoles telles que le labour ou l'irrigation.

Les modèles de culture ont été initialement conçus pour simuler la croissance et le rendement de parcelles agricoles pour lesquelles les données pédologiques, climatiques et les pratiques culturales sont généralement connues. Ces modèles ont été amplement utilisés pour résoudre des questions agro-environnementales. Le besoin d'accéder à des estimations sur de plus grandes surfaces nécessite de faire appel à des méthodes de spatialisation des modèles en particulier via l'utilisation de données de télédétection (*Faivre et al.*, 2004). Cependant, la spatialisation des modèles se heurte à de nombreuses difficultés, en particulier le besoin de connaître sur de grandes surfaces les propriétés pédologiques et climatiques ainsi que les pratiques culturales qui sont soumises à de fortes variations spatiales et temporelles (*Boote et al.*, 1996; *Moulin et al.*, 1998; *Faivre et al.*, 2004; *de Wit et al.*, 2005). Nous avons distingué trois catégories de modèles de fonctionnement qui se distinguent par leur niveau de complexité et donc leur facilité à être spatialisés.

#### V.1.1 Les modèles complexes

Nous avons classé dans cette catégorie les modèles de fonctionnement dits "écophysiologiques" (de Witt et al., 1970) qui simulent de façon mécaniste les principaux processus clés du fonctionnement des plantes : photosynthèse, respiration, décomposition, bilan d'énergie et bilan hydrique (SUCROS, WOFOST, voir Bouman et al., 1996). Une partie de ces processus ont été simplifiés dans les modèles agronomiques. Ces derniers (ARCWHEAT, CERES, STICS, voir Jamieson et al., 1998; Brisson et al., 2003) utilisent l'équation de Monteith (éq. V.1, *Monteith*, 1972) qui simule l'accroissement quotidien de biomasse à partir du rayonnement incident global et de 3 efficiences : climatique ( $\epsilon_c$ ), d'interception ( $\epsilon_i$ ) et biologique ( $\epsilon_b$ ).  $\epsilon_b$  est également appelée LUE (*Light use efficiency*). Dans ces modèles, l'équation de Monteith est enrichie par l'introduction de facteurs relatifs à des stress agro-environnementaux (thermique, hydrique, azoté,...) nécessitant la prise en compte des pratiques culturales.

$$biomasse = \epsilon_b \times \epsilon_i \times \epsilon_c \times Rg \tag{V.1}$$

où :

- $\epsilon_c$ : efficience climatique, permet de calculer la part du rayonnement global photosynthétiquement active (PAR);  $PAR = \epsilon_c \times Rg$  ( $\epsilon_c$  est sans dimension);
- $\epsilon_i$ : efficience d'interception, permet de calculer le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par les plantes :  $APAR = \epsilon_i \times PAR$ ,  $\epsilon_i$  est compris entre 0 et 1 ( $\epsilon_i$  est sans dimension);
- $-\epsilon_b$ : efficience biologique, permet de calculer la fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé convertie en biomasse ( $\epsilon_b$  est exprimée en g.MJ<sup>-1</sup>).

Au regard du nombre de paramètres d'entrée et de processus simulés, ces modèles peuvent être qualifiés de "complexes". Le modèle STICS, par exemple, nécessite pour le blé, plus de 227 paramètres répartis en trois groupes : 129 paramètres liés aux caractéristiques de la plante, 23 paramètres liés aux techniques agricoles (par exemple le semis, le labour, les irrigations ou les apports azotés) et 75 paramètres liés aux propriétés des sols. Ces informations peuvent être acquises au cours de campagnes de mesures ou renseignées par les agriculteurs à l'échelle de la parcelle ou d'une exploitation agricole, mais ne sont généralement pas disponibles sur des surfaces plus grandes. Ces modèles complexes sont par conséquent difficilement spatialisables. De nombreux travaux de spatialisation ont été menés (voir la synthèse bibliographique de *Faivre et al.*, 2004 et les travaux de *Varella et al.*, 2010), mais le manque de données spatialisées nécessaires pour faire fonctionner ces modèles s'est avéré être la principale limite de cette approche.

#### V.1.2 Les modèles simples

A l'opposé des modèles complexes, des modèles très simples permettent de calculer la biomasse à partir de l'équation de Monteih et d'une somme d'indices de végétation (par exemple, NDVI) dérivés de données de télédétection (*Tucker and Sellers*, 1986; *Dong et al.*, 2003; *Wessels et al.*, 2006). La somme d'indices de végétation est considérée comme proportionnelle au rayonnement absorbé par les plantes (éq. V.2). Ces modèles sont faciles à spatialiser et de nombreux travaux ont été réalisés via l'utilisation d'images MODIS. Ces modèles sont bien adaptés pour estimer la production primaire nette des écosystèmes naturels comme les forêts (par exemple, *Dong et al.*, 2003) ou les prairies (par exemple, *Tucker et al.*, 1983; *Prince*, 1991; *Wylie et al.*, 1991; *Loseen et al.*, 1995). Cependant, leur formalisme trop simplifié ne permet pas de simuler avec une assez grande précision le fonctionnement des cultures.

$$biomasse = k \sum NDVI \tag{V.2}$$

#### V.1.3 Les modèles intermédiaires

La troisième catégorie de modèles de culture combine l'équation de Monteith avec la prise en compte des principales phases du cycle de développement des plantes (levée, croissance et sénescence). Ces modèles que nous qualifierons de semi-empiriques ont un nombre de formalismes et de paramètres restreints. Comme les modèles simples, ils sont adaptés à l'étude de grandes surfaces. *Maas* (1993) a démontré l'intérêt d'un tel modèle pour simuler l'évolution de la surface foliaire et de la biomasse sèche des cultures de maïs et de blé. *Lobell et al.* (2003) et *Liu et al.* (2010) ont combiné ce type de modèle avec des données de télédétection, et ont conclu à la nécessité de disposer de données de télédétection HRST pour améliorer les prédictions du modèle.

Le modèle SAFY (Simple algorithm for yield estimate, Duchemin et al., 2008b) auquel on se réfère dans le cadre de cette thèse appartient à cette troisième catégorie de modèle. Il a été conçu pour être utilisé avec des données de télédétection HRST. De récentes études (Duchemin et al., 2008a; Benhadj, 2008; Hadria et al., 2009; Fieuzal et al., 2011) ont montré que le modèle SAFY, permettait d'obtenir des estimations précises de la biomasse aérienne sèche sur les cultures de blé irrigué, cultivé en région semi-aride. Ces résultats ont motivé l'utilisation de ce modèle dans cette thèse.

# V.2 Le modèle SAFY

SAFY simule la dynamique de l'indice foliaire vert (GLAI, pour Green Leaf Area Index) et de la biomasse sèche aérienne (DAM, pour Dry aerial mass) au pas de temps journalier. Le calcul de la production quotidienne de DAM ( $\Delta_{DAM}$ , en g.m<sup>-2</sup>.jour<sup>-1</sup>, éq. V.3) repose donc sur l'utilisation de l'équation de Monteith (1972, éq. V.1), complétée par une fonction de stress thermique  $F_T(Ta)$ . Dans SAFY, la LUE figurant dans l'équation de Monteith est remplacée par une LUE effective nommée ELUE (*Effective light use efficiency*) qui traduit la capacité de la plante à convertir le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé (APAR, W.m<sup>-2</sup>) en matière sèche (DAM) en présence ou non de contraintes agroenvironnementales telles que la disponibilité en eau et en azote. La contrainte thermique est prise en compte dans la fonction  $F_T$ .

$$\Delta_{DAM} = ELUE \times F_T(Ta) \times APAR \tag{V.3}$$

$$o\hat{\mathbf{u}}, APAR = \varepsilon_i \times \varepsilon_c \times Rg \tag{V.4}$$

où,  $\varepsilon_i = FAPAR$ . Le rayonnement intercepté est donc considéré comme étant totalement absorbé par la plante. Le FAPAR est estimé en utilisant la loi de Beer (éq. V.5), où  $K_{ext}$ est le coefficient d'extinction de la lumière (*Monsi and Saeki*, 1953).

$$FAPAR = 1 - e^{K_{ext} \times GLAI} \tag{V.5}$$

Le facteur de stress thermique est une fonction polynomiale  $(F_T)$  de degré  $\beta$  qui varie en fonction de la température de l'air (Ta, éq. V.6, figure V.1). Cette formulation est proche de celle employée dans le modèle de culture STICS (*Brisson et al.*, 2003).  $F_T$ inclut trois autres paramètres : une température optimale (T<sub>opt</sub>) et deux températures extrêmes (T<sub>min</sub> et T<sub>max</sub>), en-deçà et au-delà desquelles la croissance des plantes est nulle.

$$\begin{cases} F_T(Ta) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - Ta}{T_{opt} - T_{min}} \right\}^{\beta} & \text{si } T_{min} < Ta < T_{opt} \\ F_T(Ta) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - Ta}{T_{opt} - T_{max}} \right\}^{\beta} & \text{si } T_{max} > Ta > T_{opt} \\ F_T(Ta) = 0 & \text{si } Ta < T_{min} & \text{ou } Ta > T_{max} \end{cases}$$
(V.6)

Les simulations démarrent le jour de levée  $(D_0)$ .  $D_0$  dépend des pratiques agricoles (en particulier de la date et de la profondeur du semis), des propriétés pédologiques et du climat. Il détermine ainsi le début de croissance du GLAI qui est initialisé dans SAFY à 0,1 (GLAI $(D_0) = 0,1$ ). Cette notion de levée dans le modèle SAFY est donc sensiblement distincte de la notion de levée employée en agronomie, qui désigne pour le maïs la sortie de terre du coléoptile et pour le tournesol et le soja l'émergence des cotylédons.

Pendant la phase de croissance, une partie de la DAM est allouée à la biomasse foliaire (GLAI). Cette fraction est calculée en utilisant la fonction de partition foliaire (Pl, pour *Partition-to-leaves*) qui varie entre 0 et 1 (éq. V.8, d'après *Maas*, 1993, figure V.2). Pl est fonction du cumul de Ta depuis la levée (SMT, pour *Sum of temperature*<sup>5</sup>, éq. V.9) et de

<sup>5.</sup> SMT correspond au temps thermique, utilisé dans de nombreux modèles



FIGURE V.1 – Illustration de la fonction de stress de température  $(F_T, \text{ éq. V.6})$ .

deux paramètres :  $Pl_a$  et  $Pl_b$ . (1 -  $Pl_a$ ) correspond à la fraction  $\Delta_{DAM}$  allouée aux feuilles à la levée (GLAI = 0,1). La production quotidienne de biomasse foliaire ( $\Delta_{DAM} \times Pl$ ) est ensuite convertie en surface foliaire ( $\Delta_{GLAI}^+$ ) via le SLA (éq. V.7).

$$Si \ Pl > 0, \ \Delta^+_{GLAI} = \Delta_{DAM} \times Pl \times SLA$$
 (V.7)

$$Pl = 1 - Pl_a \times e^{Pl_b \times SMT} \tag{V.8}$$

$$SMT = \sum_{D_0}^{j} (Ta - T_{min})dj \tag{V.9}$$

La sénescence des feuilles  $(\Delta_{GLAI}^{-})$  démarre quand SMT atteint une certaine valeur seuil (Stt, pour *Sum of temperature for senescence*). La sénescence  $(\Delta_{GLAI}^{-})$  augmente avec le temps thermique et est modulée par un paramètre qui définit la vitesse de sénescence (Rs).

$$Si \ SMT > Stt, \ \Delta_{GLAI}^{-} = GLAI \times \frac{SMT - Stt}{Rs}$$
 (V.10)

L'indice foliaire vert (GLAI) au jour j est donc calculé à partir du GLAI au jour j-1, du terme d'accroissement de la surface foliaire ( $\Delta^+_{GLAI}$ ) et du terme de sénescence  $\Delta^-_{GLAI}$ lorsque SMT > Stt. GLAI est donc calculé selon l'équation V.11 :



FIGURE V.2 – Illustration de la fonction de partition (Pl, éq. V.8) pour différentes valeurs des paramètres  $Pl_a$  et  $Pl_b$ .

$$GLAI_j = GLAI_{j-1} + \Delta_{GLAI}^+ - \Delta_{GLAI}^-$$
(V.11)

La phase de sénescence et le cycle de culture s'achèvent lorsque le GLAI atteint une valeur inférieure à sa valeur initiale (0,1).

# V.3 Etalonnage et spatialisation du modèle SAFY

Appliqué sur des parcelles de blé au Maroc (*Duchemin et al.*, 2008a; *Benhadj*, 2008), le modèle SAFY n'avait, jusqu'à présent, jamais été étalonné pour des cultures de maïs, tournesol et soja, en zone tempérée. La procédure d'étalonnage que nous avons mise en place s'appuie en partie sur des mesures *in situ*, mais les paramètres clés du modèle sont estimés à partir des séries temporelles de *GAI* issues de la méthode d'inversion du modèle PROSAIL (chapitre 4).

# V.3.1 Entités spatiales utilisées pour l'étalonnage et la validation de SAFY

Nous avons choisi les segments, issus des produits de segmentation (voir section II.3.3), comme entité spatiale élémentaire pour l'étalonnage et la spatialisation de SAFY. Cette



FIGURE V.3 – Illustration des segments. a) classification par pixels; b) classification par segments (seuls les cultures d'été sont conservées); c) GAI par pixels; d) GAI moyen par segments (les bords des segments n'ont pas été utilisés pour calculer la moyenne). Les limites des segments sont représentées en noir dans les figures b et d.

entité permet d'optimiser le temps de calcul tout en conservant la variabilité spatiale existant au sein des parcelles. En cas de forte variabilité intra-parcellaire, les parcelles peuvent ainsi être divisées en plusieurs segments (figure V.3a). Les parcelles de tournesol souvent sujettes à une variabilité intra-parcellaire plus importante que les parcelles de maïs ou de soja sont plus segmentées (figure V.3c). Seuls les segments supérieurs à 640 m<sup>2</sup>(10 pixels Formosat-2) et couverts à 80 % par une même culture ont été conservés (figure V.3b).

Pour la validation, les simulations de SAFY ont été confrontées aux données collectées sur les ESUs, les transects (parcelles expérimentales), et les parcelles "agriculteur". Les entités spatiales de validation utilisées dans ce cas sont donc les pixels agrégés sur les ESUs (i.e., fenêtre de  $3\times3$  pixels), les transects (i.e., délimitation de l'emprise des transects, voir la figure III.2) ou les parcelles (i.e., délimitation des parcelles) et non plus les segments.

#### V.3.2 Séries temporelles de GAI

Les cartes de GAI ont été obtenues par inversion du modèle PROSAIL sur chaque pixel des images Formosat-2 (chapitre 4) et pour chaque date. Les pixels localisés en bordure de segments ont été écartés afin d'éviter les effets de "bordure", de même que les pixels identifiés comme nuage ou comme ombre portée de nuage (voir section II.3.1.3). Ces cartes peuvent ensuite être moyennées par ESU, transects, parcelles ou segments (figure V.3d) afin d'obtenir des séries temporelles de GAI.

#### V.3.3 Le forçage météorologique

Les variables météorologiques, fournies par Météo-France, sont issues du Système d'analyse atmosphérique à méso-échelle (SAFRAN, voir section II.5, page 37). Le rayonnement solaire incident (Rg), la température de l'air (Ta) mesurées à 2 m et les précipitations (P) sont fournies toutes les 6 heures avec une résolution spatiale de 8 k.m<sup>-2</sup>. Pour obtenir des données journalières, Ta a été moyennée sur 24h et Rg et P ont été cumulés sur 24 heures. Ces variables ont été recalculées pour chaque entité spatiale (segment, ESU, transect ou parcelle) par interpolation (méthode de pondération inverse à la distance) à partir des 4 points de la grille SAFRAN les plus proches de l'entité considérée.

Les données journalières de Ta, Rg et P, calculée à partir des données SAFRAN, ont été comparées aux mesures des stations météorologiques des sites de Lamothe et d'Auradé. La comparaison a été faite pour des données acquises entre mai et septembre, qui correspond à la période de croissance des cultures d'été (figure V.4, tableau en annexe B). Cette comparaison révèle une surestimation quasi-systématique de la température de l'air estimée par SAFRAN (biais compris entre 0.03 et 0.4 °C) hormis à Auradé en 2010 où la température SAFRAN est inférieure aux mesures de la station (biais = -0.15 °C). Toutefois les RMSE sont très faibles (RMSE < 0.05 °C et RRMSE < 5 %). Les estimations du rayonnement par les données SAFRAN sont plus bruitées; les RMSE sont de l'ordre de 0,2 MJ.m<sup>-2</sup>et les RRMSE sont proches de 20 %. Les biais sont variables : les mesures de rayonnement fournis par SAFRAN en 2006 sont supérieures aux mesures in situ (biais =  $0.81 \text{ MJ.m}^{-2}$ à Lamothe, et  $0.12 \text{ MJ.m}^{-2}$ à Auradé), alors que les 4 autres années elles sont inférieures (biais compris entre -1,8 MJ.m<sup>-2</sup>et -0,02 MJ.m<sup>-2</sup>). Les erreurs les plus fortes sont observées pour les précipitations où la RMSE moyenne est de l'ordre de 1,9 mm.jour<sup>-1</sup>, soit des RRMSE moyennes (pour les 2 sites et les 5 années) de 190 %. Toutefois, les biais sont faibles et ne dépassent pas 0,5 mm.jour<sup>-1</sup> (surestimation de SA-FRAN). Les plus forts biais négatifs, correspondant à une sous-estimation de SAFRAN, sont constatés à Lamothe en 2008 et 2010 (cultivé en maïs), années pour lesquelles les



Chapitre V. Estimation de la biomasse des cultures

FIGURE V.4 – Comparaison des données météorologiques (à la journée) issues de SAFRAN (traits pleins) et des stations météorologiques (traits pointillés), sur les sites d'Auradé et de Lamothe. Les couleurs référent aux 5 années de données. Les données sont présentées sous forme de cumuls saisonniers, correspondants à la période de croissance des cultures d'été : entre mi mai (JJ 140) et début septembre (JJ 250).

apports d'eau apportés par l'irrigation n'ont pas été retirés des mesures enregistrées par le pluviomètre. L'évaluation des données SAFRAN effectuée par *Quintana-Segui et al.* (2008) sur l'ensemble de la France est cohérente avec les performances de SAFRAN calculées sur les sites expérimentaux. Ces auteurs ont montré que les températures étaient correctement estimées (RRMSE = 13 %), que l'erreur sur le rayonnement Rg était relativement forte (60 %) et que celle sur la pluviométrie dépassait les 100 %.

Malgré les différences observées, les données mesurées sur sites expérimentaux de même que les données SAFRAN mettent en évidence les conditions chaudes et sèches en 2006 et 2009 (cumuls de Ta et de P, entre les JJ 140 et 250, sont de l'ordre de 2350 °C et 110 mm), par rapport à 2007, 2008 et 2010 (cumuls de Ta et de P sont de l'ordre de 2200 °C et 215 mm).

Pour réaliser le forçage météorologique sur l'ensemble de l'emprise Formosat-2, nous avons utilisé les données SAFRAN qui reposent pour sur l'exploitation de 8 stations météorologiques situés sur notre zone d'étude.

### V.3.4 L'étalonnage du modèle SAFY

Les 12 paramètres du modèle SAFY sont présentés dans le tableau V.1. L'efficience climatique, la biomasse sèche initiale à  $D_0$ et les températures critiques de  $F_T$  sont estimés à partir de recherches bibliographiques. La surface spécifique foliaire (SLA) et le coefficient d'interception ( $K_{ext}$ , éq. V.5) sont estimés à partir des mesures *in situ*. Les 6 paramètres restants ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs,  $D_0$  et ELUE) sont étalonnés à l'aide des séries temporelles de GAI dérivées des images Formosat-2.

TABLE V.1 – Liste des paramètres du modèle SAFY et des valeurs associées à chaque culture. Les valeurs de  $D_0$  et ELUE ne peuvent pas être présentées car elles varient d'un segment à l'autre.

Paramètre - Type et nom	Notation	Unité	Intervalle	Maïs grain	Maïs ensilage	Tournesol	Soja		
Issus de la littérature									
Efficience climatique	$arepsilon_c$			$0,\!48$	0,48	$0,\!48$	$0,\!48$		
Biomasse sèche initiale	$DAM_0$	$g.m^{-2}$		$^{4,2}$	4,2	$^{8,3}$	$_{4,0}$		
Températures critiques	$T_{min}, T_{opt}, T_{max}$	°C		[0 20 45]	[0 20 45]	[0 00 F 40]	[5 20 45]		
[Minimale, Optimale, Maximale]				[8 50 45]	$[8 \ 30 \ 40]$	[8 28.9 42]	$[0 \ 50 \ 40]$		
Degré du polynôme	eta	-		2	2	3	3		
Issus des mesures in situ									
Coefficient d'interception	$K_{ext}$	-		$0,\!81$	$0,\!81$	$0,\!81$	0,81		
Surface spécifique foliaire	SLA	$\mathrm{m}^2.\mathrm{g}^{-1}$		0,024	0,024	0,012	0,025		
Etalonnés lors de la phase 1 (spécifiques aux cultures)									
Paramètre de partition a	$Pl_a$	-	$[0,\!05\ 0,\!5]$	$0,\!35$	$0,\!34$	$0,\!12$	0,18		
Paramètre de partition b	$Pl_b$	-	$[10-5 \ 10-2]$	0,0026	0,0027	0,0033	0,0025		
Vitesse de sénescence	$\operatorname{Rs}$	°C.day	$[0 \ 105]$	7410	457	5832	3550		
Somme de températures	$\operatorname{Stt}$	°C	$[0 \ 2000]$	952	1002	653	1152		
pour la sénescence									
Etalonnés lors de la phase 2 (spécifiques aux segments)									
Date de levée	$D_0$	JJ	$[90 \ 250]$						
Efficience de conversion		NTT-1							
de la lumière effective	ELUE	g.MJ	[0, 5, 0]						



FIGURE V.5 – [Extrait de *Duchemin et al.*, 2008b] Dynamiques du *GAI* (a) et de la biomasse (b) en utilisant 200 jeux de paramètres  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs,  $D_0$ et ELUE différents.

#### V.3.4.1 Paramètres issus de la littérature

L'efficience climatique ( $\varepsilon_c$ ), correspondant à la fraction du rayonnement global photosynthétiquement active, a été fixée à 0,48 (*Varlet-Grancher et al.*, 1982).

A la levée, une valeur arbitraire de 0,1 est allouée au  $\text{GLAI}(D_0)$ . La valeur de biomasse correspondante ( $DAM_0$ , tableau V.1) peut donc être initialisée et est égale à  $0, 1 \times SLA$ .

Les 3 températures critiques ( $T_{min}$ ,  $T_{opt}$ ,  $T_{max}$ , éq. V.6, tableau V.1) et le degré ( $\beta$ ) du polynôme qui définit la fonction de stress de température ont été obtenus à partir de *Drouet* and Pages (2003) pour le maïs. Pour le tournesol et le soja, nous avons eu recours aux paramètres standards du modèle STICS (http://www.avignon.inra.fr/agroclim\_stics/).

#### V.3.4.2 Paramètres estimés à partir des mesures in situ

Le paramètre  $K_{ext}$  est calculé par ajustement de la loi de Beer-Lambert (éq. V.5) aux mesures de FAPAR issues des traitements Can-Eye. Le paramètre SLA est estimé à partir des mesures destructives réalisées à Lamothe en 2006 sur le maïs et à Auradé en 2007 sur le tournesol (tableau II.1, page 29). Le SLA du soja a été déduit des mesures destructives réalisées sur l'ESU 2 en 2008.

#### V.3.4.3 Paramètres estimés par étalonnage du modèle

Les paramètres  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs,  $D_0$ et ELUE ont été étalonnés à l'aide des profils temporels de GAI extraits des images Formosat-2 acquises sur la zone d'étude entre 2006 et 2010. Cependant, il existe des compensations entre ces paramètres, correspondant à des problèmes d'équifinalité. *Duchemin et al.* (2008b) (figure V.5) ont en effet montré que

Chapitre V. Estimation de la biomasse des cultures



FIGURE V.6 – Méthode d'étalonnage du modèle SAFY en deux phases. Le GAI en entrée correspond au GAI filtré en suivant la méthode décrite dans la section V.3.4.3.1.

différentes combinaisons de ces 6 paramètres pouvaient aboutir, pour simulations de GAI similaires, à des biomasses différentes.

Afin de limiter ces effets de compensation lors de la procédure d'étalonnage, nous avons séparé les paramètres en deux groupes, ce qui se traduit par deux phases d'étalonnage. Ces deux phases sont illustrées dans l'organigramme de la figure V.6. La première phase consiste à étalonner les paramètres considérés comme spécifiques aux cultures :  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs. Ces paramètres déterminent la forme générale du cycle du GAI, et sont donc étalonnés pour chaque culture. Une fois ces paramètres fixés, la seconde phase, consiste à estimer les deux paramètres restants :  $D_0$  et ELUE. Ces derniers sont sensibles aux pratiques culturales (date de semis), au type de sol et à la présence ou non de stress (hydrique, azoté,...). Ils sont donc estimés pour chaque segment.

#### V.3.4.3.1 Délimitation du cycle cultural

Pour améliorer les performances de l'algorithme d'étalonnage, nous avons préalablement délimité la période de croissance (figure V.7). Nous avons sélectionné uniquement les segments dont le GAI maximum de l'année ( $GAI_{max}$ , encadré en vert dans la figure V.7) a est positionné entre le JJ 120 (fin avril) et le JJ 300 (fin octobre, lignes bleues). Ce filtre permet d'éliminer les segments dont le couvert hivernal prédomine par rapport au couvert estival. Ainsi, si le maximum de GAI d'une culture intermédiaire dépasse le maximum de



FIGURE V.7 – Exemple de délimitation de la période de croissance sur une série temporelle de GAI correspondant à une culture de maïs. Les lignes bleues verticales représentent l'intervalle dans lequel doit se situer le  $GAI_{max}$  (encadré en vert : JJ 120 et JJ 300). Les cercles (et les croix) indiquent les données appartenant (et n'appartenant pas) à la période de croissance.

GAI de la culture d'été (configuration possible avec le tournesol), le segment est éliminé de l'analyse. L'algorithme recherche, à partir du  $GAI_{max}$ la date correspondant au début de la période de croissance (JJ 156 dans la figure V.7). Cette dernière est définie comme la date pour laquelle le GAI présente une valeur inférieure à un seuil (matérialisé par une ligne en pointillée sur la figure V.7) égal à 0,1 plus la valeur minimale de GAI rencontrée avant le pic (GAI<sub>min</sub>, encadré en rouge dans la figure V.7). La date correspondant à la fin de la période de croissance (JJ 288 dans la figure V.7) a été identifiée de manière similaire en recherchant la date correspondant à la première valeur inférieure au  $GAI_{min}+0,1$ rencontrée après le pic de  $GAI_{max}$ . Seules les valeurs de GAI appartenant au cycle de développement de la culture d'été ont été conservées (cercles dans la figure V.7) pour l'analyse, les valeurs de GAI en dehors de cette période ont été éliminées (croix dans la figure V.7). Ainsi, sur l'exemple de la figure V.7, le premier pic de croissance (autour du JJ 75), qui correspond à des repousses d'hiver, n'intervient pas dans l'étalonnage.

#### V.3.4.3.2 Phase 1 de l'étalonnage : paramètres spécifiques aux cultures

Les paramètres  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs ont été estimés à partir de la série d'images acquises en 2006. Ce jeu de données a été choisi pour estimer ces paramètres car il contient un grand nombre d'images régulièrement réparties tout au long de la saison de croissance des cultures : entre 18 et 28 données sans nuages sont disponibles, par segments, entre les JJ 120 et 300. Seuls les segments dont les  $GAI_{max}$  sont supérieurs à 1, ont été conservés pour l'étalonnage.

Ces paramètres ont été étalonnés, dans un premier temps pour chaque segment de chaque culture. La procédure de minimisation repose sur le calcul de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les séries temporelles de GAI issues de Formosat-2 (filtrées des données n'appartenant pas à la période de croissance) et celles simulées par SAFY. La méthode d'optimisation retenue est le simplexe borné, qui est une version modifiée de l'algorithme du simplexe (Laqarias et al., 1998). Le bornage permet de contraindre l'algorithme dans des intervalles de valeurs réalistes. Ces derniers ont été définis pour chaque paramètre (tableau V.1) grâce à notre expertise de terrain et aux travaux de Duchemin et al. (2008b). Le processus d'optimisation a été exécuté 50 fois en modifiant à chaque fois les valeurs initiales de chaque paramètre. Ces valeurs sont régulièrement réparties au sein des intervalles prédéfinis. Cette technique a pour but d'éviter de retenir une solution qui correspondrait à un minimum local. Seules les solutions, dont les erreurs (RMSE) restent inférieures à 0,4, ont été conservées. Cette valeur seuil a été déduite de l'erreur de la méthode d'inversion du GAI calculée dans la section IV.2.2 (page 66). Ce filtre permet ainsi d'éliminer les simulations dont l'erreur entre le GAI simulé et le GAI observé dépasse l'erreur de ce dernier.

Le processus de filtrage sur les valeurs de GAI (<1) et de RMSE (>0,4) aboutit à l'élimination de 375 segments sur les 6147 initialement présents (figure V.6). Les valeurs de  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs retenues correspondent donc aux 5772 segments conservés.

Les histogrammes des valeurs de  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs sont ensuite calculés par culture. On affecte ensuite, à chaque paramètre, la valeur médiane de l'histogramme. A la fin de cette phase d'étalonnage (phase 1), les valeurs de  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs sont fixés pour chaque culture et seront considérées constants quelque soient les années considérées.

#### V.3.4.3.3 Phase 2 de l'étalonnage : paramètres spécifiques aux segments

Une fois  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs fixés, les paramètres spécifiques aux segments peuvent être estimés, pour chaque entité spatiale et chaque année. La méthode d'optimisation est également un simplexe reposant sur la minimisation de la RMSE calculée entre la série temporelle de *GAI* filtrée et le *GAI* simulé par SAFY. La méthode a été appliquée pour chaque segment de chaque culture. Aucune compensation n'a été constatée entre ces deux paramètres (*Duchemin et al.*, 2008b).



FIGURE V.8 – Relation entre le GAI et le FAPAR estimés par Can-Eye. Les croix correspondent aux mesures et les lignes aux ajustements de la loi exponentielle (éq. V.5).

# V.4 Résultats et discussion

#### V.4.1 Paramètres du modèle

#### V.4.1.1 Coefficient d'interception : $K_{ext}$

La figure V.8 représente la relation entre les estimations du FAPAR et du GAI, issus du logiciel Can-Eye. Le maïs, le tournesol et le soja donnent à des coefficients d'extinction  $(K_{ext})$  égaux respectivement à 0,74, 0,86 et 0,87; le coefficient d'extinction global est égal à 0,81. La figure V.9 présente les diagrammes de dispersion entre les FAPAR simulés en appliquant une relation par culture (Fig V.9a) et ceux simulées en utilisant une relation commune pour les 3 cultures (Fig V.9b). L'utilisation de 3 lois pour les 3 cultures ne permet pas d'améliorer significativement la RMSE qui est égale à 0,035 en utilisant une loi globale et 0.028 en utilisant 3 lois. De plus, nous avons estimé que le nombre de points de mesure disponible par culture (32 pour le maïs, 18 pour le tournesol et 17 pour le soja) n'était pas suffisant pour établir, de manière fiable, une loi par culture. Un coefficient unique égal à 0,81, commun aux 3 cultures a donc été utilisé. Cette valeur se situe dans la gamme de valeurs trouvées dans la littérature. Toutefois ces valeurs sont très variables et dépendent du stage phénologique, de l'architecture du couvert (taille et orientation des feuilles, espacement entre rangées) mais également de la méthode d'estimation choisie. Flenet et al. (1996) ou Lindquist et al. (2005) ont trouvé des valeurs comprises entre 0,62 et 0,9 pour le tournesol, entre 0,4 et 0,8 pour le maïs et entre 0,4 et 0,5 pour le soja.



FIGURE V.9 – Diagramme de dispersion entre FAPAR observés et simulés en utilisant une loi par culture (a) et une loi globale (b).

 $Daughtry \ et \ al.$  (1992) ont trouvé des coefficients de 0,46 pour le mais et de 0,8 pour le soja .

#### V.4.1.2 Surface spécifique foliaire (SLA)

La figure V.10 illustre l'évolution du SLA au cours de la saison, parallèlement à l'évolution du  $GLAI_{destr}$ . Les valeurs de SLA varient au cours de la saison de croissance de 0,013 à  $0,027 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$  pour le maïs, de 0,003 à  $0,018 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$  pour le tournesol et de 0,015 à 0,028m<sup>2</sup>.g<sup>-1</sup> pour le soja. Le SLA du maïs et du tournesol diminuent progressivement durant la saison en lien avec un épaississement des feuilles. Pour le soja, on note une augmentation du SLA jusqu'au pic de GLAI, suivie d'une diminution. Dans le modèle SAFY, le SLA ne varie pas au cours de la saison. Il intervient uniquement pendant la phase de croissance foliaire (éq. V.7) et n'a plus d'impact lorsque Pl=0 (début du plateau). Ainsi seules les mesures destructives réalisées pendant la phase de croissance foliaire (encadrées en noir dans figure V.10) ont été utilisées pour l'estimation du SLA dans SAFY. Les relations utilisées pour chaque culture sont présentés dans la figure V.11. Les corrélations entre les surfaces et les masses foliaires sont élevées :  $r^2 = 0.97$  pour le maïs,  $r^2 = 0.98$  pour le tournesol et  $r^2 = 0.99$  pour le soja (*p-value*<0.005). Les valeurs de SLA utilisées dans SAFY correspondent aux pentes des droites calculées à partir des points de la figure V.10 qui sont de 0,024 m2.g<sup>-1</sup> pour le maïs, 0,012 m2.g<sup>-1</sup> pour le tournesol et 0,025 m2.g<sup>-1</sup> pour le soja.



FIGURE V.10 – Dynamique du SLA et du GLAI destructif pour 3 sites d'étude : a) Lamothe en 2006 (maïs) ; b) Auradé en 2007 (tournesol) ; c) ESU 2 en 2008 (soja). Sur les 2 premiers sites, le SLA a été calculé pour chaque pied récolté : les écart-types sont rapportés sous forme de barres d'erreur centrées sur les moyennes. Sur le 3ème site, seules les moyennes sont reportées car le SLA n'a pas été calculé par pied. Les cadres correspondent aux mesures qui ont été utilisées pour le calcul du SLA utilisé dans SAFY.



FIGURE V.11 – Relation entre les surfaces foliaires et les masses foliaires sèches pour chaque culture. Les valeurs des pentes correspondent au SLA.



FIGURE V.12 – Fonctions de répartition (CDF, pour *Cumulative distribution function*) des paramètres spécifiques aux cultures ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs) obtenus à l'issue de la phase 1 de l'étalonnage réalisée avec les données Formosat de 2006. Les nombres de segments par distribution sont de : 1976 pour le maïs grain, 85 pour le maïs ensilage, 3307 pour le tournesol et 404 pour le soja.

#### V.4.1.3 Paramètres spécifiques aux cultures : phase 1 de l'étalonnage

La figure V.12 représente les fonctions de répartition (CDF, pour *Cumulative distribution function*) des valeurs de  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt et Rs obtenues via l'étalonnage (phase 1) de SAFY avec la série d'images Formosat 2006 sur les 5772 segments de maïs (grain et ensilage), tournesol et soja. Bien qu'elles ne soient pas exploitées à ce stade de l'étalonnage, les valeurs des paramètres spécifiques aux segments sont mentionnées car elles interviennent dans le processus d'optimisation. Les valeurs médianes de chacun des 4 paramètres spécifiques aux cultures sont également présentées tableau V.1. Les valeurs sont globalement très dispersées notamment celles de  $Pl_a$ (figure V.12). Comme l'ont déjà souligné *Duchemin et al.* (2008b), une partie de cette dispersion peut être attribuée à des compensations de paramètres intervenant durant la procédure de minimisation.

Des exemples "types" de séries temporelles de GAI Formosat-2 de maïs (grain et ensilage), tournesol et soja sont également présentées dans la figure V.13. L'analyse des figures V.12 et V.13 et du tableau V.1 permettent de mettre en évidence des comportements spécifiques à chaque culture :

- Les distributions de  $Pl_a$ ,  $Pl_b$ et Stt pour les maïs grain et ensilage sont similaires. Ceci révèle qu'il y a peu de différence avant la sénescence entre ces 2 cultures qui se distinguent par la façon dont elles sont conduites (date de récolte) et non par leur caractéristique variétale. En effet, le maïs ensilage est récolté plus tôt que le maïs grain, lorsque le taux d'humidité du grain est d'environ 80 %. La similarité entre les 2 distributions de Stt indique que la récolte du maïs ensilage intervient en même temps que le début de la sénescence du maïs grain. Le taux de sénescence (1/Rs) est environ 15 fois plus élevé pour le maïs ensilage que pour le maïs grain ce qui traduit bien la chute soudaine du *GAI* consécutive à la récolte, comme illustré dans la figure V.13.
- La Stt du tournesol (fig V.12) est plus faible (médiane = 653 °C) que celle du maïs (médiane = 952 °C) et du soja (médiane = 1152 °C), ce qui signifie que le cycle du tournesol est plus court que ceux des 2 autres cultures, le soja ayant le cycle le plus long. Cette différence est bien illustrée sur les séries temporelles de *GAI* (figure V.13) et a déjà été montrée par de nombreux auteurs, en particulier Andrade (1995) et Sakamoto et al. (2010). On peut également noter que les valeurs de Stt sont plus dispersées pour le tournesol que pour les autres cultures. Cette différence semble révéler une disparité dans le comportement de cette culture durant la phase de sénescence qui pourrait mettre en évidence des différences entre les variétés. Nous reviendrons plus tard sur ce point.
- La fraction de la masse sèche aérienne allouée aux feuilles à l'émergence des plantes  $(1-Pl_a)$  est estimée, d'après les valeurs médianes, à 65 % pour le maïs grain (66 % pour le maïs ensilage), 85 % pour le tournesol et 82 % pour le soja. Elle décroit ensuite progressivement pour atteindre une valeur nulle au démarrage de la sénescence. Ces valeurs sont globalement conformes à celles mesurées tout au long de la période de croissance sur chaque culture (figure V.14)

(iii) La masse sèche aérienne allouée aux feuilles à l'émergence des plantes (1-Pla) est estimée, d'après les valeurs médianes, à 65 % pour le maïs grain (66 % pour le maïs ensilage), 85 % pour le tournesol et 82 % pour le soja. Ces valeurs sont conformes à celles estimées à partir des premières mesures destructives (biomasse foliaire sèche/biomasse totale sèche) qui sont égales à 75 % pour le maïs (Lamothe en 2006) et 83 % pour le tournesol (Auradé en 2007). Aucune mesure n'était disponible pour le soja en début de croissance.

Sur les sites d'étude, la fonction de partition (Pl, éq. V.8) et est présenté dans la figure V.14. Nous observons une bonne adéquation entre les mesures et les simulations.



FIGURE V.13 – Quatre séries temporelles "types" de GAI Formosat-2 (symboles) et les simulations associées (traits pleins) pour les 4 cultures étudiées.

Les simulations des périodes de production foliaire (maïs : 0-400 °C, tournesol : 0-630 °C, soja : 0-70 °C) sont cohérentes avec les mesures. Ceci confirme les valeurs correctes de  $Pl_b$ , qui contrôlent les courbures des fonctions et donc les durées des partitions foliaires. Les meilleures simulations sont constatées pour le soja et le tournesol, même si la dernière mesure à Auradé en 2007 n'atteint pas 0 (la croissance foliaire n'est pas terminée). Les écarts les plus forts sont constatés pour le maïs, où la partition Pl déduit des mesures présente peu de dynamique et oscille autour de 0,4. On constate, toutefois, des décalages temporels entre les mesures de 2006 et de 2008, suggérant un effet variétal. La partition est surestimée dans un premier temps puis sous-estimée ; la période de production foliaire simulé (0-400 °C) est plus courte que celle mesurée. Ces écarts suggèrent que la masse foliaire simulée démarre tardivement mais plus intensivement que les mesures. Néanmoins, le formalisme cette fonction analytique, développée par *Maas* (1993), semble correctement adaptée pour reproduire la partition des feuilles. Le choix des paramètres est correct pour le soja et le tournesol, mais pose problème pour le maïs.



FIGURE V.14 – Comparaison entre les fonctions de partition (Pl, éq. V.8) estimées à partir des mesures *in situ* et simulées par SAFY pour chaque culture. Pl mesurée est issue des mesures réalisées à partir des prélèvements par organe (tige, feuille, organe reproducteur) réalisés sur les parcelles expérimentales de Lamothe en 2006 et 2008 pour le maïs, d'Auradé en 2007 pour le tournesol et sur la parcelle ESU-2 de 2008 pour le soja (voir Chapitre 2). L'axe des abscisses correspond à la somme de températures (SMT) dont l'origine est le jour de levée ( $D_0$ ) simulé par SAFY.

#### V.4.1.4 Paramètres spécifiques aux segments

Les figures V.15a à V.15i présentent les fonctions de répartition des ELUE,  $D_0$ ,  $GAI_{max}$ estimées pour les 3 cultures sur l'ensemble de l'emprise Formosat-2. Sont également représentées les fonctions de répartition des précipitations (figure V.15j-V.15l), du facteur de stress thermique (figure V.15m-V.15o) et du rayonnement photosynthétiquement actif incident absorbé (APAR, figure V.15p-V.15r). La pluviométrie est cumulée sur une période allant de 30 jours avant la levée jusqu'à la sénescence. Le facteur de stress thermique correspond à la moyenne des valeurs de  $F_T$  (éq. V.6) cumulées de la levée au début de la sénescence.



FIGURE V.15 – CDF des 2 paramètres spécifiques aux segments (ELUE et  $D_0$ ) issus de la phase 2 de l'étalonnage pour les 5 années d'études et les 3 cultures. Quatre autres indices sont également représentés. Le maïs ensilage a été fusionné avec le maïs grain. Les nombres de segments utilisés pour les CDF sont donnés dans les figures a, b et c.



FIGURE V.16 – Histogrammes bidimensionnels entre le  $GAI_{max}$  et la ELUE pour les 5 années et les 3 cultures, sous forme de densité de gris.

Les médianes des ELUE ont été moyennées sur les 5 années, par culture. Ces médianes moyennées sont égales à 2,6 g.MJ<sup>-1</sup> pour le maïs, 1,5 g.MJ<sup>-1</sup> pour le tournesol et 1,0 g.MJ<sup>-1</sup> pour le soja. Nous pouvons donc conclure que le modèle SAFY permet de reproduire la différence de capacité photosynthétique existant entre les plantes en C4 telle que le maïs et les plantes en C3 telles que le tournesol et le soja qui ont des ELUE plus faibles.

#### V.4.1.4.1 Analyse des ELUE et $GAI_{max}$

L'analyse de la figure V.16 confirme, pour l'ensemble des cultures, l'existence d'une corrélation positive entre les ELUE et les  $GAI_{max}$  conformément aux hypothèses du modèle. Les coefficients de corrélation (r) calculés entre les ELUE et les  $GAI_{max}$  par culture et par année sont élevés et varient de 0,8 à 0,97.



FIGURE V.17 – Séries temporelles de GAI Formosat-2 (croix) et simulées (ligne) pour les 3 cultures en 2007.

L'analyse des CDF révèle également pour le tournesol, l'existence d'une corrélation positive entre le  $GAI_{max}$  et le cumul de pluviométrie, sauf pour l'année 2007. Globalement, les années sèches 2006 et 2009 correspondent aux valeurs minimales de  $GAI_{max}$  et les années pluvieuses (2008 et 2010) aux valeurs maximales de  $GAI_{max}$ . Cette tendance n'est pas observée pour le maïs et le soja, ce qui est cohérent car ce sont des cultures irriguées.

L'année 2007 semble être une année particulière car les valeurs de  $GAI_{max}$  sont parmi les plus faibles observées, toutes cultures confondues (figure V.15g-V.15i). Cette année là, les conflits de programmation et surtout la couverture nuageuse (pluviométrie élevée tout au long de la saison de croissance, figure V.4) ont entraîné une diminution du nombre d'images disponibles pendant la phase de croissance maximale des cultures comme illustré dans la figure V.17. Il est donc probable qu'en 2007, l'absence d'images entre les JJ 188 et 216 et entre les JJ 223 et JJ 251 n'a pas permis de détecter le pic maximum de croissance pour les différentes cultures. Les  $GAI_{max}$  ont donc été très probablement sous-estimés, entraînant ainsi des valeurs de ELUE faibles comparativement aux autres années pluvieuses (2008 et 2010).

L'année 2008 a également retenu notre attention pour le maïs. En effet les  $GAI_{max}$  du maïs en 2008 sont similaires à ceux des autres années (excepté en 2007 pour les raisons évoquées ci-dessus) alors que les ELUE atteignent les valeurs les plus faibles et ce malgré un stress thermique plus élevé que pour les années 2006, 2009 et 2010. Or, la procédure d'optimisation aurait dû conduire à des ELUE plus fortes en 2008 pour compenser l'effet limitant du stress thermique. La non compensation de la ELUE s'explique par le fait que cette année là, les cumuls d'APAR (figure V.15p-V.15r) dès le démarrage de la croissance ont été plus élevés que celui des autres années.

#### V.4.1.4.2 Analyse des $D_0$

Avant toute analyse des  $D_0$ , il faut au préalable noter que la notion de levée de SAFY est différente de la notion de levée utilisée en agronomie. La période semis-levée "agronomique" (voir section V.2) dure entre 7 et 20 jours alors que la période semis-levée "SAFY" démarre plus tard et est plus longue; elle dure entre 30 et 45 jours. La date de levée ( $D_0$ ) simulée par SAFY est en effet déterminée par les données satellitales qui ne permettent pas de détecter la présence des premiers cotylédons ou coléoptiles, ni même des premières feuilles. On estime que les données satellitales détectent la présence de végétation lorsque le *GAI* est supérieur à 0,5.

Les  $D_0$  sont significativement différentes entre les cultures irriguées d'une part (figure V.15d et V.15f) et le tournesol d'autre part (figure V.15e). Pour le maïs et le soja, les valeurs médianes sont similaires pour les 5 années et situées autour du JJ 164 (12 juin) pour le maïs et 170 (19 juin) pour le soja. Pour ces 2 cultures, les dates des levées observées sur l'ensemble de l'emprise Formosat-2 sont relativement concentrées dans le temps pour toutes les années, excepté en 2010 : 90 % des valeurs de  $D_0$  s'échelonnent sur 1 mois ce qui est cohérent car ces cultures sont irriguées et donc moins soumises aux aléas climatiques que le tournesol. En 2010, les  $D_0$  du maïs s'étalent toutefois sur une plus grande période : un premier pic est observé autour du jour 150 (fin mai) et un deuxième pic si situe autour du JJ 170 (mi juin). Le premier pic correspond à des semis réalisés précocément (fin avril) qui ont bénéficié des pluies du mois de mars et de début avril (*Arvalis*, 2010). La pluviométrie entre le 10 avril et le 20 mai a été quasiment nulle ce qui a freiné la levée. Le deuxième pic de levée est situé juste après les fortes pluies observées du 20 mai à mi-juin (prés de 100 mm).

Pour le tournesol, une première phase de levée intervient avant le jour 150 et une seconde phase après le jour 180. La figure V.18 représente la carte des dates des levées de tournesol en 2007. Les levées tardives sont principalement localisées sur les hautes terrasses (entourées en noir), entre la vallée du Touch et les coteaux de Gascogne. Cette zone est caractérisée par des sols argileux, peu profonds et ayant un fort pouvoir hydromorphe (boulbènes). A l'inverse, les levées précoces sont principalement situées sur les coteaux de Gascogne et du Volvestre et sur la basse plaine de la Garonne (entre la Garonne et la vallée du Touch) sur des sols argileux profonds et drainants (sols limoneux). Ces observations coïncident avec les dates de semis préconisées par le CETIOM (tableau V.2) en 2007. Sur les sols limoneux (tableau V.2), il est préconisé de semer avant mi-avril et sur les boulbènes (figure V.18) entre avril et début mai. En 2007, année où la pluviométrie a été soutenue (45 mm en avril, 177 mm en mai et 70 mm en juin), sur les boulbènes (ellipse dans la figure V.18), les levées ont été plus tardives que celles préconisées par le CETIOM. La présence



FIGURE V.18 – Carte des dates des levées simulées par SAFY  $(D_0)$  du tournesol en 2007. Fond de carte : altitude en dégradé de gris comprise entre 130 m (en noir) et 370 m (en blanc).

d'eau en superficie dans ces parcelles a pu en effet retarder le semis ou même empêcher la germination. Sur cette zone, nous pouvons donc caractériser 2 types de comportements :

- 1. Les parcelles semées début avril, c'est-à-dire suffisamment tôt pour que la germination (et donc la levée) puisse avoir lieu avant les très fortes pluies de mai  $(D_0 < 150)$ .
- 2. Les parcelles semées durant la 2ème quinzaine d'avril, dont les graines n'ont pas pu germer car noyées dans les sols hydromorphes gorgés d'eau à cause de fortes pluies et qui, probablement, ont fait l'objet de nouveaux semis aux alentours des JJ 180 avec des variétés précoces.

Les parcelles (1) apparaissent en bleu sur la carte de la figure V.18 et les parcelles (2) apparaissent en orange et rouge  $(D_0 > 180)$ ; elles correspondent à plus de 85 % des parcelles des hautes terrasses.
TABLE	V.2 -	- 1 lec	omsau	lons	ues	uates	ue	semis	uu	tournesor	par	Ie	OFIOM	en	maute
Garonn	e [d'a	près,	www.c	etio	m.fr	/index	c.pł	np?id=	=77	54].					

TADLE V 9

Prégonisations des dates de somis du tournessel par le CETIOM en Haute

	20-31 mars	1-15 avril	16-30 avril	1-15 mai	Fin mai
Limons	+++	+++	++	+	-
Boulbènes	-	+++	+++	++	+



FIGURE V.19 – CDF de la biomasse maximale simulée  $(DAM_{max})$  pour les 5 années d'études et les 3 cultures. Les nombres de segments utilisés pour les CDF sont donnés dans les figures V.15 a, b et c.

#### V.4.1.4.3 Simulations de la biomasse maximale $(DAM_{max})$

Les distributions de la biomasse sèche aérienne maximale  $(DAM_{max})$  ont été estimées sur l'ensemble des segments de l'emprise Formosat-2 et sont également représentées dans la figure V.19. Pour le tournesol, les valeurs les plus élevées de  $DAM_{max}$  ont été atteintes au cours des années les plus humides (2008 et 2010, figure V.15h). Seule l'année 2007 présente une  $DAM_{max}$  plus faible due à une sous-estimation du  $GAI_{max}$  comme nous l'avons signalé dans la section V.4.1.4. Pour le maïs et le soja, l'année 2007 est la moins productive. A l'inverse, les plus fortes valeurs de  $DAM_{max}$  sont atteintes au cours des années plus chaudes (figure V.15i) : 2006, 2009 et 2010.

#### V.4.1.4.4 Relation entre biomasse maximale et le jour de levée

Le jour de levée impacte également la biomasse simulée. La figure V.20 représente les histogrammes bidimensionnels de la biomasse maximale en fonction du jour de levée  $(D_0)$ . Pour les 3 cultures et les 5 années, les corrélations sont négatives, traduisant une baisse de la biomasse pour les levées tardives. Les plus fortes corrélations sont constatées pour





FIGURE V.20 – Histogrammes bidimensionnels entre les levées $(D_0)$  et les biomasses maximales  $(DAM_{max})$  simulées par SAFY pour les 5 années et les 3 cultures, sous forme de densité de gris.

le maïs, mise à part en 2006 où les levées sont fortement concentrées autour du JJ 170. Cette analyse souligne la relation existant entre l'accumulation de biomasse et la durée du cycle et donc la date de levée. En effet, plus les températures sont élevées, moins la durée du cycle sera longue. Ainsi, pour les cultures d'été, les levées tardives sont associées à des températures plus élevées et donc à des cycles plus courts; la plante dispose alors de moins de temps pour accumuler de la biomasse ce qui se traduit par des biomasses totales en fin de saison plus faibles.



FIGURE V.21 – CDF des résidus (RMSE) d'étalonnage (phase 2) pour les 5 années d'étude et les 3 cultures. Quatre RMSE sont présentées pour trois périodes : période de végétation (RMSE<sub>vgt</sub>), période de croissance (RMSE<sub>c</sub>) et période de sénescence (RMSE<sub>s</sub>). Les nombres de segments utilisés pour les CDF sont donnés dans les figures V.15 a, b et c.

#### V.4.1.5 Analyse des résidus de l'étalonnage

La figure V.21 représente les valeurs de RMSE calculées après la phase 2 de l'étalonnage entre les mesures de GAI (issues de Formosat-2) et les simulations de GAI, en considérant :

- soit la période du cycle de culture, période utilisée pour l'étalonnage (RMSE<sub>vgt</sub>, figure V.21 a-c), correspondant aux ronds dans l'exemple de la figure V.7;
- soit la période de croissance (RMSE<sub>c</sub>, figure V.21 d-f), correspondant aux ronds jusqu'au jour 180 dans l'exemple de la figure V.7;
- soit la période de sénescence (RMSE<sub>s</sub>, figure V.21 a-c), correspondant aux ronds à



FIGURE V.22 – Exemple de calibration et de résidus (RMSE) d'étalonnage sur une série temporelle de tournesol en 2006. Les étalonnages en phase 1 et 2 sont présentés.

partir du jour 245 dans l'exemple de la figure V.7.

Plus de 90 % des segments de maïs et de tournesol ont une  $\text{RMSE}_{\text{vgt}}$  inférieure à 0,4 ; 90 % des segments de soja ont une  $RMSE_{vgt}$  inférieure à 0,6. En effet, les valeurs de  $GAI_{max}$  du soja sont les plus élevées ce qui induit des valeurs de RMSE également plus élevées. Les plus faibles valeurs de RMSE ne sont pas toujours obtenues, comme on pourrait s'y attendre, en 2006 qui est l'année ayant servi à l'étalonnage des 4 paramètres spécifiques aux cultures  $(Pl_a, Pl_b, Stt et Rs)$ . Pour le tournesol par exemple les plus fortes valeurs de RMSE sont observées en 2006. Le fait que l'année 2006 comporte un nombre élevé d'images Formosat-2 peut contribuer à augmenter les RMSE. En effet, les séries temporelles contiennent entre 14 et 24 mesures en 2006 contre moins de 12 les autres années. D'autre part, l'année 2006 est l'année la plus sèche (notamment au printemps) des 5 années ce qui a pu inciter les agriculteurs à avoir recours à des variétés différentes qui, comme, nous le verrons par la suite ont des comportements très différents durant la sénescence et avec pour conséquence d'introduire de fortes variabilités au niveau des séries temporelles de GAI extraites de Formosat-2. Or, comme durant la phase 2 de l'étalonnage, les 4 paramètres spécifiques aux cultures ont été préalablement fixés en utilisant les médianes issues de la phase 1 de l'étalonnage, il est difficile de reproduire les fortes différences qui existent entres les segments et qui se traduisent, en 2006 plus que les autres années, par des cycles très variés.

Un exemple de simulation résultant sur une  $\text{RMSE}_{\text{vgt}}$  de 0,51 et une  $\text{RMSE}_{\text{s}}$  de 0,57 est présenté dans la figure V.22 (ligne noire). La simulation concorde avec les observations pendant la phase de croissance ( $\text{RMSE}_{c} = 0,27$ ) et jusqu'à la moitié de la sénescence. La simulation issue de la phase 1 de l'étalonnage est présentée en bleu. Les écarts sont très faibles en période de croissance ( $\text{RMSE}_{c} = 0,14$ ) alors que la période de sénescence est mal reproduite. En observant les GAI observés de la figure V.22, la sénescence est jusqu'au JJ 252 rapide, puis le GAI stagne voire augmente de 0,67 à 0,85 (JJ 288). On peut supposer un effet variétal qui induirait un maintien de la plante encore verte en fin du cycle. Une autre hypothèse concerne la présence d'adventices qui contribueraient à augmenter le GAI à partir du JJ 252. La météorologie de 2006, particulièrement propice aux adventices tardifs, renforce cette hypothèse : après un été très sec, la pluviométrie entre le 20 août (JJ 232) et le 10 octobre (JJ 283), a atteint 200 mm (soit 40 % supérieure à la normale).

## V.4.2 Evaluation des simulation de GAI et de DAM du modèle à l'échelle locale

#### V.4.2.1 Comparaison avec les mesures in situ

Les DAM simulées par SAFY ont été comparées aux biomasses aériennes sèches totales (DAM) mesurées sur nos parcelles d'étude. Les dynamiques de GAI simulés par SAFY pour ces parcelles ont également été comparés aux séries temporelles de GAI issues de Formosat-2 et ayant servies à l'étalonnage. Pour pouvoir réaliser cette comparaison, le modèle a été appliqué (phase 2 de l'étalonnage) sur les entités spatiales à partir desquelles ont été faites les mesures : les transects ou les ESUs (fenêtre  $3 \times 3$  pixels). Les résultats de ces comparaisons sont regroupés dans les figures V.23 (2006, 2007 et 2008), V.24 (2009) et V.25 (2010) et V.27.

Les figures V.23 à V.25 présentent les dynamiques de GAI Formosat-2 et celles simulées par SAFY ainsi que les dynamiques de DAM in situ et simulées par SAFY, pour les 5 années d'étude de 2006 à 2010. En 2009, nous rappelons qu'il n'y a pas eu de suivi temporel de DAM: pour chaque parcelle seules les mesures de DAM au maximum de GAI ont été collectées. L'analyse des simulations des profils de *GAI* montre que globalement le modèle SAFY est capable de reproduire la variabilité des dynamiques temporelles observées pour les différentes cultures. Toutefois, on distingue des différences de comportement du modèle en fonction des phases du cycle de développement de la plante : croissance, plateau (stabilité) et sénescence.

- La croissance foliaire

La dynamique de croissance foliaire semble globalement correctement reproduite. Toutefois la croissance du GAI simulé démarre systématiquement plus tard que celle du GAIobservé. La pente du GAI simulé (i.e.,  $\Delta_{GAI}^+$ ) est en effet plus prononcée que celle des observations. Il y a une compensation entre la durée de croissance foliaire et le taux de croissance foliaire. Cette conclusion rejoint l'analyse de la figure V.14a où des différences entre simulation et mesures ont été constatées sur la partition foliaire du maïs.

La dynamique de croissance foliaire semble globalement correctement reproduite. Pour les cas 5 et 6 de 2008 (tournesol, figure V.23), aucune image Formosat-2 n'a été acquise pendant la phase de croissance. La date de levée et la dynamique de croissance ont donc été estimées en calant les simulations SAFY sur les observations de fin de cycle. Cette adaptabilité du modèle est rendue possible grâce au fait que les paramètres phénologiques  $(Pl_a, Pl_b, Stt et Rs)$  ont été préalablement fixés lors de la phase d'étalonnage de 2006.

- Le plateau

Le modèle simule un pic de croissance pour les cycles du tournesol mais pas pour le maïs et le soja contrairement à ce qui est observé sur les profils de *GAI* Formosat-2. La simulation d'un plateau s'explique par le fait que les valeurs élevées de Stt du maïs et du soja issues de la phase 1 de l'étalonnage (2006) sont en réalité surestimées pour les cultures des autres années. L'année 2006 est en effet particulière au niveau météorologique : le printemps et le début d'été ont été très secs, et les températures cumulées ont été les plus fortes des 5 années (figure V.4). Ce problème soulève la question de la pertinence du choix de l'année 2006 pour l'étalonnage.

– La sénescence

La différence entre la sénescence du maïs grain et celle du maïs ensilage est correctement reproduite par le modèle, tout comme pour la sénescence du soja. Par contre, les plus grandes différences sont observées pour le tournesol. On observe en effet 2 types de comportement ainsi répartis : les parcelles 2-2007, 5-2008, 4-2010 et 5-2010 d'un côté et les parcelles 6-2008, 6-2009 et 7-2009 de l'autre. Les premières ont des valeurs de  $GAI_{max}$ élevées, systématiquement supérieures à 2, et une sénescence rapide alors que les autres parcelles ont des valeurs de  $GAI_{max}$  faibles, systématiquement inférieures à 2 et une sénes-



FIGURE V.23 – GAI et DAM simulés (lignes) et mesurés (disques) sur les parcelles d'expérimentation pour la période 2006-2008. M : maïs, ME : maïs ensilage, T : tournesol et S : soja. Les barres d'erreur en gris correspondent aux écarts-types calculés à partir des pixels (GAI) et des mesures (DAM) réalisées sur des transects (cas n° 1, 2 et 4) et des ESUs (cas n° 3, 5 et 6). Les lettres A, B, C et D, mentionnées pour le cas n° 5 et 6, font référence aux photographies hémisphériques de la figure V.26.



FIGURE V.24 – GAI et DAM simulés (lignes) et mesurés (disques) sur les ESUs en 2009. Voir la légende de la figure V.23 pour plus de détails.



FIGURE V.25 – GAI et DAM simulés (lignes) et mesurés (disques) sur les ESUs en 2010. Voir la légende de la figure V.23 pour plus de détails.



FIGURE V.26 – Photographies hémisphériques prises en 2008 entre le 17 Juillet (A) et le 25 août (D) sur les ESUs correspondant aux cas n° 5 et 6 de la figure V.23.

cence lente. Ces différences de comportement pourraient s'expliquer par des différences variétales et/ou des différences de conditions pédoclimatiques qui expliqueraient les différences de comportement notées lors de la sénescence. Or les paramètres du modèle caractérisant la phénologie, en particulier Stt et Rs, ont été étalonnés indépendamment de la variété, ce qui explique la difficulté du modèle à reproduire ces différences de comportement notamment au moment de la sénescence.

Une autre différence, entre simulations et observations, est expliquée par la floraison. Pour le cas n° 6 en 2008 (figure V.23), la baisse soudaine du GAI n'a pas été simulée par le modèle SAFY. Les photographies hémisphériques (figure V.26) prises en 2008 entre le 17 juillet et le 25 août (A-D dans la figure V.23) ont révélé que la diminution du GAIobservée par télédétection coïncidait avec la floraison. En effet, cette dernière induit une augmentation de la réflectance dans le visible (donc moindre absorption du couvert) ce qui se traduit par une diminution du GAI estimé par la méthode IMTR (chapitre 4). Les images Formosat-2 du cas n° 5 ont été acquises au-dessus d'une parcelle ayant des fleurs beaucoup moins visibles, orientées vers le sol (figure V.26). La présence de fleurs va donc influencer le profil de GAI estimé par télédétection. Une procédure de filtrage pourrait être envisagée pour diminuer cet effet de la floraison qui peut expliquer, là encore, les fortes dispersions observées sur les profils du tournesol.



FIGURE V.27 – Comparaison entre la DAM mesurée et simulée sur l'ensemble des parcelles d'expérimentation pour la période 2006-2010.

TABLE V.3 – Statistiques calculées à partir de la comparaison des simulations et des mesures in situ de DAM.

	Ν	RMSE (kg.m <sup>-2</sup> )	RRMSE (%)	biais (kg.m <sup>-2</sup> )	$r^2$
Maïs grain	18	0,26	22	-0,03	$0,\!91$
Maïs ensilage	16	$0,\!12$	17	-0,02	0,96
Tournesol	30	0,20	49	$0,\!11$	0,79
Soja	18	0,08	19	-0,03	0,96
4 Cultures	82	0,18	29	0,02	$0,\!91$

La figureV.27 présente les relations entre les DAM simulées par SAFY et mesurées in situ toutes parcelles et années confondues. Les performances associées (tableau V.3) montrent que les valeurs de DAM simulées sont globalement satisfaisantes avec une corrélation de 0,91, sans biais (0,02 kg.m<sup>-2</sup>) et une erreur (RMSE) de 0,18 kg.m<sup>-2</sup>, soit une erreur relative moyenne (RRMSE) de 29 %. Les meilleures performances sont obtenues pour le soja (RMSE = 0,08 kg.m<sup>-2</sup>, RRMSE = 19 %). Les plus fortes erreurs sont observées pour le tournesol (RMSE = 0,20 kg.m<sup>-2</sup> RRMSE 49 %). Le biais est important (0,11 kg.m<sup>-2</sup>) à cause notamment de la surestimation des valeurs de DAM simulées en fin de cycle qui s'observe principalement sur les parcelles à fort GAI et sénescence rapide (cas n° 4-2010, 5-2010 de la figure V.25).

Les DAM du maïs sont globalement bien estimées avec des r<sup>2</sup> de 0,91 pour le mais grain et de 0,96 pour le mais ensilage. Cependant, il existe une sous-estimation pour les plus fortes valeurs (points entourés sur le graphique) du maïs grain. Ces 2 points correspondent aux 2 dernières mesures de biomasse réalisées sur la parcelle 3-2008 (figure V.23). Cette sous-estimation n'a pas pu être vérifiée sur les autres parcelles de maïs grain car la biomasse en fin de croissance n'a pas été mesurée. Quant à la surestimation observée pour la parcelle 3-2010, elle n'est qu'apparente car consécutive au décalage temporel simulé par le modèle dû au manque de données pendant la période de croissance. Pour cette parcelle, la biomasse totale maximale n'a pas été mesurée.

Une explication probable de cette sous-estimation du modèle semble être la sousestimation de la LUE (ELUE  $\times F_T$ ) en fin de cycle. Sur la Figure V.28 sont tracées, pour la parcelle 3-2008 (figure V.23), la LUE<sub>SAFY</sub> simulée par SAFY ( $ELUE \times F_T$ ) et la  $LUE_{obs}$  calculée à partir des mesures de biomasse et de l'APAR ( $FAPAR \times \varepsilon \times Rg$ ) simulé par SAFY. On constate que la LUE<sub>obs</sub> augmente en fin de cycle alors que la LUE<sub>SAFY</sub> diminue. Cette diminution est provoquée par la fonction  $F_T$  (figure V.15m) qui provoque un stress thermique non observé sur les mesures et qui a pour conséquence un ralentissement de la production de biomasse. Les paramètres alloués à la fonction  $F_T$  du maïs  $(T_{min} = 8 \degree C, T_{opt} = 30 \degree C \text{ et } T_{max} = 45 \degree C)$  semblent conduire à un stress trop élevé. Pour évaluer cet impact, nous avons utilisé les valeurs de  $T_{min}$ ,  $T_{opt}$  et  $T_{max}$  proposées dans STICS ( $T_{min} = 8 \degree C$ ,  $T_{opt} = 24 \degree C$  et  $T_{max} = 40 \degree C$ ) : ces nouvelles valeurs n'apportent pas de véritables améliorations (figure V.28). Seule une suppression de la fonction  $F_T$  (en mauve), améliore sensiblement la simulation de la LUE et de la biomasse. Une autre hypothèse explicative serait la non simulation dans le modèle du processus de remobilisation du carbone des racines vers les parties aériennes. En effet, ce processus, indépendant de celui de la photosynthèse, pourrait contribuer à l'augmentation de la biomasse aérienne. Ta and Weiland (1992) ont montré que la remobilisation de l'azote des racines vers les épis de maïs était de l'ordre de 10 %. Ce processus peut expliquer une partie seulement des différences observées entre les DAM SAFY et les DAM mesurée. Enfin, l'augmentation de la ELUE en fin de cycle, combinée à une absence de stress thermique, contribuerait également à améliorer les estimations biomasse.

Contrairement au maïs, les biomasses du tournesol en fin de cycle (cas n° 4-2008 de la figure V.23, cas n° 4-2010 et 5-2010 de la figure V.25) sont surestimées. Les récents



FIGURE V.28 – Analyse du cas n° 3 (maïs grain, 2008) de la figure V.23. a) GAI et DAM mesurés et simulés (3 configuration de  $T_T$ ); b) dynamique de la LUE<sub>obs</sub> (observée) et de la LUE<sub>SAFY</sub> (simulée, 3 configuration de  $T_T$ ). La LUE<sub>obs</sub> a été calculée à partir des mesures de biomasse, du APAR simulé.

travaux de *Lecoeur et al.* (2011), réalisés avec des variétés de tournesol similaires, ont montré que la LUE diminue dès la floraison, probablement à cause d'une baisse de l'activité photosynthétique et de la production de lipides dans les capitules. Ce processus induit donc une diminution de  $\Delta_{DAM}$  en fin de cycle. De plus, la légère diminution de la biomasse mesurée au cours de la sénescence est due à des erreurs de mesures (perte des feuilles les plus sèches au moment de la récolte).

Certaines séries temporelles de DAM présentent un décalage temporel entre les mesures et les simulations. L'exemple le plus significatif est la parcelle 3-2010 de la figure V.25 où le décalage est dû à la surestimation de la durée du plateau (et donc à une valeur trop élevée de Stt) et au manque d'observations de GAI pendant toute la phase de croissance.

Il existe pour les parcelles de maïs de 2010 (figure V.25) un décalage temporel entre les mesures et les simulations. Ce décalage est dû à la surestimation de la durée du plateau induite par une valeur trop élevée de Stt et au manque d'observations de GAI pendant toute la phase de croissance. La diminution de la Stt aurait entrainer une augmentation

de  $D_0$ ; la présence d'observations de GAI pendant la phase de croissance (que l'on peut estimer être décalée de 10 jours par rapport à la simulation et au regard des mesures *in situ* de DAM) aurait entrainer la diminution de la ELUE et donc de l'amplitude du cycle. Or, l'amplitude est certainement correcte, compte tenu des valeurs maximales de GAIFormosat-2. Une fois de plus, cet exemple illustre la variabilité de Stt.

Les erreurs sur l'estimation de la biomasse sont comparables à celles trouvées dans la littérature et qui sont le plus souvent issues de modèles plus complexes étalonnés avec de nombreuses mesures *in situ*. C'est le cas par exemple de *Xevi et al.* (1996) qui ont trouvé une gamme d'erreur de 14 % et 32 % pour le maïs en utilisant respectivement les modèles SWATRER-SUCROS et CERES. De même toujours pour le maïs, *Brisson et al.* (2002) et *Cabelguenne et al.* (1999) ont trouvé des erreurs de 16 % et 27 % se référant, respectivement, aux modèles STICS et EPICphase. Des précisions de 14 % et 26 % ont été relevées pour le tournesol, en utilisant respectivement, les modèles EPICphase (*Cabelguenne et al.*, 1999) et EPIC. Le modèle EPICphase (*Cabelguenne et al.*, 1999) a également conclut sur une surestimation de 25 % de la biomasse totale pour le soja soit une erreur relative de l'ordre de 41 %. L'étalonnage du modèle STICS appliqué au soja, *Jego et al.* (2010) ont aboutit, pour leur part, à une erreur relative comprise entre 22 % et 27 %.

#### V.4.2.2 Comparaison avec les données de rendement

Le modèle SAFY a également été appliqué sur les parcelles pour lesquelles les agriculteurs nous ont fourni les rendements. Les simulations ont été réalisées à l'échelle de la parcelle, à partir des *GAI* Formosat moyennés sur la parcelle. La figure V.29 présente la relation entre les valeurs maximales de biomasse simulées et les rendements.

Les coefficients de corrélation (r) calculés pour les cultures de maïs grain, tournesol et soja sont positifs et supérieurs à 0,7. Le modèle est ainsi capable de reproduire globalement la variabilité des rendements en grain déclarés même si les corrélations restent faibles. Concernant le maïs ensilage, aucune corrélation n'a été trouvée (r = -0,05). La fiabilité des données de rendement en biomasse aérienne du maïs ensilage semble être la limite principale. En effet, cette donnée est issue du produit entre le volume de l'ensilage, sa densité et son taux de matière sèche. Or peu de mesures, sinon aucune, ne sont réalisées car l'ensilage n'est pas commercialisé mais directement utilisé par l'exploitant. Le rendement est estimé donc par l'exploitant et peut faire l'objet d'incertitudes importantes.

Un indice de récolte (IR) moyen, correspondant au rapport entre le rendement en grain déclaré et la biomasse aérienne sèche simulée en fin de cycle cultural, a été calculé par



FIGURE V.29 – Relation entre les biomasses maximales simulées  $(DAM_{max})$  et les rendements (Rdt) fournis par les agriculteurs. Les droites en couleur représentent les régressions y=ax; la pente correspond à l'indice de récolte. Les lignes en pointillées représentent les régressions y=ax+b.

culture. Cet indice est égal à 0,61 pour le maïs grain, 0,31 pour le tournesol et 0,46 pour le soja. L'IR calculé pour le maïs est proche de celui estimé à partir de mesures *in situ* réalisées sur nos parcelles d'étude (*Béziat et al.*, 2009) ou des valeurs issues de travaux de modélisation : *Cabelguenne et al.* (1999) et *Bradford et al.* (2005) ont retenu un IR de 0,5. En raison de la surestimation de la biomasse par le modèle, l'IR du tournesol est plus faible que celui issu de mesures in- situ qui varient entre 0,35 (*Casadebaig*, 2008) et 0,45 (*Bradford et al.*, 2005). L'IR du soja (0,46) est cohérent avec les valeurs trouvées dans la littérature où l'intervalle de variation apparait assez large : *Board and Maricherla* (2008) ont mesuré des IR compris entre 0,41 et 0,64 et *Bradford et al.* (2005) ont conclu sur un IR de 0,42.

#### V.4.2.3 Comparaison des dates de levée et des dates de semis

Sur ces mêmes parcelles ont été comparées les dates de semis déclarées par les agriculteurs et les dates de levée simulées par SAFY (figure V.30). La corrélation calculée



FIGURE V.30 – Relation entre les dates de semis fournies par les agriculteurs et les simulations de jour de levée SAFY ( $D_0$ ). Les lignes pointillées en couleur représentent les régressions y=ax+b pour les 3 cultures.

pour le tournesol est positive mais faible (0,63), notamment à cause de la variabilité des pratiques culturales (i.e., le semis est ainsi étalé sur 52 jours, contre 42 et 31 pour le maïs et le soja). La période, qui sépare la levée du semis, dépend en effet de nombreux facteurs culturaux, édaphiques et climatiques (température, humidité du sol, profondeur de semis, d'après *Brisson and Levrault*, 2010) qui varient dans l'espace et dans le temps et qui ne sont pas pris explicitement en compte dans le modèle. Pour le maïs et le soja, les corrélations quoique meilleures restent faibles ( $\mathbf{r} = 0,69$  et  $\mathbf{r} = 0,65$ ). Ces cultures sont, d'une part, irriguées et donc moins sensibles aux variabilités climatiques et édaphiques. D'autre part, les droites de régression indiquent que plus le semis est tardif, plus la période séparant le semis de la levée est courte. En effet, cette durée est considérée comme inversement proportionnelle aux cumuls de températures (*Brisson and Levrault*, 2010). Ceci signifie dans le cas des cultures d'été que plus le semis est tardif, plus les températures entre la germination et la levée sont élevées, donc plus la durée entre semis et levée sera réduite.

	1	Maïs	To	ırnesol	Soja		
	Agreste	Simulation	Agreste	Simulation	Agreste	Simulation	
2006	10,4	10,9	$^{2,1}$	$^{2,0}$	$^{2,8}$	$^{3,2}$	
2007	10,1	$^{8,9}$	$^{2,3}$	$^{2,3}$	$^{2,6}$	$^{2,0}$	
2008	10,5	8,8	$^{2,6}$	$2,\!8$	$^{3,0}$	$^{3,1}$	
2009	9,7	10,8	2,1	2,3	3,0	3,6	
2010	10,3	10,0	$^{2,4}$	$2,\!6$	2,9	3,7	

TABLE V.4 – Comparaison entre les rendements (en t.ha<sup>-1</sup>) en grain obtenus à partir d'Agreste (www.agreste.agriculture.gouv.fr) pour le département français de Haute-Garonne et ceux simulés par SAFY sur la zone d'étude.

#### V.4.3 Comparaison des rendements simulés aux données Agreste

L'évaluation sur de grandes surfaces des biomasses simulées par le modèle SAFY n'est pas envisageable compte tenu des difficultés à réaliser ce type de mesure. Les seules données de validation exploitables sur de grandes surfaces sont les rendements. Nous avons donc estimé des rendements à partir des valeurs de  $DAM_{max}$  simulés par SAFY et des indices de récolte que nous avons estimés à partir des mesures *in situ* (0,61 pour le maïs, 0,31 pour le tournesol et 0,46 pour le soja, section V.4.2.2).

Les variations interannuelles des rendements du tournesol estimés via SAFY ont été comparées aux statistiques Agreste (section II.6.2, page 38) qui fournissent les rendements annuels par culture à l'échelle du département. Les variations inter-annuelles des rendements SAFY et Agreste sont fortement corrélées (r = 0.92, *p-value*<0.03, tableau V.4). Dans les deux cas (SAFY et Agreste), les plus faibles rendements sont observés en 2006 (année la plus sèche), et les plus forts en 2008 (année la plus humide).

Les rendements de maïs simulés par SAFY sont semblables aux statistiques Agreste en 2006 et 2010. Par contre, les plus faibles rendements sont simulés en 2007 (8,9 t.ha<sup>-1</sup>) et 2008 (8,8 t.ha<sup>-1</sup>), qui correspondent aux années de forts rendements selon les statistiques Agreste (10,1 et 10,5 t.ha<sup>-1</sup>). A l'inverse, de forts rendements (10,8 t.ha<sup>-1</sup>) sont simulés en 2009, qui est une année à faible rendements selon les statistiques Agreste (9,7 t.ha<sup>-1</sup>). En 2008, nous avons montré à travers l'exemple de l'ESU 3-2008 (figure V.28) que la biomasse semble être sous-estimée en fin de cycle. En 2007, les problèmes résident dans le manque des données Formosat-2 qui ne permettent pas de capturer le maximum de *GAI*. Ceci conduit à sous-estimer le  $GAI_{max}$  la ELUE, la  $DAM_{max}$  et donc le rendement. En 2009, la surestimation pourrait être expliquée par une trop forte valeur de Stt.

Concernant le soja, même si la corrélation est élevée (0,83, p-value<0,1, tableau V.4) et les moyennes analogues, les écarts inter-annuels des simulations (écart-type = 0,69 t.ha<sup>-1</sup>) sont plus forts que ceux d'Agreste (écart-type = 0,17 t.ha<sup>-1</sup>). Les années 2007 et 2010 divergent plus que les autres. En 2007, les problèmes liés au manque de données satellitales en été, ont pu faire chuter le niveau de production. Nous avons également observé en 2007 et 2010, des problèmes de classification (52 segments de soja en 2010 contre 404 en 2006), encore inexpliqués à ce jour mais qui ont pu rendre certaines simulations peu fiables.

#### V.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode d'estimation de la biomasse spatialisée des cultures d'été basée sur l'utilisation de données à haute résolution spatiale et temporelle. Ces données ont servi à étalonner les paramètres ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs,  $D_0$  et ELUE) du modèle SAFY.

L'analyse des valeurs de ELUE a montré que le modèle SAFY était capable de reproduire la différence entre les rendements photosynthétiques du maïs (plante en C4), du tournesol et du soja (plantes en C3).

Les biomasses estimées par le modèle ont été comparées aux mesures réalisées sur nos parcelles d'étude. La précision globale des simulations est de 0,22 kg.m<sup>-2</sup>; l'erreur relative est égale à 29 %. Ces niveaux d'erreur sont comparables à ceux des travaux recensés dans la littérature qui utilisent des modèles plus complexes étalonnés avec un grand nombre de mesures *in situ*. L'erreur relative calculée pour le tournesol (51 %) est toutefois très élevée. Les estimations de biomasse du tournesol pourrait être améliorées en réalisant un étalonnage du modèle par variété et non pas par culture. Une autre amélioration possible consisterait à optimiser la délimitation du cycle cultural (voir section V.3.4.3.1) afin d'éliminer les variabilités induites par les repousses post-culturales.

Le modèle a pu être évalué sur de plus grandes surfaces à partir de rendements estimés avec les  $DAM_{max}$  simulées par SAFY et d'indices de récolte. Ces rendements ont été comparés à ceux fournis par les statistiques Agreste pour l'ensemble du département de la Haute-Garonne. Le modèle SAFY reproduit correctement les variations interannuelles des rendements du tournesol (r = 0,92) et du soja (r = 0,83). En revanche, le modèle sous-estime les rendements du maïs en 2007, 2008 et surestime les rendements en 2009. La sous-estimation de 2007 est expliquée par une sous-estimation du  $GAI_{max}$  à cause d'une absence de données satellitales au moment où ces fortes valeurs sont atteintes (entre début juillet et début aout). La surestimation de 2009 pourrait être expliquée par une surestimation du paramètre Stt. L'analyse des séries temporelles de GAI, nous ont permis d'identifier certaines limites du modèle. Dans SAFY, la variabilité de la LUE (ELUE  $\times F_T$ ) du modèle dépend explicitement des variations de température, la ELUE saisonnière étant constante par zone homogène. Les mesures révèlent que contrairement aux simulations, la LUE du maïs augmente en fin de cycle malgré une diminution de la température ce qui tendrait à démontrer que la ELUE augmente en fin de croissance. D'autre part, *Lecoeur et al.* (2011) ont montré que la LUE du tournesol diminuait pendant la phase de maturité entrainant un ralentissement de la biomasse produite contrairement également à nos simulations. Une amélioration du modèle pourrait également consister à introduire une ELUE variable en fonction des phases de développement de la culture.

Une autre perspective d'amélioration consisterait à mieux utiliser les mesures *in situ* pour étalonner le modèle. nous avons montré que la partition au feuille (éq. V.8) simulée du maïs ne coïncidait avec les mesures *in situ*. Ce constat a été confirmé par le fait que le modèle peine à reproduire les GAI Formosat-2 du début de la croissance foliaire. L'utilisation de mesures *in situ*, pour contraindre le modèle, pourrait permettre de mieux simuler cette phase de croissance.

### Chapitre VI

# Modélisation du bilan hydrique des cultures

#### Sommaire

VI.1 Modé	lisation du bilan hydrique des cultures : état de l'art 122
VI.1.1	Définition et équation du bilan hydrique
VI.1.2	La réserve utile
VI.1.3	L'évapotranspiration
VI.2 Descr	iption modèle
VI.2.1	Méthode FAO-56
VI.2.2 ]	Le modèle SAFYE
VI.3 Méthe	odologie
VI.3.1	Etalonnage du modèle
VI.3.2	Validation à l'échelle locale 140
VI.3.3	Validation à l'échelle régionale
VI.4 Résul	tat de l'étalonnage du modèle
VI.4.1	Estimations des $\theta_{pf}$ et $\theta_{cc}$ en fonction des teneurs en argile $\dots$ 141
VI.4.2 ]	Paramètres liés à la végétation
VI.4.3	Paramètres liés à l'évapotranspiration
VI.4.4 ]	Irrigation automatique
VI.5 Valida	ation du modèle $\ldots \ldots 156$
VI.5.1	Validation à l'échelle locale 156
VI.5.2	Comparaison des volumes d'eau consommés sur les parcelles agri-
(	culteur
VI.5.3 (	Comparaison des volumes d'eau simulés aux données AEAG 167
VI.6 Concl	usion et perspectives

Ce chapitre est consacré à l'estimation du bilan hydrique avec le modèle SAFYE (Simple algorithm for yield and evapotranspiration estimate). Après avoir introduit les principales notions du bilan hydrique, nous présenterons, dans la deuxième partie, le modèle SAFYE issu du couplage du modèle SAFY et d'une méthode d'estimation de l'évapotranspiration. Dans la troisième et la quatrième partie, nous aborderons la calibration et la validation du modèle sur la base de mesures *in situ*. La cinquième partie sera consacrée à la spatialisation du modèle et à la comparaison des résultats avec des données régionales.

### VI.1 Modélisation du bilan hydrique des cultures : état de l'art

#### VI.1.1 Définition et équation du bilan hydrique

Le calcul du bilan hydrique (éq. VI.1) consiste à décrire l'évolution du stock d'eau (S) disponible dans le sol, c'est-à-dire sa quantité et sa répartition dans les différents horizons de sol. Les composantes de l'équation du bilan hydrique sont représentées dans la figure VI.1. Pour les cultures, le stock (S) est contenu dans l'horizon racinaire du sol, les apports en eau sont réalisés sous forme de précipitations (P) ou d'irrigations (I), et les pertes sont dues au drainage profond (D) et aux processus d'évapotranspiration ( $ET_R$ ). L'évapotranspiration correspond à la quantité d'eau totale transférée du sol vers l'atmosphère par évaporation du sol, évaporation de l'eau libre (non représentée sur la figure VI.1) et par transpiration des plantes. Le terme de ruissellement de surface (R) peut être entrant (apport d'eau) ou sortant (perte d'eau); il peut également intégrer un drainage latéral de sub-surface (non représentée sur la figure VI.1).

$$\Delta S = P + I - (ETR + R + D) \tag{VI.1}$$

#### VI.1.2 La réserve utile

La réserve utile correspond à la capacité maximale de stockage dans le sol de l'eau accessible par la plante. Elle est fonction de la profondeur de sol occupée par le système racinaire et des propriétés hydriques du sol. Ces dernières peuvent être caractérisées par deux points d'humidité remarquables : (i) la capacité au champ, correspondant à la quantité d'eau retenue par un sol qui, après avoir été détrempé, est drainé naturellement pendant quelques jours; (ii) le point de flétrissement, correspondant à la quantité d'eau



FIGURE VI.1 – Bilan hydrique d'une culture.

minimale en deçà de laquelle les racines ne peuvent plus extraire l'eau du sol. L'eau utile (*Duchaufour*, 1997) est définie par la différence entre la capacité au champ et le point de flétrissement. Ces quantités sont essentiellement fonction de la texture du sol et peuvent être estimées à partir des pourcentages de sable, limon et argile et de fonctions de pédotransfert (*Saxton et al.*, 1986).

#### VI.1.3 L'évapotranspiration

L'évapotranspiration  $(ET_R)$  est la composante majeure du bilan hydrique, et plus largement du cycle de l'eau continentale. Les méthodes d'estimation de l'évapotranspiration font l'objet de nombreuses études.

Les approches expérimentales permettent d'estimer l' $ET_R$  à partir de mesures *in situ* : méthode du bilan hydrique (*Damagnez*, 1968; *Katerji and Hallaire*, 1984), méthode lysimètrique (*Ducrocq*, 1987; *Marek et al.*, 1988) et méthodes microclimatiques fondées sur les échanges turbulents dans la couche limite de surface au-dessus du couvert végétal (méthode des fluctuations turbulentes telles que *Eddy covariance*, méthodes des gradient, rapport de Bowen,  $\ldots$ ).

Les approches de modélisation décrivent les échanges d'eau et d'énergie dans le continuum sol-plante-atmosphère (*Braud et al.*, 1995; *Sinclair and Seligman*, 1996; *Olioso et al.*, 1999; *Boulet et al.*, 2000) : ces modèles sont classés selon leur niveau de complexité, l'importance de la physique qu'ils incorporent, et leur échelle typique d'application. Les modèles les plus complexes décrivent les interactions entre les processus de façon mécaniste et nécessitent par conséquent un grand nombre d'entrées rarement disponibles à l'échelle régionale. A l'opposé, le niveau le plus simple de description des échanges sol-plante-atmosphère pondère une évapotranspiration de référence (celle d'un gazon ras bien irrigué soumis aux conditions climatiques actuelles) par des coefficients culturaux qui synthétisent les différents stress environnementaux et la différence de fonctionnement bioclimatique entre le gazon et la culture en question. La plus connue d'entre elles est la méthode FAO (*Allen et al.*, 1998). Cette méthode est utilisée de façon opérationnelle par la plupart des gestionnaires de l'eau agricole sur de larges surfaces.

#### VI.2 Description modèle

Compte-tenu de la problématique de spatialisation, nous utiliserons une approche simple pour estimer l'évapotranspiration (section VI.1.3) : la méthode FAO-56, qui a été développée et présentée par *Allen et al.* (1998) dans un papier éponyme. Le modèle SAFYE est issu du couplage entre le modèle SAFY (présenté dans le chapitre précédent) et la méthode FAO-56.

#### VI.2.1 Méthode FAO-56

Le calcul de l'évapotranspiration selon la méthode de la FAO-56 est fondé sur les concepts d'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ , calculée à partir de variables climatiques standards en adaptant l'équation de Penman-Monteith) et de coefficients culturaux (Kc) introduits pour simuler la réponse spécifique de la plante étudiée. Ces concepts ont été introduits afin de séparer la demande climatique de la réponse de la plante, qui dépend des caractéristiques biophysiques (indice foliaire) et du stress hydrique potentiel. Trois termes d'évapotranspiration sont ainsi définis qui différent selon le type de cultures et leurs conditions agro-environnementales :

- l'évapotranspiration de référence  $(ET_0)$  qui traduit la demande climatique;
- l'évapotranspiration en conditions standards  $(ET_c)$ , qui donne la réponse d'une culture en l'absence de tout stress agro-environnemental;

– l'évapotranspiration réelle  $(ET_R)$ , qui tient compte des conditions agronomiques et environnementales dans lesquelles évolue réellement la culture.

#### VI.2.1.1 L'évapotranspiration de référence : $ET_0$

L'évapotranspiration de référence  $(ET_0)$  est définie par Allen et al. (1998) comme "le taux d'évaporation d'une surface étendue de gazon, en croissance active, ayant une hauteur uniforme de 8 à 15 cm, couvrant complètement le sol, ayant une albédo de 0,23 et ne souffrant pas de stress hydrique". Ceci permet de mettre en œuvre la formulation de l' $ET_0$ issue de l'équation de Penman-Monteith (éq. VI.2). Cette formule a été retenue comme référence à la suite de nombreuses études visant au calcul ou à la mesure de l' $ET_0$  (Allen, 2000; Kassam and Smith, 2001). Puisque l'amplitude journalière des flux de chaleurs dans le sol sous les couverts végétaux est faible, Allen et al. (1998) considère que :  $G \approx 0$ . La pente de la courbe de la pression de vapeur saturante à la température de l'air est définie par l'équation VI.3. La pression de vapeur réelle ( $e_a$ ) peut également être calculée à partir de l'humidité relative (éq. VI.5). La pression de vapeur saturante ( $e^o$ ) en fonction de la température (T) est définie dans l'équation VI.6.

 $L'ET_0$  de référence a été estimée à partir des variables météorologiques fournies par le Système d'analyse de forçage atmosphérique SAFRAN :  $u_{10}$  (vitesse du vent à 10 m), Ta<sup>6,7</sup>, RH, Rg . Les valeurs quotidiennes minimales et maximales de T et RH sont déduites des données hexahoraires de SAFRAN.

La variable  $u_{10}$  fournie par SAFRAN correspond à la vitesse du vent à 10 m de hauteur. Pour estimer la vitesse du vent à la hauteur standard de 2 m ( $u_2$ ), un profil de vent logarithmique de vitesse peut être utilisé. Ce profil a été calibré par *Allen et al.* (1998) sur un gazon de 10 cm (éq. VI.7).

La pression atmosphérique est directement déduite de l'altitude (z) du centre du pixel SAFRAN, d'après la formule donnée par (*Allen et al.*, 1998, éq. VI.8, ). Le rayonnement net (Rn) est estimé à partir du rayonnement solaire incident (Rg, d'après SAFRAN) en suivant les équations présentées par *Allen et al.* (1998) et synthétisées de l'équation VI.9 à VI.16.

<sup>6.</sup> équivalent à T dans les éq. VI.2 à VI.16

<sup>7.</sup> min et max des variables RH et T, correspondent aux minimum et maximum quotidiens

$$ET_0 = \frac{0,408 \times \Delta \times (Rn - G) + \gamma \times \frac{900}{T + 273} \times u_2 \times (e^o - e_a)}{\Delta + \gamma \times (1 + 0,34 \times u_2)}$$
(VI.2)

$$\Delta = \frac{4098 \times 0.6108 \times exp(\frac{17,27 \times T}{T+273})}{(T+273,3)^2}$$
(VI.3)

$$\gamma = 0,665.10^{-3} \times Pa \tag{VI.4}$$

$$e_a = \frac{e^o(T_{min})\frac{RH_{max}}{100} + e^o(T_{max})\frac{RH_{min}}{100}}{2}$$
(VI.5)

$$e^{o}(T) = 0,6108 \times exp\left[\frac{17,27\ T}{T+273,3}\right]$$
 (VI.6)

$$u_2 = u_z \frac{4.87}{\ln(67,8\times z-5,42)}$$
(VI.7)

$$Pa = 101, 3\left(\frac{293 - 0,0065 \times z}{293}\right)^{5,20}$$
(VI.8)

$$Ra = \frac{24 \times 60}{\pi} \times G_{sc} d_r \left[\omega_s . \sin(\delta) . \sin(\varphi) + \cos(\varphi) . \cos(\delta) . \sin(\omega_s)\right] \quad (\text{VI.9})$$

$$d_r = 1 + 0,033 \times \cos\left(\frac{2\pi}{365}J\right)$$
 (VI.10)

$$\delta = 0,409 \times \sin\left(\frac{2\pi}{365} \times J - 1,39\right)$$
 (VI.11)

$$\omega_s = a\cos\left[-\tan(\varphi)\tan(\delta)\right] \tag{VI.12}$$

$$Rns = (1 - \alpha)Rg \tag{VI.13}$$

$$Rnl = \sigma \left[ \frac{T_{max,K}^4 + T_{min,K}^4}{2} \right] (0,34 - 0,14\sqrt{e_a}) \left( 1,35\frac{Rg}{Rso} - 0,35 \right) \quad (\text{VI.14})$$

$$Rso = (0,75 + 2.10^{-5}z) \times Ra$$
 (VI.15)

$$Rn = Rns - Rnl \tag{VI.16}$$

où,  $ET_0$ : évapotranspiration de référence (en mm.jour<sup>-1</sup>);

- Rn : rayonnement global net (en MJ.jour<sup>-1</sup>);
- Rg : rayonnement atmosphérique (en MJ.jour<sup>-1</sup>);
- Rns : rayonnement net solaire (en MJ.jour<sup>-1</sup>);
- Rnl : rayonnement net infrarouge (en MJ.jour<sup>-1</sup>);
- Rso : rayonnement globale par ciel clair (en MJ.jour<sup>-1</sup>);
- G : flux de chaleurs dans le sol (en MJ.m<sup>-2</sup>.jour<sup>-1</sup>);
- T : température de l'air moyenne journalière à la hauteur 2m (en °C);
- RH : humidité relative (en %);
- Pa : pression atmosphérique (en kPa);

- z : altitude (en m);
- $u_2$  : vitesse du vent à 2 m de hauteur (en m.s<sup>-1</sup>);
- $e_a$  : pression de vapeur réelle (en kPa);
- $e^{o}$  : pression de vapeur saturante de l'air (en kPa);
- $G_{sc}$  : constante solaire (= 0,0820 MJ.m<sup>-2</sup>.min<sup>-1</sup>);
- $d_r$  : distance Terre-Soleil relative inverse;
- $\alpha$  : albedo;
- $\Delta$ : pente de la courbe de la pression de vapeur saturante à la température de l'air (en kPa.°C<sup>-1</sup>);
- $\gamma$  : constante psychrométrique (en kPa.°C<sup>-1</sup>).
- $\omega_s$  : angle solaire au coucher (en radian);
- $\varphi$  : la latitude (en radian);
- $\sigma$  :constante de Stefan-Boltzmann (4,903.10<sup>-9</sup> MJ.K<sup>-4</sup>.m<sup>-2</sup>.day<sup>-1</sup>)

#### VI.2.1.2 L'évapotranspiration réelle des cultures

L'évapotranspiration en conditions optimales  $(ET_c)$  correspond à l'évapotranspiration d'une culture donnée à un stade donné sous des conditions agronomiques optimales (sol fertile, pas de stress hydrique). Elle est égale au produit de l' $ET_0$  par un coefficient cultural unique. Le coefficient cultural est supposé intégrer toutes les variabilités d'ordre aérodynamique (transfert de masse à l'interface sol-plante-atmosphère) et écophysiologique (surface de transpiration).

$$ET_R = Ks \times Kc \times ET_0 \tag{VI.17}$$

$$ET_R = Ke \times ET_0 + Kcb \times ET_0 \tag{VI.18}$$

Allen et al. (1998) ont proposé deux algorithmes pour le calcul de l'évapotranspiration réelle. Le premier (single crop coefficient) utilise un seul coefficient cultural qui traduit l'évapotranspiration du système sol-plante en conditions réelles. Il associe un coefficient cultural (Kc) avec un coefficient de stress (ks, éq. VI.17). Le deuxième (dual crop coefficient) dissocie les phénomènes d'évaporation et de transpiration en leur affectant à chacun un coefficient distinct (éq. VI.18) : Ke coefficient d'évaporation et Kcb coefficient de transpiration. Le coefficient Ke dépend en premier lieu de l'humidité de l'horizon supérieur du sol et du taux de couverture du sol nu par la végétation. Le coefficient Kcb est défini comme étant le rapport entre  $ET_R$  et  $ET_0$  lorsque la surface du sol est sèche (pas d'évaporation) et la culture dans des conditions optimales (pas de stress hydrique); ces conditions sont cependant purement théoriques.





FIGURE VI.2 – Organigramme du module de bilan hydrique (extrait de *Duchemin et al.*, 2005).

#### VI.2.2 Le modèle SAFYE

Le modèle SAFYE (*Duchemin et al.*, 2005; *Benhadj*, 2008) est issu du couplage entre le modèle SAFY et un module de transfert hydrique sol-végétation-atmosphère, basé pour partie sur la méthode de la FAO 56. Le calcul de l'évapotranspiration est inspiré de la méthode "*dual-crop coefficient*" (*Allen et al.*, 1998). La dynamique du GAI, simulée par SAFY, permet d'évaluer "la demande", c'est-à-dire les besoins en eau du système solplante. A l'inverse, la résolution du bilan hydrique du sol permet de caractériser "l'offre" et en particulier d'appréhender l'état de stress hydrique des plantes. Seuls les transferts verticaux sont appréhendés : les ruissellements de surface et de sub-surface sont négligés.

L'organigramme du modèle est présenté en figure VI.2 (extrait de *Duchemin et al.*, 2005). Le bilan hydrique est calculé, au pas de temps journalier, pendant une période précisée par l'utilisateur. Il s'applique à 2 ou 3 couches de sol en fonction de la présence ou non de racines. Il comporte 3 étapes : 1) prise en compte de l'évolution du front racinaire pour le calcul des contenus en eau et des capacités des réservoirs racinaires et profonds; 2) calcul des écoulements gravitaires associés aux éventuels excédents d'eau de pluie ou d'irrigation; 3) calcul des flux d'eau diffusifs. Les formalismes utilisés pour ces calculs sont détaillés ci-dessous. Sauf mention contraire, les variables sont exprimées en hauteur d'eau (mm).



FIGURE VI.3 – Schéma du bilan hydrique de SAFYE [image de R. Fieuzal].

#### VI.2.2.1 Le bilan hydrique

Le bilan hydrique de SAFYE fonctionne selon le principe de réservoirs à débordement (figure VI.3). Le sol est représenté par deux réservoirs horizontaux "infinis", l'un superficiel ( $H_1$ , de profondeur  $Z_1$ , de réserve utile  $RU_1$ ), l'autre profond ( $H_3$ , de profondeur  $Z_3$  et de réserve utile  $RU_3$ ). Ce dernier est lui-même scindé en deux réservoirs pendant la saison de culture, la partie supérieure ( $H_2$ , de profondeur  $Z_2$ <sup>8</sup> et de Réserve utile  $RU_2$ ) représentant le réservoir racinaire. Les évolutions des 3 horizons  $H_1$ ,  $H_2$  et  $H_3$  sont représentées dans la figure VI.3. La taille des réservoirs est définie par leur réserve utile ( $RU_x$ , éq. VI.19), calculée en fonction des humidités à la capacité au champ ( $\theta_{cc}$ , en m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>) et au point de flétrissement ( $\theta_{pf}$ , en m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>) et de la profondeur de la couche ( $P_x$ , avec  $P_1 = Z_1$ ;  $P_2 = PR - Z_1$ ;  $P_3 = Z_3 - PR$ ). Seule l'eau contenue dans l'horizon superficiel ( $H_1$ ) est sujette à évaporation (E), tandis que l'eau destinée la transpiration (T) peut-être prélevée dans les 2 premiers horizons ( $H_1$ ,  $H_2$ ).

$$RUx = (\theta_{cc} - \theta_{pfp}) Px.1000$$
(VI.19)

$$CE_1(j) = CE_1(j-1) + PE(j) - E(j) - T(j).fts$$
 (VI.20)

<sup>8.</sup> équivalente à la Profondeur racinaire PR



FIGURE VI.4 – Exemple d'évolution des profondeurs des 3 horizons  $H_1$ ,  $H_2$  et  $H_3$  au cours de la saison (cas du maïs).

$$fts = \frac{CE_1}{CE_1 + CE_2} \tag{VI.21}$$

$$DP_1 = \max\{CE_1 - RU_1, 0\}$$
(VI.22)

$$PE = \max\{(P+I) - \min\{(P+I) \times (1 - Fcover), ET_0\}, 0\} \quad (VI.23)$$

$$E = (1 - Fcover).ET_0.Wes$$
(VI.24)

$$Wes = (1 - (1 - HR_1)^{\beta})$$
 (VI.25)

$$T = Kcb.ET_0.Wts \tag{VI.26}$$

$$Wts = \min\left\{1 - \frac{HRS - Dft}{-Dft}, 1\right\}$$

$$avec \ HRS = max\left\{HR_1, HR_2\right\}$$
(VI.27)

$$PR(j) = PR(j-1) + \max\{Ta - T_{min}, 0\} \times Wts. \times Vpr$$
(VI.28)

$$CE_2(j) = CE_2(j-1) + DP_1 - T(j).(1 - fts)$$
 (VI.29)

$$DP_2 = \max\{CE_2 - RU_2, 0\}$$
 (VI.30)

$$CE_3(j) = CE_3(j-1) + DP_2$$
 (VI.31)

$$CE_3(j) = CE_3(j-1) + DP_1$$
 (VI.32)

$$DP_3 = \max \{CE_3 - RU_3, 0\}$$
(VI.33)  

$$\Phi_{12} = K_{J'f} \times \left(\frac{\theta_1 - \theta_3}{\theta_1 - \theta_2}\right)^{E_{dif}}$$
(VI.34)

$$\Phi_{13} = K_{dif} \times \left(\frac{\theta_{cc}}{\theta_{cc}}\right) \tag{V1.34}$$

$$\Phi_{max} = K_{max} \times \left(\frac{\theta_{1} - \theta_{2}}{\theta_{cc}}\right)^{E_{dif}} \tag{V1.35}$$

$$\Phi_{12} = K_{dif} \times \left(\frac{\theta_1 - \theta_2}{\theta_c c}\right)$$
(VI.35)  
$$\left(\theta_1 - \theta_2\right) E_{dif}$$

$$\Phi_{23} = K_{dif} \times \left(\frac{\theta_2 - \theta_3}{\theta_c c}\right)^{L_{dif}}$$
(VI.36)

Le bilan hydrique de l'horizon superficiel est donné par l'équation VI.20. La mise à jour du contenu en eau du premier horizon de sol  $(CE_1)$  fait intervenir d'une part la Pluie et l'irrigation efficace (PE) et d'autre part l'Evaporation (E) et la Transpiration  $(T \times fts,$ 



FIGURE VI.5 – Illustration des fonctions de stress pour l'évaporation (a) et la transpiration (b).

éq. VI.21). La fraction d'eau prélevée dans l'horizon superficiel pour la transpiration (fts) est égale au rapport du contenu en eau du réservoir superficiel  $(CE_1)$  sur le contenu en eau des deux premiers réservoirs  $(CE_1 + CE_2)$ . On suppose ici que la plante prélève préférentiellement l'eau là où elle se trouve. Un terme de drainage profond  $(DP_1, \text{ éq. VI.22})$  est calculé si le contenu en eau dépasse la capacité du réservoir (RU<sub>1</sub>). La Pluie et l'irrigation efficace (PE, éq. VI.23) sont représentées par une fraction du cumul journalier de pluie (P) et d'Irrigation (I), fonction de l'indice de surface (AI, pour Area index) total (vert ou sénescent), limitée par la demande évaporative (évapotranspiration de référence,  $ET_0$ ).

L'évaporation du sol (E, éq. VI.24) est évaluée pour la surface non couverte par la végétation (1 - Fcover). Elle est fonction de la demande climatique  $(ET_0)$  et est réduite au cours d'un épisode d'assèchement via le coefficient Wes, défini par une fonction " $\beta$ " (éq. VI.25 et figure VI.5a) qui approxime la fonction bilinéaire utilisée par Allen et al. (1998). Cette fonction dépend de l'humidité relative de l'horizon superficiel  $(HR_1)$ ,  $HR_x$  étant définie comme le rapport entre le contenu en eau  $(CE_x)$  et la capacité du réservoir  $(RU_x)$ . La transpiration (éq. VI.26) est le produit de la demande climatique et d'un coefficient cultural (Kcb). Elle est réduite en cas de stress hydrique (Wts). La fonction de stress, dérivée de Allen et al. (1998), est bilinéaire et varie entre 0 (stress maximum) et 1 (absence de stress) à partir d'une humidité relative des horizons superficiel  $(HR_1)$  et racinaire  $(HR_2)$ ; le stress de la plante correspondant au résultat de cette fonction pour l'horizon le plus humide (HRS).

Pendant la saison de culture, l'horizon  $H_2$  est limité inférieurement par la profondeur effective des racines (PR, figure VI.4), qui évoluent au cours de la période végétative (éq. VI.28) en fonction d'une vitesse de croissance  $(V_{PR})$  modulée par la température de l'air (Ta) et le facteur de stress hydrique (Wts). Au jour  $D_0$ , PR = 10 cm. Le bilan hydrique de  $H_2$  ( $CE_2$ , éq. VI.29) fait intervenir l'eau transpirée ( $T \times (1 - fts)$ ) non prélevée dans le réservoir superficiel et disponible pour la transpiration et le terme de drainage de l'horizon supérieur ( $DP_1$ ). Le contenu en eau disponible pour la transpiration ( $CE_2$ ) est finalement comparé à la capacité du réservoir racinaire ( $RU_2$ ) pour calculer l'éventuel excédent qui sera drainé vers le réservoir profond ( $DP_2$ , éq. VI.30).

L'horizon profond correspond à un réservoir de stockage. Il est connecté à l'horizon racinaire (éq. VI.31) ou superficiel (éq. VI.32) en fonction de la présence ou non d'un couvert végétal. L'eau excédentaire ( $DP_3$ , éq. VI.33), calculée en comparant le contenu en eau ( $CE_3$ ) et la capacité ( $RU_3$ ) du réservoir profond, est définitivement perdue pour le système sol-plante.

L'écoulement de l'eau excédentaire est de type gravitaire et tous les termes de drainage associés  $(DP_x)$  sont appliqués le même jour. En complément, l'application d'une loi de transfert par diffusivité adaptée de *Devonec and Barros* (2002) permet de réduire les discontinuités entre les contenus en eau de chacun des réservoirs. Cette loi propose de calculer les flux hydriques diffusifs  $(\phi_{XY})$  entre 2 horizons X et Y en fonction de leur gradient d'humidité volumique  $(\theta_X - \theta_Y \text{ en m}^3.\text{m}^{-3})$  rapporté à l'humidité à la capacité au champ  $(\theta_{cc})$ . Elle autorise notamment la restitution en fin de saison culturale du stock d'eau éventuellement constitué au cours de celle-ci dans l'horizon profond. Elle est appliquée entre les réservoirs superficiel et profond en l'absence de végétation (éq. VI.34), ou dans le cas contraire entre les réservoirs superficiel et racinaire, puis racinaire et profond (éq. VI.35 et VI.36, figure VI.3).

#### VI.2.2.2 Couplage avec le modèle SAFY

$$Fcover = K_{cov} \left(1 - e^{E_{cov} \times GAI}\right) \frac{GAI + PAI}{2 \times PAI}$$
(VI.37)

$$kcb = K_{trp} \left( 1 - e^{E_{trp} \times GAI} \right)$$
(VI.38)

$$\Delta_{DAM} = ELUE \times F_t(Ta) \times Wts \times APAR \qquad (VI.39)$$

Le couplage entre le module de bilan hydrique et le modèle SAFY est réalisé au pas de temps journalier au travers du GAI et du facteur de stress hydrique . Le GAI de SAFY est forcé dans le module hydrique alors que le stress hydrique permet de limiter la photosynthèse. Le GAI, issu du modèle SAFY, intervient à deux niveaux dans le modèle. Le calcul du taux de couverture du sol par la végétation (Fcover, éq. VI.37, d'après *Welles and Norman*, 1991) est fonction du GAI, de la surface totale de la plante (PAI, pour *Plant area index*) et de 2 coefficients :  $K_{cov}$  et  $E_{cov}$ .  $K_{cov}$  et  $E_{cov}$  correspondent, respectivement, au Fcover maximal et à l'extinction du couvert. Le Fcover impacte à deux niveaux dans le module de bilan hydrique : pour le calcul de la pluie efficace (VI.23) et de l'évaporation (VI.24). Le coefficient cultural Kcb (éq. VI.38), intervenant dans le calcul de la transpiration (éq. VI.26), dépend du GAI et de 2 coefficients :  $Kcb_{max}$  et  $E_{trp}$ .  $E_{trp}$  correspond au coefficient de réduction de la transpiration.

Le facteur de stress hydrique (Wts, eq 18), limitant la transpiration de la plante en fonction de la disponibilité de l'eau dans l'horizon racinaire, est également utilisé pour limiter la photosynthèse. L'équation V.3 de SAFY est ainsi enrichie par le terme Wts (éq. VI.27). Dans le modèle SAFYE, le stress hydrique est par conséquent découplé de la ELUE (éq. VI.39).

#### VI.2.2.3 Le module d'irrigation automatique

Le modèle SAFYE intègre un module d'irrigation automatique qui peut être activé par le paramètre  $I_M$  (1 = activé). Ce module permet de déclencher l'apport d'une dose d'irrigation ( $D_I$ ) lorsque le stress hydrique (Wts, éq. VI.27, figure VI.5b) atteint un seuil de déclenchement d'irrigation ( $S_I$ ). Aucune irrigation ne peut être réalisée lorsque la somme de température (SMT, voir chapitre 5) dépasse un seuil d'arrêt d'irrigation ( $S_A$ ). Cette condition permet d'interrompre l'irrigation au cours du cycle cultural, notamment quand la culture rentre en phase de maturité des grains.

Туре	Nom	Notation	Unité	Valeur	Source ou variables cibles	
	Humidité à la capacité au champ	$\theta_{cc}$	m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup>	0,65 × %Ag + 0,18	Carte pédologique (%Ag*)	
Sol	Humidité au point de flétrissement permanent	$\theta_{pfp}$	m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup>	0,32 × %Ag + 0,08	; Etalonnage : analyses de sol	
501	Profondeur maximale du sol	Z <sub>3</sub>	m	[0,2 – 1,5]	Carte pédologique	
	Profondeur du réservoir superficiel	Z <sub>1</sub>	m	0,05	Noilan et planton (1989) Gentine et al. (2006	
	Vitesse de croissance racinaire	V <sub>PR</sub>	m.°C	maïs : 0,002 tournesol : 0,002 Soja : 0,001	Etalonnage : profondeur maximale	
Végétation	Coefficient de la fraction de couverture	$k_{cov}$	-	1	Etalonnago :	
	Exposant de la fraction de couverture	E <sub>cov</sub>	-	maïs : 0,47 tournesol : 0,96 Soja : 0,71	mesures Can-Eye	
Evaporation	Coefficient de réduction de l'évaporation	β	-	1,05	Etalonnage : mesures ET <sub>R</sub> (sol nu)	
	Coefficient de transpiration maximal	Kcb <sub>max</sub>	-	maïs : 0,92 tournesol : 0,99 Soja : 0,92	Etalonnage : mesures ET <sub>R</sub> (végétation	
transpiration	Exposant de transpiration	$E_{trp}$	-	0,84	non-stressée)	
	Coefficient de réduction de la transpiration	Dft	-	maïs : 0,66 tournesol : 0,4 Soja : 0,66	Etalonnage : mesures ET <sub>R</sub> (végétation)	
Transferts	Coefficient de diffusivité	$K_{dif}$	-	3,5	Etalonnage :	
aittusits	Exposant de diffusivité	E <sub>dif</sub>	-	1	mesures ET <sub>R</sub> (35 150-103 eli 2000)	
	Activation Module irrigation automatique	١ <sub>M</sub>	-	maïs : 1 tournesol : 0 Soja : 1		
	dose d'irrigations	DI	mm	20-30		
Irrigation	Seuil d'arret de l'irrigation	S <sub>A</sub>	°C	maïs g. <sup>‡</sup> : 1127 maïs ens. <sup>‡</sup> : 755 Soja : 1127	Observations pratiques agricoles	
	Seuil de stress hydrique pour le déclenchement l'irrigation	Sı	-	0,985	-	

TABLE VI.1 – Liste des paramètres spécifiques au modèle SAFYE. Les variables cibles utilisées pour l'étalonnage sont présentées dans la dernière colonne.

\* %Ag = teneur en argile ;  $^{+}$  maïs g. = maïs grain ; maïs e. = maïs ensilage

#### VI.3 Méthodologie

#### VI.3.1 Etalonnage du modèle

Le modèle SAFYE compte 30 paramètres, dont quatorze identiques à ceux du modèle SAFY (tableau V.1) et dix-sept qui ont été rajoutés pour la version hydrique du modèle. La ELUE utilisée dans SAFYE n'intègre plus le stress lié au déficit hydrique du sol. Le tableau VI.1 liste les 17 paramètres supplémentaires utilisés dans SAFYE.

Les valeurs des paramètres sont estimées soit en se référant à des valeurs issues de la littérature, soit au travers d'une phase d'étalonnage. Les variables cibles ont été identifiées et sont présentées dans le tableau VI.1 : les analyses de sol, la profondeur maximale, les mesures Can-Eye et les mesures d' $ET_R$ . Nous avons également défini un ordre chronologique pour étalonner les paramètres ; les paramètres sont ainsi estimés successivement et indépendamment. Les paramètres initiaux correspondent à ceux par défaut, présentés dans *Duchemin et al.* (2005). Les paramètres sont divisés en 4 groupes, déterminés en fonction des variables cibles utilisées pour leur estimation. La chronologie de l'étalonnage est identique à l'ordre d'apparition dans le texte :

- Quatre paramètres, qui dépendent des caractéristiques pédologiques des sols, sont estimés à partir de la carte pédologique. La profondeur maximale du sol est directement extraite de la carte. La profondeur du réservoir superficiel est fixée à 5 cm. Les humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement sont estimées à partir des teneurs en argile renseignées dans la carte. Une relation entre ces 2 humidités critiques et la teneur en argile est calibrée sur la base d'analyses pédologiques *in situ*.
- Trois paramètres sont directement reliés à la végétation. La vitesse de croissance racinaire  $(V_{PR})$  est indirectement estimée à partir de recherches bibliographiques (*Dardanelli et al.*, 1997; *Allen et al.*, 1998; *Andrade et al.*, 2000). Les paramètres de la relation entre le GAI et le Fcover ( $K_{cov}$  et  $E_{cov}$ ) sont estimés sur la base des mesures Can-Eye.
- Six paramètres influencent l'évapotranspiration, directement ( $\beta$ ,  $Kcb_{max}$ ,  $E_{trp}$ , dft) ou indirectement (coefficients de transferts diffusifs). Ces paramètres sont estimés sur la base des mesures d'évapotranspiration.
- Trois paramètres définissent les règles d'irrigation. Ces paramètres sont estimés sur la base des observations des pratiques agricoles sur les parcelles agriculteur (voir section II.6.1).

TABLE VI.2 $-$	Valeurs des	paramètres	pédologiques	$(\theta_{pf}, \theta_{cc},$	$Z_3$ ) sur	les sites d	le Lam	othe
et Auradé.								

Site	Lamothe	Auradé
profondeur pédologique $(Z_1,  \mathrm{cm})$	150	80
humidité au point de flétrissement ( $\theta_{pf}$ , m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup> )	$0,\!26$	$0,\!2$
humidité à la capacité au champ ( $\theta_{cc}$ , m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup> )	$0,\!46$	$0,\!36$
Réserve utile totale (RU, mm)	300	128

#### VI.3.1.1 Paramètres pédologiques

Le sol est décrit dans le modèle SAFYE par les paramètres d'état suivants :

- La profondeur du réservoir superficiel  $(Z_1)$ ;
- La profondeur du sol  $(Z_3)$ ;
- L'humidité au point de flétrissement  $(\theta_{pf})$ ;
- L'humidité à la capacité au champ  $(\theta_{cc})$ .

La profondeur du réservoir superficiel, qui définit la quantité d'eau allouée à l'évaporation, a été fixée à 5 cm. Dans de nombreux modèles, la profondeur de la couche, dite "évaporative" est en effet égale à 5 cm (*Noilhan and Planton*, 1989, modèle ISBA, *Gentine et al.*, 2007, modèle ICARE).

Les trois autres paramètres ( $\theta_{pf}$ ,  $\theta_{cc}$  et  $Z_3$ ) dépendent du type de sol et varient spatialement. Ils ont été estimés à partir de mesures *in situ*, réalisées sur les 5 premiers cm (pour  $\theta_{pf}$  et  $\theta_{cc}$ ) des parcelles de Lamothe et d'Auradé : les valeurs obtenues sont présentées dans le tableau VI.2. Le sol profond et argileux de Lamothe confère une réserve utile importante (300 mm). Le sol d'Auradé est moins argileux qu'à Lamothe et les 2 humidités critiques sont moins élevées. Le sol est moins profond et varie entre 60 cm sur le haut de la parcelle à plus de 1 m dans le bas fond. Nous avons fixé une profondeur moyenne (80 cm) représentative de l'emprise de la mesure de l'évapotranspiration. La réserve utile est par conséquent plus faible (128 mm) qu'à Lamothe.

Pour les autres parcelles ("parcelles agriculteur"), utilisées pour estimer les paramètres liés à l'irrigation, nous avons extrait la profondeur ( $Z_3$ ) et le pourcentage d'argile à partir :

- des 250 analyses pédologiques (section II.4.2), pour les parcelles du Domaine de Lamothe;
- et de la carte pédologique régionale (section II.4.1), pour les parcelles suivies par la CA31.
Les humidités  $\theta_{pf}$  et  $\theta_{cc}$  ont été déduites du pourcentage d'argile. La relation a été étalonnée sur la base des analyses pédologiques (figure VI.6) réalisées sur 6 ESUs en 2010 (section II.2.2, page 24). La texture (en 5 classes, dont l'argile) et les 2 humidités critiques  $(\theta_{pf} \text{ et } \theta_{cc})$  ont été mesurées en laboratoire. Quatre horizons de sol, répartis entre 10 et 90 cm, ont été prélevés pour chaque ESU. Sur un ESU dont la profondeur de sol ne dépasse pas 30 cm, seuls 2 prélèvements ont pu être opérés.

#### VI.3.1.2 Paramètres liés à la végétation

La relation entre le Fcover et le GAI (éq. VI.37) comprend 2 paramètres ( $K_{cov}$  et  $E_{cov}$ ) qui ont été estimés en utilisant les variables issues du logiciel Can-Eye (chapitre 3). Les mesures Can-Eye ont été réalisées sur des couverts totalement verts où GAI = AI; le terme (GAI + AI)/(2 × AI) de l'équation VI.37 n'est par conséquent pas considéré . L'ajustement a consisté en la minimisation d'une fonction de coût basée sur le calcul du RMSE entre les Fcover mesurés et simulés.

La vitesse de croissance racinaire  $(V_{PR})$ , qui détermine la profondeur racinaire (PR) et la profondeur de l'horizon racinaire ( $H_2$  dans la figure VI.3, éq. VI.28) dépend de la culture. Contrairement aux organes aériens, les variables relatives aux racines (dont PR) n'ont pas été mesurées au cours des campagnes de mesures 2006-2010. La valeur de  $V_{PR}$  a été défini afin que la profondeur des racines (PR) atteigne une valeur maximale ( $PR_{max}$ ) cohérente avec la littérature (*Allen et al.*, 1998).

# VI.3.1.3 Paramètres liés à l'évapotranspiration

Les paramètres clés du bilan hydrique de SAFYE impactent sur l'évapotranspiration et ont été estimés en se basant sur les mesures d' $ET_R$  réalisées à Lamothe en 2006 (maïs) et à Auradé en 2007 (tournesol).

#### VI.3.1.3.1 Prétraitement des données d'évapotranspiration

Les mesures d'évapotranspiration réelle  $(ET_R)$  sont mesurées sur une période de 30 minutes et disponibles au même pas de temps semi-horaire. Pour pouvoir comparer ces mesures avec les simulations d' $ET_R$  (pas de temps journalier), nous avons intégré les données sur 24 h. Toutefois une partie des données (17 % à Lamothe et 9 % à Auradé entre 2006 et 2008) est issue de l'algorithme de "gapfilling" qui consiste à remplacer les données manquantes (*Béziat*, 2009). Des indices de qualité sont associés aux données afin d'indiquer leur provenance : "brutes" (sans gapfilling) ou "gapfillées". Les traitements sont décrits dans la thèse de *Pierre Béziat* (2009).

Au pas de temps quotidien, les données dites "brutes" sont, par défaut, issues du cumul de 100 % de données brutes semis-horaire. Or, entre 2006 et 2010 à Lamothe, seulement 25 % des jours intègrent 100 % de données brutes semis-horaire. Par conséquent, nous avons utilisé un filtre moins restrictif afin de sélectionner un nombre plus important de données. Les données quotidiennes "gapfillées-filtrées", correspondent ainsi au cumul d'au moins 80 % de données semi-horaires diurnes brutes. Ce filtre conduit ainsi à conserver 72 % et 75 % des jours d'acquisition à Lamothe et à Auradé entre 2006 et 2008.

#### VI.3.1.3.2 Période d'étalonnage et fonction de coût

La phase d'étalonnage est réalisée sur différentes périodes de temps définies selon les paramètres considérés (voir le tableau VI.1) :

- Le paramètre  $\beta$  qui agit sur l'évaporation, a été calibré en période de sol nu lorsque la transpiration est nulle. Il a été estimé en minimisant une fonction de coût, égale à la RMSE entre les  $ET_R$  simulées et mesurées sur sol nu (RMSE<sub> $ET_R$ </sub>);
- Les Coefficients de diffusivité ( $E_{dif}$  et  $K_{dif}$ , éq. VI.34-VI.36) ont été estimés pendant la première quinzaine de juin (JJ 150-165) 2006 à Lamothe où l'impact de ce processus s'est avéré important. L'estimation repose également sur la minimisation du RMSE<sub>ET<sub>R</sub></sub> calculé pendant cette période;
- Les 3 paramètres liés la transpiration  $(E_{trp}, Kcb_{max}, \text{et Dft})$  ont été estiméss pendant la période végétative (GAI > 0,1). Les paramètres  $E_{trp}$  et  $Kcb_{max}$  interviennent dans la relation (éq. VI.38) entre le GAI et le kcb, c'est-à-dire le coefficient cultural contrôlant la transpiration en conditions optimales. Ils doivent par conséquent être estimés en période végétative et en l'absence de stress hydrique;
- Le paramètre de stress de transpiration, Dft, a enfin été estimé sur l'ensemble de la période végétative, stressée et non-stressée.

La calibration des paramètres liés à la transpiration ( $Kcb_{max}$ ,  $E_{trp}$ , Dft) ont été estimé en considérant l'erreur entre les évapotranspirations simulées et mesurées, mais également l'erreur entre les GAI simulés et observés (Formosat-2, chapitre 4). En effet, la modification de l'équation de photosynthèse (éq. VI.39) entraine une redéfinition de la ELUE (sans stress hydrique) et nécessite donc d'être estimée à nouveau. Nous avons utilisé une fonction coût (F, éq. VI.40) fusionnant les erreurs relatives (et donc normalisées) calculées sur 2 variables (GAI et  $ET_R$ ). Il n'est pas nécessaire de pondérer les 2 termes car les paramètres agissant sur la transpiration ( $E_{trp}$ ,  $Kcb_{max}$ , et Dft) et sur le GAI (ELUE) sont peu compensés dans le modèle. Les paramètres liés à la transpiration sont ainsi estimés en même temps que la ELUE de façon à reproduire conjointement la dynamique du GAI Formosat-2 et l'évapotranspiration mesurée.

$$F = RRMSE_{ET_R} + RRMSE_{GAI} \tag{VI.40}$$

#### VI.3.1.4 Irrigation automatique

Quatre paramètres contrôlent le module d'irrigation automatique : le paramètre d'activation du module irrigation automatique  $(I_M)$ , la dose d'irrigation  $(D_I)$ , le seuil d'arrêt de l'irrigation  $(S_A)$ , le seuil de stress hydrique pour le déclenchement de l'irrigation  $(S_I)$ . Ces paramètres ont été estimés sur la base d'observations des pratiques agricoles récupérées sur 10 parcelles du Domaine de Lamothe et sur 8 parcelles suivies par la chambre d'agriculture 31 (CA31, section II.6.1, page 37). Nous avons récupéré les tours d'eau (volumes et dates d'irrigation) entre 2006 et 2009 pour le Domaine de Lamothe, et entre 2007 et 2010 pour les parcelles suivies par la CA31. Ceci conduit à un total de 11 parcelles couvertes en mais grain et 20 parcelles en mais ensilage.

Sur la zone d'étude, le tournesol est faiblement irrigué : moins de 5 % de la zone d'étude (pourcentage recueilli auprès des représentants du CETIOM). Nous avons choisi de ne pas activer le module IA :  $I_M = 0$ . Concernant le maïs et le soja, plus de 95 % des surfaces sont irrigués :  $I_M = 1$ .

La dose d'irrigation  $(D_I)$  et le seuil de stress hydrique pour le déclenchement  $(S_I)$  de l'irrigation ont été estimés à partir des observations des pratiques d'irrigation sur les 31 parcelles agriculteur.

Le seuil d'arrêt de l'irrigation automatique  $(S_A)$  repose sur la somme de température (SMT, voir chapitre 4). Ce formalisme permet de stopper l'irrigation relativement tôt dans le cycle. Lors de la conception du modèle, *Duchemin et al.* (2005) avait initialement conçu un seuil fondé sur le pourcentage d'indice foliaire jaune. Ce formalisme ne permettait pas d'arrêter l'irrigation avant le début de la sénescence. Or, certaines cultures telles que le maïs ensilage ne nécessitent plus d'apports d'eau à partir du milieu du plateau.  $S_A$  a été estimé à partir de la médiane des SMT calculées sur toutes les parcelles agriculteur. Deux valeurs différentes ont été affectées au maïs grain et maïs ensilage.

# VI.3.2 Validation à l'échelle locale

Trois variables mesurées ou observées *in situ* nous ont permis de valider les résultats de simulation. Sur les parcelles expérimentales, l' $ET_R$  et les humidités mesurées ont, dans un premier temps, été comparées aux simulations. Les estimations de la consommation d'eau (via le module d'irrigation automatique) ont été ensuite comparées aux volumes d'eau que nous avons collectés sur les parcelles "agriculteur" (voir section II.6.1, page 37).

# VI.3.3 Validation à l'échelle régionale

L'utilisation conjointe des données Formosat-2 et du modèle SAFYE permet d'estimer des volumes d'irrigation à l'échelle régionale<sup>9</sup>. Les volumes estimés ont été comparés aux données régionales des volumes consommés déclarés à l'Agence de l'eau Adour-Garonne (AEAG, section II.6.4, page 39).

#### VI.3.3.1 Les volumes d'eau AEAG et les surfaces concernées

Les données de l'AEAG concernent des volumes annuels d'eau enregistrés au niveau des ouvrages de prélèvement sur chaque commune. Ces données nous permettent donc de quantifier les volumes d'eau dévolus à l'irrigation par année et par commune, dont les limites géographiques sont connues. Les données sont disponibles de 2006 à 2009.

Si la majorité des ouvrages est localisée sur une seule et même commune, certains d'entre eux, correspondants à des Associations syndicales autorisées (ASA), sont connectés à des périmètres irrigués qui s'étalent sur plusieurs communes. Ils concernent, en général, des volumes plus importants. Etablissements publics, les ASA regroupent plusieurs irrigants qui établissent une gestion collective d'une ou plusieurs ressources en eau (lac, rivière,...). Sur notre zone d'étude nous avons délimité les surfaces irrigables des cinq principales ASA et les avons retranchées des surfaces communales. Cette opération conduit à une carte des ASA et des communes hors ASA : on appellera les entités de cette carte des "Commune/ASA".

Les surfaces irriguées ont été obtenues à partir du Registre parcellaire graphique (section II.6.3, page 39). Nous avons considéré que 100 % des cultures de maïs et de soja sont irriguées. On estime en effet que plus de 97 %<sup>10</sup> des maïs et soja sont irriguées sur la zone

<sup>9.</sup> Dans cette étude, l'echelle régionale se limite à l'emprise Formosat-2, c'est-à-dire 24  $\times$  24  $\rm km^2$ 

<sup>10.</sup> Calcul réalisé en utilisant le caractère irrigué du RPG, qui cependant n'a pas été utilisé pour calculer les surfaces.

d'étude. Ces surfaces ont été ensuite sommées permettant le calcul de surfaces irriguées par Commune/ASA.

#### VI.3.3.2 Estimations spatialisées des volumes d'eau consommés

Le modèle SAFYE a été appliqué sur chaque segment de la zone d'étude, de manière identique aux simulations réalisées avec le modèle SAFY (chapitre 5). Les 17 paramètres du modèle SAFYE (tableau VI.1) et 12 des 14 paramètres du modèle SAFY (tableau V.1, page 84) ont été fixés par culture ou par type de sol en utilisant la carte pédologique régionale (section II.4.1). Seuls les paramètres  $D_0$  et ELUE ont été estimés par segment, en appliquant la même méthode d'étalonnage (phase 2 de l'étalonnage décrite page, section V.3.4.3.3, page 88) afin de prendre en considération les variations spatiales et temporelles du GAI déduites des images Formosat-2.

Pour tous les segments de la zone d'étude et pour les années 2006-2009, nous avons extrait les volumes annuels prescrits par le modèle. Ces derniers ont ensuite été moyennés par Commune/ASA dans laquelle se situent les segments. Les volumes estimés pour chaque Commune/ASA ont été déduits des produits entre ces moyennes et les surfaces irriguées calculées ci-dessus<sup>11</sup>.

# VI.4 Résultat de l'étalonnage du modèle

Dans cette section, nous aborderons les paramètres du modèle SAFYE qui ont été étalonnés sur la base de mesures *in situ*. La méthodologie est décrite dans la section VI.3.1.

# VI.4.1 Estimations des $\theta_{pf}$ et $\theta_{cc}$ en fonction des teneurs en argile

Les humidités  $\theta_{pf}$  et  $\theta_{cc}$  ont été déduites du pourcentage d'argile en utilisant les mesures réalisées sur les ESUs en 2010. La figure VI.6 représente les 2 humidités critiques en fonction de la teneur en argile. Les 2 humidités critiques sont fortement corrélées à la teneur en argile ( $r^2 \approx 0, 9$ ). Les relations linéaires suffisent à traduire l'augmentation de la capacité de rétention en eau en fonction de l'augmentation de la teneur en argile. De plus, on constate que plus la teneur en argile est forte, plus l'eau utile (différence entre la

<sup>11.</sup> Nous ne pouvons pas déduire les volumes directement d'après les segments car leur couverture sur la zone d'étude n'est pas exhaustive. De nombreuses parcelles (trop petites) n'ont en effet pas été étudiées. En revanche, on considère que ces segments sont représentatifs des pratiques d'irrigation pour chaque Commune/ASA.



FIGURE VI.6 – Relation entre la teneur en argile et les humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement. Les carrés pleins représentent les mesures réalisées au cours de la campagne 2010 sur 6 ESUs à 4 profondeurs. Les étoiles représentent les humidités critiques après application des relations établies par *Saxton et al.* (1986).

capacité au champ et le point de flétrissement) est importante : pour une teneur en argile de 50%, la difference entre le relation étalonnée sur la base des mesures in situ et celle étalonnée sur la base de *Saxton et al.* (1986) atteint  $0.2 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ .

Hormis les prélèvements de sol réalisés sur les sites de flux et sur les ESUs, aucune autre mesure n'était disponible sur notre zone d'étude. Pour réaliser la spatialisation du modèle SAFYE nous avons donc utilisé les cartes de sols présentées dans le section II.4 (page 33). Les données disponibles sont la profondeur pédologique et la teneur en argile (en %). Les 2 humidités critiques (point de flétrissement et capacité au champ) ont été estimées à l'aide de fonctions de pédotransfert.

De nombreux auteurs ont étudié les relations existant entre la texture et les caractéristiques hydriques des sols. Saxton et al. (1986) est une des références les plus utilisées en la matière. Les humidités critiques ( $\theta_{pf}$  et  $\theta_{cc}$ , estimées d'après les relations de Saxton et al. (1986)<sup>12</sup>) ont été ajoutées à la figure VI.6. La relation est linéaire dû au formalisme défini par les auteurs (régression multiple de degrés 1). Les ordres de grandeurs de nos mesures et des estimations de Saxton et al. (1986) sont similaires. Toutefois, les plus

<sup>12.</sup> utilisation du logiciel Hydraulic Properties Calculator disponible en ligne www.afrc.uamont.edu/ficklinr/soils/soiltexture.htm



FIGURE VI.7 – Relation entre le GAI et le Fcover estimés à partir de Can-Eye (section II.2.2.2, page 26). Les ajustements de la relation de SAFYE (éq. VI.37) par culture sont représentés en traits pleins.

fortes différences sont observées pour des teneurs en argile supérieures à 40 %. En effet, les estimations des points de flétrissement par *Saxton et al.* (1986) sont plus fortes que nos mesures et inversement pour la capacité au champ. Ces différences conduisent à des écarts importants en matière d'eau utile pour des teneurs en argile élevées : la RU augmente avec la teneur en argile selon les mesures alors que selon *Saxton et al. (1986)*, elle reste stable.

## VI.4.2 Paramètres liés à la végétation

## VI.4.2.1 La relation Fcover - GAI

La figure VI.7 représente la relation entre le Fcover et le GAI, variables issues du logiciel Can-Eye. Pour les trois cultures, les calibrations ont conduit à la même valeur pour le coefficient multiplicateur ( $K_{cov}=1$ ). Les valeurs trouvées pour les coefficients  $E_{cov}$  de l'exponentielle mettent en évidence des différences entre les 3 cultures. Le maïs, dont la distribution angulaire des feuilles est érectophile, est, pour un même GAI, moins couvrant que les autres cultures. Le coefficient  $E_{cov}$  est ainsi le plus faible des 3 cultures. Le tournesol, dont la distribution angulaire des feuilles est planophile, a le coefficient  $E_{cov}$  le plus élevé. Enfin, le soja est une culture dense avec des distances inter-rangs faibles (15 cm). Le coefficient  $E_{cov}$  est par conséquent le plus élevé des 3.



FIGURE VI.8 – Dynamique des simulations de la profondeur racinaire (PR) pour les 3 cultures. Les caractéristiques du sol sont identiques à celles de Lamothe (voir tableau VI.2). La météorologie est celle de 2007 (année standard en matière de température et de pluviométrie).

# VI.4.2.2 La croissance racinaire

Les valeurs de  $V_{PR}$  ont été fixées par culture (maïs :  $2.10^{-3}$ ; tournesol :  $2.10^{-3}$ ; soja :  $1.10^{-3}$ ). La figure VI.8 représente des simulations standards de PR sur un sol équivalent à celui de Lamothe ( $Z_3 = 150$  cm, et donc pas limitant pour la croissance racinaire) et des données météorologique d'une année standard (2007, pluviométrie estivale = 335 mm). Pour les 2 cultures irriguées (maïs et soja), le stress hydrique est forcé à 1. Le maïs, le tournesol et le soja atteignent des  $PR_{max}$  de respectivement 85, 115 et 70 cm. Ces valeurs de  $PR_{max}$  sont cohérentes avec celles observées par Allen et al. (1998) : 95, 115 et 80 cm pour, respectivement, le maïs, le tournesol et soja.

#### VI.4.3 Paramètres liés à l'évapotranspiration

#### VI.4.3.1 Période d'étalonnage

La figure VI.9c illustre les différentes périodes d'étalonnage à Lamothe en 2006, telles qu'elles ont été définies dans la section VI.3.1.3.2. Le GAI (figure VI.9a) est utilisé pour délimiter la plage de sol nu (marron dans la figure VI.9c, GAI = 0) et de végétation (verte, GAI > 0). La plage de végétation non-stressée est déduite des mesures d'humidité (figure VI.9b). Nous avons retenu pour cette plage uniquement les jours où l'humidité moyenne de l'horizon 30 cm dépasse 75 % de l'eau utile (trait en pointillé sur la figure VI.9b). Le

nombre de données journalières acquises à Lamothe et à Auradé sur des couverts de maïs et de tournesol entre 2006 et 2008 est présenté dans le tableau VI.3.



FIGURE VI.9 – Sélection des 3 plages de calibration (c) à Lamothe en 2006 en fonction du GAI (a) et de l'humidité (b). b) : les 2 humidités critiques sont représentées en trait plein noir et le seuil de 75 % de la RU en trait pointillé; c) : la période de sol nu, de végétation et de végétation non-stressée sont représentées, respectivement en marron, vert et bleu.

			Sol nu	Végétation	Végétation non-stressée
Lamothe (maïs)	2006	a)	280	85	16
		b)	175	66	13
	2008	a)	265	101	48
		b)	173	70	29
Auradé (tournesol)	2007	a)	247	118	51
		b)	178	74	36

TABLE VI.3 – Données d' $ET_R$  disponibles sur les sites de Lamothe (2006 et 2008) et Auradé (2007). a = Données "gapfillées-filtrées"; b = Données gapfillées.



FIGURE VI.10 – Etalonnage du paramètre  $\beta$  sur les sites d'Auradé en 2007 (à gauche) et de Lamothe en 2006 (à droite).

# **VI.4.3.2** Le paramètres $\beta$

La figure VI.10 représente la variation de la fonction de coût par rapport aux variations de  $\beta$ , sur les sites d'Auradé en 2007 et de Lamothe en 2006. Le calcul a été fait avec l'ensemble des données gapfillées (ligne noire) et avec uniquement les données "gapfilléesfiltrées" (ligne rouge). Sur le site d'Auradé, le faible écart entre les RMSE obtenues à partir des données gapfillées-filtrées et gapfillées (< 5 %) met en évidence la qualité des données gapfillées. Le gapfilling n'entraine pas en effet une augmentation du RMSE, c'est-à-dire que les données sont en accord avec le modèle. Les valeurs optimisées de  $\beta$  sont distinctes mais n'induisent pas une grande différence de Wes (voir la figure VI.5). Sur le site de Lamothe, les 2 estimations de  $\beta$  sont très proches. Le RMSE est nettement plus faible en utilisant uniquement les données gapfillées-filtrées (écarts des RMSE compris entre 10 et 28 %). Nous avons donc décidé pour calibrer les valeurs de  $\beta$ , de n'utiliser que les données gapfillées-filtrées pour lesquelles les incertitudes (liées aux données d' $ET_R$ ) sont moins importantes (*Béziat*, 2009). De plus, ces données sont suffisamment nombreuses (175) et régulièrement reparties pendant les 2 périodes de sol nu situées avant et après le cycle végétatif (figure VI.9c). Les valeurs de  $\beta$  estimées pour le site d'Auradé et de Lamothe sont quasiment identiques. Nous utiliserons donc la valeur de 1,05, proche de celle calculée (0,98) par Duchemin et al. (2005), sur l'ensemble de la zone d'étude.



FIGURE VI.11 – Etalonnage des paramètres de diffusivité à Lamothe en 2006, pendant la première quinzaine de juin (JJ 150-165). L'humidité de la couche évaporative (0-5 cm) et l' $ET_R$  sont représentées dans les figures a et b. Les courbes en rouge font référence aux mesures *in situ*. Les courbes en noir représentent les simulations réalisées avec la paramétrisation de *Devonec and Barros* ( $E_{dif} = 1$  et  $K_{dif} = 0,27$ ). Les courbes en gris font référence aux simulations réalisées en faisant varier  $K_{dif}$  et  $E_{dif}$  dans les intervalles respectifs [0,5-6] et [0-2]. Le RMSE calculé sur l' $ET_R$  entre les jours 150 et 165 est représenté dans la figure c) en fonction des variations de  $K_{dif}$  et Edif. Les courbes en bleu représentent la simulation qui minimise  $RMSE_{ET_R}$  (Calibration 1 dans la figure VI.12) :  $E_{dif} = 0,22$  et  $K_{dif} = 1,21$ . Les courbes en vert représentent la simulation qui minimise  $RMSE_{ET_R}$  lorsque  $E_{dif}$  est fixé à 1 ( $K_{dif} = 3,5$ , Calibration 2 dans la figure VI.12).

#### VI.4.3.3 Coefficients de diffusivité

Les paramètres  $K_{dif}$  et  $E_{dif}$  ont été estimés sur la base des mesures d' $ET_R$  pendant la première quinzaine de juin (JJ 150-165). Sur la figure VI.11, l'humidité de la couche super-

ficielle (a), l' $ET_R$  (b), et le RMSE entre l' $ET_R$  mesurée et les  $ET_R$  simulées (RMSE<sub>ET<sub>R</sub></sub>, c) Les courbes rouges représentent les mesures in situ; les courbes noires correspondent aux mesures simulées avec la paramétrisation par défaut de SAFYE (préconisée par Duchemin et al. 2005 et issu de Devonec and Barros, 2002) : les courbes grises représentent les simulations réalisées en faisant varier les 2 paramètres de l'équation de diffusivité; les courbes bleues représentent la simulation minimisant le  $\text{RMSE}_{ET_R}$  durant la période 150-165 ( $E_{dif}$ = 0,22 et  $K_{dif} = 1,21$ ). Cette période est tout d'abord associée à une forte demande climatique (non représentée, moyenne  $ET_0$  (150-165) = 5 mm.jour.) qui entraine un fort assèchement de la couche superficielle. Or, on constate que l'humidité de la couche superficielle se maintient au dessus de 0,3 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>. De plus, l'évaporation (la transpiration est très faible voire nulle compte tenu du faible couvert végétal durant cette période) n'est pas nulle et se maintient autour de 1.5 mm jour-1. Avec une diffusivité faible, telle qu'établie par la paramétrisation de Devonec and Barros (2002,  $E_{dif} = 1$  et  $K_{dif} = 0.27$ , ligne noire), l'évaporation simulée est nulle car l'humidité de la couche superficielle atteint rapidement le point de flétrissement. Il y a donc un processus de remontées capillaires permettant de réalimenter la couche superficielle et expliquant une évaporation non nulle. En utilisant le couple de paramètres simulation minimisant le  $\text{RMSE}_{ET_R}$  durant la période 150-165  $(E_{dif} = 0.22 \text{ et } K_{dif} = 1.21)$ , le modèle est ainsi capable de reproduire l'évaporation pendant cette période. L'humidité est également mieux reproduite. Toutefois, une pluie issue du forçage météo au jour 143 n'est pas visible sur les mesures et entraine une petite dissimilitude dans la dynamique de l'humidité de la couche superficielle.

Sur la figure VI.12, le flux diffusif de l'horizon 1 à 2, simulé d'avril à septembre 2006, est représenté. En utilisant les paramètres par défaut (*Devonec and Barros*, 2002), la diffusion ascendante de la période 150-165 est très faible et ne permet pas de réalimenter la couche évaporative. Avec les valeurs de paramètres choisies précédemment (ligne bleue), les variations du flux sont au contraire très fortes, car l'exposant de l'équation ( $E_{dif} =$ 0,22) est amplement inférieur à 1. En forçant  $E_{dif}$  à 1 (comme dans *Devonec and Barros*, 2002) et  $K_{dif}$  à 3,5 (lignes vertes dans la figure VI.11 et la figure VI.12), les variations du flux sont moins brutales et permettent tout de même de reproduire la diffusion ascendante de début juin (JJ 150-165, RMSE<sub> $ET_R$ </sub> = 2,2 mm.jour.<sub>1</sub>). L'amplitude des flux ne dépasse que rarement les 0,5 mm, correspondant à moins de 4 % de la RU de la couche évaporative. Nous avons par conséquent choisi ce dernier jeu de paramètres pour la suite du travail.

#### VI.4.3.4 Paramètres liés à la transpiration

#### VI.4.3.4.1 Coefficients de la relation kcb / GAI

La calibration des paramètres de la relation entre le Kcb et le GAI (éq. VI.38) se



FIGURE VI.12 – Flux diffusifs entre les horizons 1 et 2 à Lamothe en 2006. Une valeur négative indique un flux descendant. Les 2 calibrations, représentées en bleu et vert, sont présentées dans la légende de la figure VI.11. La paramétrisation de *Devonec and Barros* est représentée en noir.

base sur la fonction de coût de l'équation VI.40. Seules les mesures d' $ET_R$  en période végétative non stressée sont utilisées (figure VI.9c). Compte tenu du faible nombre de données gapfillées-filtrées disponibles au cours de cette période (13, tableau VI.3) et de la forte compensation entre  $E_{trp}$  et  $Kcb_{max}$  (*Duchemin et al.*, 2005), nous avons choisi d'attribuer la valeur de 0,84 au paramètre de l'exponentiel  $E_{trp}$ . Cette valeur est issue de *Duchemin et al.* (2006) qui ont appliqué une relation identique sur le blé. Kang et al. (2003) ont, par ailleurs, comparé les relations entre le kc et le GAI sur les cultures de blé et de maïs, et ont conclu sur de faibles différences. De plus, le paramètre  $E_{trp}$ , qui impacte la courbure de l'exponentielle, est secondaire comparé au paramètre  $Kcb_{max}$  qui détermine la valeur maximale du Kcb. Dans le cadre des cultures d'été dont les cycles de croissance sont rapides, la détermination des valeurs maximales est en effet essentielle.

La figure VI.13 représente la variation de la fonction de coût (F) par rapport aux variations de  $Kcb_{max}$  sur les sites d'Auradé en 2007 et Lamothe en 2006. Un minimum local, inclus dans un intervalle de valeurs réalistes (0,5-2) a été atteint dans les 2 cas. Pour le tournesol à Auradé en 2007, la valeur estimée de  $Kcb_{max}$  (0,98) se situe dans l'intervalle de valeurs du Kcb maximum préconisé par Allen et al. (1998) : 0,95-1,10. Pour le maïs à Lamothe en 2006, la valeur estimée de  $Kcb_{max}$  (0,92) est significativement inférieure aux préconisations de Allen et al. (1998) : 1,10-1,15. Cependant, nous verrons que cette valeur de  $Kcb_{max}$  permet de reproduire une forte amplitude de l' $ET_R$  du maïs, dépassant



FIGURE VI.13 – Etalonnage du paramètre  $Kcb_{max}$  sur les sites d'Auradé en 2007 (à gauche) et de Lamothe en 2006 (à droite).

fréquemment le 5 mm.jour\_1.

#### VI.4.3.4.2 Paramètres de stress de la transpiration (Dft)

L'estimation de Dft se base sur toutes les mesures d' $ET_R$  en période végétative (plage verte de la figure VI.9c). La figure VI.14 représente la variation de la fonction de coût par rapport aux variations de Dft, sur les sites d'Auradé en 2007 et Lamothe en 2006. Les valeurs optimisées sont de 0,4 pour le tournesol (AUR 2007) et de 0,66 pour le maïs (LAM 2006). Ces valeurs sont cohérentes avec les préconisations de Allen et al. (1998) : 0,45 et 0,55 pour, respectivement, le tournesol et le maïs.

#### VI.4.3.4.3 Cas du soja

Le soja est une culture irriguée qui représente 10 % (+/- 2 %) des surfaces irriguées chaque année. Dans le cadre de la spatialisation, il est indispensable de prendre en compte cette culture pour réaliser des bilans d'eau à l'échelle régionale. Cependant, nous ne disposons d'aucune mesure d'évapotranspiration permettant d'ajuster les paramètres liés à l'évapotranspiration; le soja n'ayant pas été cultivé sur les parcelles expérimentales.

Les paramètres du soja peuvent toutefois être calibrés sur la base de la méthode *dual* crop coefficient de Allen et al. (1998) où des valeurs standards de Kcb et de Dft pour un grand nombre de couverts agricoles sont listées. Les valeurs maximales données pour les 3 cultures étudiées sont :

- Maïs :  $kcb_{max} = 1,15$ ; Dft = 0,55;



FIGURE VI.14 – Etalonnage du paramètre Dft sur les sites d'Auradé en 2007 (à gauche) et de Lamothe en 2006 (à droite).

- Tournesol (pluvial) :  $kcb_{max} = 0.95$ ; Dft = 0.45;
- Soja : kcb<sub>max</sub> = 1,10; Dft = 0,5.

Selon Allen et al. (1998), l'évapotranspiration du soja (culture irriguée) est donc plus proche du maïs (culture irriguée) que du tournesol (culture non-irriguée). De plus, Katerji and Rana (2006), qui ont comparé l'évapotranspiration sur 6 cultures dont le tournesol et le soja, ont montré des différences significatives dans le calcul de la résistance stomatique, directement connectée avec la transpiration, de ces 2 cultures (tableau 1 de Katerji and Rana, 2006). Nous appliquerons donc les estimations des paramètres  $E_{trp}$ ,  $Kcb_{max}$ , et Dft, calculées sur le couvert de maïs (à Lamothe en 2006) à toutes les parcelles de soja. Ce choix est d'autant plus justifié que les valeurs maximales de GAI observées sur les cultures de soja sont plus proches du maïs que du tournesol (voir chapitre 2).

### VI.4.4 Irrigation automatique

Le module d'irrigation de SAFYE compte quatre paramètres dont trois ont été estimés après observation des pratiques d'irrigation sur les 31 parcelles "agriculteur".



FIGURE VI.15 – Irrigation sur les parcelles agriculteur (du Domaine de Lamothe, LAM, et suivies par la CA31, CA31 en 2009. axe de gauche : pluviométrie (en noir) et irrigations déclarées (en bleu); axe de droite : GAI observés (disques verts) et simulés (ligne verte). les figures sont complétées des informations suivantes : le nom de la parcelle, la culture, la réserve utile (RU) et la profondeur ( $Z_3$ ).

# VI.4.4.1 Observations des pratiques d'irrigation

Dans la figure VI.15, les volumes et dates d'irrigation sont représentées en parallèle de la pluviométrie (SAFRAN) et du GAI (simulé et observé) pour l'année 2009. L'ensemble des données disponibles (de 2006 à 2010) sont présentées dans l'annexe C. Nous pouvons distinguer trois comportements significatifs :

Sur les parcelles dont la réserve utile (RU) est faible (principalement des sols superficiels, par exemple CA31-P.6 dans la figure VI.15), les apports d'eau sont très réguliers, fréquents et en quantité relativement faible. A l'inverse, on note plus d'irrégularités sur les parcelles dont la RU est plus élevée (par exemple CA31-P.8 et P.4). La RU correspond en effet au volume maximal que le sol peut stocker. Ces constats sont logiques, compte tenu que : (i) les apports sont déterminés de façon à ne pas dépasser la RU; (ii) l'assèchement du sol est d'autant plus rapide que la RU



FIGURE VI.16 – Boite à moustache de HRS calculée pour toutes les irrigations sur les parcelles agriculteur.

est faible.

- La fréquence des apports est globalement plus élevée au moment de la floraison (au début du plateau), période importante pour la formation des grains. Cette période correspond à la première partie du plateau dans les séries temporelles de GAI. Sur les parcelles CA31-P.8 et P.4
- Les irrigations du maïs grain se terminent en milieu de sénescence (CA31-P.1, P.4, P.6, P.8) alors que celles du maïs ensilage s'achèvent entre le milieu et les 3/4 du plateau (LAM-P.2, P.3, P.9, P.9.3, P.10).

## VI.4.4.2 Le seuil de déclenchement de l'irrigation

En forçant les irrigations dans le modèle SAFYE, nous pouvons déterminer l'humidité relative (HRS, éq. VI.27) à chaque irrigation. Dans la figure VI.16, les boites à moustache représentent les distributions des HRS modélisées pour le maïs grain et le maïs ensilage. Nous constatons des différences entre les deux types de production. En effet, la distribution du maïs ensilage (Domaine de Lamothe) met en évidence un niveau de HRS faible au moment où l'irrigation est apportée (médiane = 40 %). A l'inverse, HRS est plus élevée pour les parcelles en maïs grain. La médiane est de 65 %, ce qui correspond à la limite inferieure de la réserve facilement utilisable, notion agronomique correspondant à la quantité d'eau du sol en dessous de laquelle la plante subit les premiers stress.

Cependant dans le modèle SAFY, le déclenchement de l'irrigation ne dépend pas directement de HRS. Une irrigation est déclenchée lorsque Wts est inférieur à un seuil  $(S_I)$ . Wts dépend de HRS selon une fonction bilinéaire (éq. VI.27 et figure VI.5b) dont le point d'inflexion a été estimé à 66 % pour le maïs (figure VI.14), c'est-à-dire juste au dessus de



FIGURE VI.17 – Boite à moustaches de SMT calculée pour la dernière irrigation sur les parcelles agriculteur.

la médiane constatée sur le maïs grain (65 %). Ainsi, en ajustant le seuil d'irrigation à 0,985, les irrigations sont déclenchées lorsque HRS est inferieure à 65 %.

#### VI.4.4.3 Le seuil d'arrêt de l'irrigation

Dans la figure VI.15, les dates des dernières irrigations des 5 maïs ensilage et 5 maïs grain en 2009 sont significativement différentes. Les irrigations du maïs grain se terminent en milieu de sénescence alors que celles du maïs ensilage au <sup>3</sup>/<sub>4</sub> du plateau. Pour l'ensemble des 31 parcelles, nous avons calculé la SMT correspondant à la dernière irrigation. La Figure VI.17 illustre, sous forme de boite à moustache, la différence entre le maïs ensilage, dont les dernières irrigations interviennent tôt, et le maïs grain, dont les dernières irrigations sont tardives. Malgré des années contrastées en matière de pluviométrie, les distributions des 2 pratiques culturales ne se croisent pas. Les valeurs des paramètres sont ainsi estimées à partir des 2 médianes : 1127 °C et 755 °C pour, respectivement, le maïs grain et le maïs ensilage.

#### VI.4.4.4 Les doses d'irrigation

Les doses d'irrigation déclarées par les agriculteurs varient entre 5 et 67 mm (moyenne = 26 mm, écart-type = 10 mm). Nous avons choisi d'utiliser deux stratégies d'irrigation en fonction de la RU de chaque parcelle : (i) si RU < 90 mm,  $D_I = 20$  mm; (ii) si RU >= 90 mm,  $D_I = 30$  mm. Cette règle permet de limiter les pertes d'eau par drainage le jour de l'irrigation. En effet, en déclenchant une irrigation à 65 % de la RU (section VI.4.4.2), il reste 35 % de la RU libre. Pour un sol dont la RU est de 90 mm, le volume disponible pour recevoir l'irrigation est de : 35 % x 90 = 31.5 mm.

# VI.5 Validation du modèle

En utilisant les paramètres, précédemment étalonnés, nous avons validé le modèle sur 3 échelles différentes. Sur les parcelles expérimentales de Lamothe et Auradé, nous avons évalué les simulations de deux variables :  $ET_R$  et l'humidité du sol. A l'échelle des exploitations agricoles, nous avons évalué les performances du module d'irrigation automatique pour quantifier les volumes d'eau consommés. Enfin, à l'échelle régionale, nous avons comparé les sorties spatialisées du modèle avec les volumes déclarés à l'Agence de l'eau Adour-Garonne (AEAG).

### VI.5.1 Validation à l'échelle locale

#### VI.5.1.1 Comparaison de l' $ET_R$ sur les années utilisées pour l'étalonnage

Les comparaisons ont été menées sur les parcelles expérimentales de Lamothe (en 2006) et Auradé (en 2007) qui nous ont servi pour l'étalonnage du modèle. Le module d'irrigation automatique n'est pas utilisé et les irrigations déclarées par l'agriculteur sont forcées.

#### VI.5.1.1.1 Le maïs : Lamothe en 2006

Les figures VI.18a et VI.18b représentent, respectivement, la dynamique de l' $ET_R$  sur la parcelle de Lamothe en 2006 (maïs) et le nuage de dispersion réalisé avec uniquement les données gapfillées-filtrées. La dynamique observée avec les mesures a été correctement reproduite par les simulations ( $r^2 = 0.81$ ). La période de transpiration a été mise en évidence entre les JJ 170 et 240 par une forte augmentation de l' $ET_R$ . Le RRMSE, calculé sur toute l'année à 35 %, révèle que les écarts sur l' $ET_R$  restent élevés. Toutefois, le RRMSE (26 %) et le biais (-0.35 mm, correspondant à un volume de 28 mm entre la levée et la récolte) calculés sur la période de végétation restent faibles. Ceci conforte le fait que le modèle est adapté pour reproduire les besoins en eau de la plante.

Les variations de l' $ET_0$  ont constitué la principale source de variations de l' $ET_{R,sim}$ ; ainsi les forts pics autour du JJ 200 sont essentiellement dus à une hausse soudaine de la demande climatique qui n'est pas suivie d'une hausse de mesures d' $ET_R$ . Toutefois, nous constatons des périodes où les simulations d' $ET_R$  se distinguent fortement de l' $ET_0$ . C'est le cas de la période JJ 150-200 où l'assèchement de l'horizon superficiel a freiné l'évaporation. Cette période nous a servi pour calibrer les paramètres de diffusivité : c'est donc naturellement que l' $ET_R$  est bien reproduite. Le même phénomène a été constaté après la récolte (autour du JJ 250) et le modèle s'ajuste bien aux observations.



FIGURE VI.18 – Comparaison entre les  $ET_R$  simulées et mesurées à Lamothe en 2006 (maïs). a) dynamiques de l' $ET_0$ , l' $ET_{R,sim}$  et l' $ET_{R,obs}$ . b) dynamique du GAI simulé; c) diagramme de dispersion entre l' $ET_{R,sim}$  et l' $ET_{R,obs}$  (données gapfillées-filtrées). Les croix vertes correspondent à la période comprise en  $D_0$  et la récolte. Les performances sur cette même période (en vert) et sur l'ensemble de l'année (JJ 0-350) sont inscrites dans le tableau en bas à droite.

La figure VI.19 représente les dynamiques des humidités mesurées et simulées à différentes profondeurs. Les mesures ont été réalisées dans une fosse à : 5, 10, 30 et 100 cm. Dans le modèle SAFYE et au cours de la période de sol nu, il est divisé en deux horizons (superficiel et profond). En période végétative, un troisième horizon racinaire est utilisé, dont l'épaisseur évolue avec la profondeur racinaire (voir la figure VI.8). En conséquence, l'épaisseur de l'horizon profond diminue avec l'évolution du front racinaire. Dans la figure VI.19a, l'horizon superficiel est comparé aux mesures réalisées à 5cm. Dans les figures VI.19b et VI.19c, nous avons interpolé cm par cm (entre 5 cm et  $Z_3$ ) les mesures réalisées aux 4 profondeurs, puis calculé ces dernières de manière à reproduire une humidité moyenne sur l'horizon racinaire et sur l'horizon profond.

L'humidité de surface est globalement bien reproduite (figure VI.19a). Les pics qui suivent une pluie ou une irrigation sont surestimés. Les mesures, réalisées au pas de temps



FIGURE VI.19 – Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Lamothe en 2006. Les 3 horizons du modèle sont représentés : a) horizon superficiel  $(H_1)$ ; les lignes rouge et noire correspondent aux humidités, respectivement, simulée et mesurée à 5 cm; b) horizon racinaire  $(H_2)$ ; c) l'horizon profond  $(H_3)$ . Les humidités mesurées (équivalent à  $H_2$  et  $H_3$ ) sont issues de l'interpolation et de la moyenne des mesures réalisées à 5, 10, 30 et 100 cm de manière à reproduire une humidité moyenne sur l'horizon racinaire modélisé (entre 5 cm et la profondeur racinaire) et sur l'horizon profond (entre la profondeur racinaire et  $Z_3$ ).

semi-horaire, ont été moyennées sur 24 h, induisant ainsi un lissage des pics. Par exemple, la moyenne de l'humidité du JJ 200 est de 0,36 alors que la valeur maximale atteint 0,41. En période végétative (JJ 162-245), les apports d'eau sont essentiellement dus à des apports d'irrigation (l'été 2006 a été très sec). Les pics sont également sensiblement surestimés mais correctement positionnés aux dates d'irrigation. Les courbes d'assèchement sont bien estimées par le modèle, confortant le choix des valeurs des paramètres d'évaporation et de diffusivité, étalonnés sur les périodes de sols nus.

L'humidité de l'horizon racinaire est également bien reproduite. Toutefois, nous constatons un écart à la troisième pluie (JJ 187), où le modèle surestime le contenu en eau. Au jour de levée  $(D_0)$ , la couche racinaire simulée s'initialise en dupliquant l'humidité de la



FIGURE VI.20 – Comparaison entre les  $ET_R$  simulées et mesurées à Auradé en 2007 (tournesol). Voir la légende de la figure VI.18.

couche profonde, qui correspond à une humidité moyenne entre 5 cm (limite de la couche superficielle) et 150 cm (profondeur du sol). L'humidité de la couche profonde est très élevée (figure VI.19c) suite aux nombreuses pluies d'hiver et de printemps. A l'inverse, l'humidité de la couche racinaire ne s'initialise pas correctement du fait de l'écart important qu'il y a entre les humidités des couches superficielle et profonde. Après le JJ 187, l'assèchement de la couche racinaire est globalement bien restitué.

Enfin, l'humidité de l'horizon profond est bien reproduite en période végétative mais est surestimée en période de sol nu. En effet, le seul prélèvement d'eau dans cet horizon provient de la fonction de diffusivité qui ne représente que des quantités limitées (voir section VI.4.3.3).

#### VI.5.1.1.2 Le tournesol : Auradé en 2007

La figure VI.20 représente la dynamique des  $ET_R$  mesurées et simulées à Auradé en 2007. La dynamique générale est bien reproduite avec une augmentation de l' $ET_R$  en période végétative. Les estimations sont correctes en période de sol nu, mais sous-estimées (biais = -0,19 mm) en période végétative, comme nous pouvons le voir sur le diagramme



FIGURE VI.21 – Comparaison entre les  $ET_R$  simulées et mesurées à Auradé en 2007 en forçant la profondeur du sol ( $Z_3$ ) à 150 cm au lieu de 80 cm comme dans la figure VI.20. Voir la légende de la figure VI.18.

de dispersion. Entre les JJ 202 et 218, l'écart maximum entre les mesures et les simulations dépasse 2 mm. Pendant cette période, la surface foliaire verte ne représente que 25 % de la surface foliaire totale. L'évaporation moyenne est alors faible (0,13 mm) car le Fcover moyen est élevé (0,76) et le facteur de réduction de l'évaporation ( $Wes_{[202-218]} \approx 0, 12$ ) faible. La transpiration simulée est également faible (0,5 mm) notamment du fait de la sous-estimation de l'humidité des horizons superficiel et racinaire (voir figure VI.22) qui engendre un stress élevé pour la transpiration <sup>13</sup> ( $Wts_{[202-218]} \approx 0, 23$ ).

Une des hypothèses explicatives est la prise en considération d'une profondeur de sol  $(Z_3)$  trop faible. En effet, la profondeur à Auradé varie entre 60 cm à plus de 1 m dans le bas fond. Cette hypothèse est d'autant plus probable que lorsqu'on force une valeur de  $Z_3$  à 150 cm (figure VI.21), on parvient à reproduire l' $ET_R$  de la période entre les JJ 202 et 218. Une des perspectives d'amélioration pourrait consister à étalonner le modèle en agissant sur le paramètre  $Z_3$ .

Entre les JJ 246 et 259, l'écart entre mesures et simulations est faible (figure VI.20).

<sup>13.</sup> Un faible Wts induit un stress élevé



FIGURE VI.22 – Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Auradé en 2007 (tournesol). Voir la légende de la figure VI.19.

Cette période évaporative, la végétation étant totalement jaune mais toujours sur pied, est associée à une forte demande climatique et une quasi-absence de pluie (2 mm pour les 14 jours). Pareillement aux observations de Lamothe, le niveau d'évaporation n'est pas nul du fait du processus simulé de diffusivité qui permet de réalimenter l'horizon superficiel.

La figure VI.22 représente les évolutions des humidités sur les 3 horizons. L'humidité de l'horizon superficiel est amplement surestimée (RMSE = 0,054 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>) du fait d'une capacité au champ (0,36 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>, limite supérieure de l'humidité) trop forte par rapport aux mesures à 5 cm. En effet, l'humidité mesurée à 5 cm n'excède pas 0,34 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup> (JJ 57) alors que des valeurs plus élevées sont atteintes sur les mesures à 10, 30 et 60 cm (jusqu'à 0,38 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>). Ceci signifie qu'il y a des différences pédologiques entre les horizons de sol qui ne sont pas prises en compte par le modèle. Les caractéristiques pédologiques ( $\theta_{cc}$  et  $\theta_{pf}$ ) restent en effet inchangées en fonction de la profondeur. De plus, un certain nombre d'événements pluvieux entre les JJ 165 et 195 n'ont, contrairement aux simulations, pas ou peu d'incidences sur les mesures à 5 cm. Les humidités des horizons racinaire et profond sont mieux surestimées en période végétative.



FIGURE VI.23 – Comparaison entre les  $ET_R$  simulées et mesurées à Lamothe en 2008 (maïs). Voir la légende de la figure VI.18.

#### VI.5.1.2 Validation : comparaison de l' $ET_R$ Lamothe en 2008

La figure VI.23 représente les dynamiques de l' $ET_R$  sur le site de Lamothe en 2008. Nous constatons tout d'abord que la demande climatique  $(ET_0)$  de l'été 2008 est significativement différente de celle de l'été 2006. En effet, les  $ET_0$  moyens des étés 2006 et 2008 ont été respectivement, de 4,9 mm et 3,8 mm entre les JJ 150 et 250. Les variations entre les périodes de sol nu et végétative ne sont pas aussi prononcées qu'en 2006. La moyenne de l' $ET_{R,obs}$  est de 1,5 mm en période de sol nu et de 2,7 mm durant le cycle cultural.

A l'inverse de 2006, le diagramme de dispersion illustre la surestimation du modèle, notamment durant le cycle cultural où le biais est de 0,66 mm. Cette surestimation est principalement due à une surestimation des coefficients culturaux, notamment le kcb qui contrôle la transpiration. La figure VI.24a représente les dynamiques du coefficient de la méthode single crop coefficient  $K = Kc \times Ks$  (éq. VI.17) calculé à partir des mesures d' $ET_R$  et d' $ET_0$  à Lamothe en 2006 (année utilisée pour l'étalonnage) et en 2008. Alors que les GAI sont sensiblement identiques (figure VI.24b) et que le contenu en eau est plus élevé en 2008 qu'en 2006, le K calculé pendant le cycle cultural est significativement plus



FIGURE VI.24 – a) Comparaison du K (K = Kc × Ks, éq. VI.17), déduit des mesures d' $ET_R$  et d' $ET_0$ , sur des couverts de maïs à Lamothe en 2006 (en noir) et en 2008 (en rouge); b) Humidités mesurées à 30 et 100 cm pour les 2 années; c) GAI observé (croix) et simulé (ligne) pour les 2 années.

faible. Deux hypothèses explicatives peuvent être avancées :

- La première concerne les différences variétales entre 2006 et 2008. La variété sélectionnée en 2006 (Goldaste) était de type "grain", alors qu'en 2008, le choix s'est porté sur une variété de type "ensilage" (PR35A30). Cette différence pourrait ainsi induire des comportements distincts en matière de transpiration, non simulés par le modèle.
- La deuxième est relative à la non considération dans l' $ET_R$  simulée de la pluie interceptée par la végétation et évaporée. L'interception annuelle équivaut à 43 mm en 2006 et 59 mm en 2008 (selon SAFYE), alors que sur le même site en 2006, *Béziat et al.* (2012) l'ont estimée, par de travaux de modélisation (modèle ICARE), à 17 mm. Les différences s'expliquent par les algorithmes utilisés : l'interception (Int) est décrite dans le modèle SAFY selon l'équation VI.41; *Béziat et al.* (2012) utilisent une formulation qui s'apparente<sup>14</sup> à l'équation VI.42. Ainsi, pour un GAI de 4,  $Int_{SAFY} = 0.85 \times P$  et  $Int_{ICARE} = 0.2 \times 0.85 \times 4 \times P = 0.34 \times P$ . La prise en

<sup>14.</sup> Compte tenu du pas de temps de 5 min d'ICARE, la notion d' $ET_0$  est sensiblement différente.



FIGURE VI.25 – Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Lamothe en 2008. Voir la légende de la figure VI.19.

considération de l'interception aurait conduit à diminuer les paramètres estimés liés à l'évaporation et à la transpiration, et éventuellement à réduire le biais observé en 2008.

$$Int_{SAFY} = \min\{Fcover \times P, ET_0\}$$
(VI.41)

$$Int_{ICARE} = \min \{0, 2 \times Fcover \times GAI \times P, ET_0\}$$
(VI.42)

Les dynamiques d'humidité (figure VI.25) sont bien reproduites pour les horizons superficiel (RMSE = 0,026) et profond (RMSE = 0,016). Concernant l'horizon superficiel, les écarts sont importants au printemps où la pluviométrie a été élevée (350 mm contre 225 mm en 2006). En revanche pendant la période végétative, la dynamique est bien reproduite. L'écart important des humidités mesurées et simulées de l'horizon racinaire est dû à la surestimation de l' $ET_R$  qui entraine un assèchement plus fort de l'eau contenue dans cet horizon.



FIGURE VI.26 – Comparaison des volumes annuels d'irrigations déclarées (abscisse) et simulées (ordonnée).

# VI.5.2 Comparaison des volumes d'eau consommés sur les parcelles agriculteur

Afin d'évaluer les performances du module d'irrigation automatique, nous avons comparé les volumes d'eau estimés en appliquant le module d'irrigation automatique de SAFYE avec des volumes réellement apportés. Cette comparaison a été faite sur les parcelles agriculteur (voir section II.6.1, page 37) où nous disposons des doses d'irrigation. La comparaison est présentée sous forme de diagramme de dispersion dans la figure VI.26. Les dates et les doses d'irrigation des cinq parcelles, représentatives des pratiques entre 2006 et 2010, sont réunies dans la figure VI.27, et en intégralité dans l'annexe C.

Globalement, le modèle surestime les volumes consommés : le biais est de 35 mm, correspondant à une surestimation de 18 % (la moyenne des irrigations est proche des 200 mm). Toutefois, ce volume ne dépasse pas 2 fois la dose d'irrigation moyenne. Cette surestimation est principalement due aux simulations sur les parcelles de Lamothe, pour lesquelles nous avons montré que les apports en eau sont significativement plus faibles que ceux sur les parcelles suivies par la CA31. Les plus forts écarts sont constatés pour les années 2007 et 2008, années relativement humides. Les années plus sèches (2006, 2009)



FIGURE VI.27 – Irrigation sur cinq parcelles agriculteur. Axe de gauche : pluviométrie (en noir), irrigations déclarées (en bleu) et simulées (en rouge); axe de droite : GAI observés (disques verts) et simulés (ligne verte). Les figures sont complétées des informations suivantes : le nom de la parcelle, la culture, la réserve utile (RU) et la profondeur ( $Z_3$ ).

et 2010) sont correctement estimées, mise à part sur une parcelle de Lamothe en 2006 (entourée en noir dans la figure VI.27). Cette parcelle correspond à la parcelle P. 8 (figure VI.27a) dont le sol est très peu profond (39 cm). Le nombre d'irrigations déclarées est très faible (5 dates) au regard de la pluviométrie estivale (170 mm) et de la réserve utile (70 mm). Le GAI a été impacté puisque le plateau ne dépasse pas 3 m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup> et la sénescence semble démarrer précocement par rapport aux simulations. La parcelle LAM-P.9 / 2007 (figure VI.27b) illustre également la surestimation du modèle. Pour ce cas, les irrigations réelles sont apportées tardivement (JJ 190) et en faible quantité. Le stress hydrique a également influencé le GAI.

Sur les parcelles suivies par la CA31 (figure VI.27c, VI.27d et VI.27e), les estimations sont meilleures. La fréquence des irrigations est correctement reproduite par le modèle.



FIGURE VI.28 – Comparaison des volumes d'eau simulés et déclarés à l'AEAG, sur les Commune/ASA e 2006 et 2009 (1 hm<sup>3</sup> = 1 million de m<sup>3</sup>). Les points correspondants aux communes de Longages et Lavernose-Lacasse sont entourés, respectivement, en rouge et noir.

Toutefois, les écarts les plus importants sont constatés : (i) au début du cycle (figure VI.27c et VI.27d), car aucune règle dans le modèle ne définit le démarrage du module d'irrigation (mise à part que le cycle cultural ait commencé) ; (ii) en fin de cycle (figure VI.27d), car le paramètre d'arrêt de l'irrigation varie fortement d'une parcelle à l'autre (voir le figure VI.17).

# VI.5.3 Comparaison des volumes d'eau simulés aux données AEAG

La figure VI.28 représente la comparaison entre les volumes AEAG et ceux simulés par SAFYE pour chaque Commune/ASA et chaque année. La dispersion est importante. L'erreur globale atteint 108 %. Cependant, du fait de la large gamme des valeurs observées (i.e., AEG, comprise essentiellement entre 0 et 2 hm<sup>3</sup><sup>15</sup>), la corrélation demeure supérieure à 0,5 (r = 0,77) et le biais faible (-0,05 hm<sup>3</sup>). Les 4 points, pour lesquels les volumes AEAG dépassent 3,5 hm<sup>3</sup> (entourés en rouge dans la figure VI.28), correspondent à la

<sup>15. 1</sup>  $\text{hm}^3 = 1$  hectomètre cube =  $1.10^6 \text{ m}^3$ .



FIGURE VI.29 – Volumes d'eau simulés et déclarés à l'AEAG, sur la zone d'étude de 2006 à 2009 (1 hm<sup>3</sup> = 1 million de m<sup>3</sup>). Les pourcentage indiquent les différences entre les volumes simulés et déclarés.

même commune de Longages, située au sud de la zone le long de la Garonne. Les volumes des 4 années sont sous-estimés de -1,4 hm<sup>3</sup>, principalement parce qu'une ASA (ASA du Gragnon), de type gravitaire, n'a pas été prise en compte parmi les ASA de la zone d'étude. Or cette ASA contribue à 2,9 hm<sup>3</sup>, soit plus de 80 % du volume de Longages. De plus, cette commune est située en amont de la commune de Lavernose-Lacasse, dont les volumes simulés sont à l'inverse surestimés (+2,3 hm<sup>3</sup>, entourés en noir dans la figure VI.28). On peut supposer qu'une grande partie des volumes d'eau de l'ASA du Gragnon ont permis d'irriguer des parcelles qui se situent sur la commune de Lavernose-Lacasse (en aval). Cet exemple illustre que la délimitation par commune est inadaptée à ce genre d'étude car elle n'intègre pas les unités hydrologiques telles que celles des bassins versants.

On constate que les erreurs obtenues sur les entités ASA (cercles dans la figure VI.28) sont plus faibles que les autres. Les volumes observés sont en moyenne plus forts que sur les entités "Communes" et le RRMSE est nettement moins élevé (42 %). Cependant, les volumes estimés sur les entités ASA sont, contrairement aux entités "Communes", sous-estimés et suggèrent que les pratiques d'irrigation au sein des ASA sont plus consommatrices que celles du reste de la zone d'étude. Ces résultats montrent, toutefois, que les entités "ASA" sont plus appropriées pour valider les résultats de modélisation spatialisée, à condition de connaître leur délimitation précise.

Les volumes AEAG et les volumes estimés de toutes les Communes/ASA de la zone d'étude ont été sommés de façon à obtenir des volumes régionaux. La figure VI.29 représente les volumes régionaux observés (AEAG) et simulés pour les 4 années. Globalement, le modèle est capable de reproduire les variations interannuelles des volumes observés (r = 0,93, *p-value*<0,07). Les volumes les plus forts sont simulés (et observés) en 2006 et 2009 (années sèches) et les plus faibles en 2007 et 2008 (années humides). En 2006, les volumes sont significativement plus élevés pour 2 raisons : les précipitations du printemps ont été très faibles (84 mm d'avril à juin, correspondant à 40 % de la normale 1980-2011) et les surfaces irriguées (9800 ha) sont sensiblement plus élevées que les autres années (9200 ha en moyenne). En 2009, les volumes élevés sont essentiellement dus à un été très sec (65 mm, correspondant à 50 % de la normale 1980-2011). Les écarts inférieurs à 10,1 % (1,96 hm<sup>3</sup> en 2009) signifient que ces premiers résultats de spatialisation des consommations en eau avec le modèle SAFYE sont encourageants.

# VI.6 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode d'estimation des besoins et de la consommation en eau des cultures. Cette méthode repose sur l'utilisation du modèle SAFYE, résultant du couplage entre le modèle SAFY, la méthode FAO-56 et un module d'irrigation automatique. Le modèle a été comparé à un important dispositif expérimental (mesures d' $ET_R$ , d'humidité du sol et pratiques agricoles d'irrigation) qui nous a permis de l'étalonner et de le valider.

L'étalonnage du modèle a fait appel à de nombreuses mesures *in situ*. Les principaux paramètres ont été étalonnés sur la base des mesures d'évapotranspiration réalisées sur les parcelles expérimentales de Lamothe (en 2006, maïs) et d'Auradé (2007, tournesol). D'autres mesures (analyses pédologiques, variables biophysiques) ont été utiles pour étalonner chacune des relations secondaires du modèle. Enfin, pour estimer les paramètres du module d'irrigation automatique, nous avons observé des pratiques d'irrigation (date et dose d'apports) pendant les 5 années d'étude sur une demi-douzaine de parcelles agricoles.

Sur les 2 parcelles retenues pour l'étalonnage des paramètres liés à l'évapotranspiration, le modèle reproduit correctement non seulement la variable d'ajustement (l' $ET_R$ ), mais également l'humidité du sol, variable clé du bilan hydrique. Nous avons utilisé la parcelle de Lamothe en 2008 pour valider le modèle sur un couvert de maïs. Les estimations d' $ET_R$  sont fortement surestimées, notamment durant le cycle cultural. Le modèle étalonné sur la même parcelle (même culture) en 2006, n'a donc pas été capable de reproduire, d'une année sur l'autre, la dynamique d' $ET_R$  de la même culture. Deux hypothèses ont été exposées et nécessiteront plus d'investigations : (i) la non prise en considération des différences variétales ; (ii) une mauvaise formulation de la pluie interceptée par la végétation et évaporée. Des améliorations du modèle et/ou de la méthode d'étalonnage seront nécessaires afin de mieux estimer l' $ET_R$ . Malgré ce problème, le modèle a tout de même été retenu pour simuler la consommation en eau des cultures à l'échelle locale (i.e, parcelle) et à l'échelle régionale (i.e, zone d'étude).

A l'échelle locale, les volumes d'irrigation sont surestimés, mais le biais entre les simulations de volumes annuels d'irrigation et les volumes réellement apportés ne dépasse pas 2 fois la dose moyenne d'irrigation. Sur les parcelles du Domaine de Lamothe, le modèle a par ailleurs permis d'identifier des pratiques d'irrigation inadaptées, résultant d'un niveau de stress hydrique élevé.

A l'échelle régionale, les résultats sont préliminaires mais encourageants. Le modèle a permis de reproduire les variations interannuelles de la consommation d'eau à partir des volumes déclarés à l'Agence de l'eau Adour-Garonne.

Le modèle SAFYE, qui avait fourni de bons résultats sur des cultures de blé au Maroc (*Duchemin et al.*, 2005; *Benhadj*, 2008), s'est avéré être un bon estimateur des volumes d'eau consommés par le maïs cultivé en climat tempéré. De plus, ces premiers résultats nous ont permis d'identifier les entités spatiales, parcelles et ASA, comme les plus pertinentes pour valider les estimations spatialisées. Les dispositifs expérimentaux futurs devront approfondir ces échelles, en recueillant auprès d'un grand nombre d'agriculteurs les dates et doses d'irrigation et en identifiant précisant les périmètres irrigués des ASA, qui représentent prés de 10 % des volumes totaux de la zone d'étude.

# Conclusion générale

L'objectif général de cette thèse était de proposer et d'évaluer une approche permettant d'estimer la production de biomasse et les besoins en eau des cultures d'été (maïs, tournesol et soja) à l'échelle d'une parcelle agricole mais également sur de plus grandes surfaces. La méthode a consisté à coupler un modèle simple de fonctionnement avec des images satellitales à hautes résolutions spatiale et temporelle (HRST). Récemment disponibles, leur exploitation offre de nouvelles perspectives en matière de suivi des agrosystèmes.

Une campagne intensive de mesures de variables biophysiques (GAI, FAPAR et Fcover) a été menée en 2008 dans le cadre de cette thèse. Nous avons utilisé des photographies hémisphériques acquises selon un protocole adapté à l'utilisation de données satellitales : le protocole VALERI (www3.avignon.inra.fr/valeri). Les estimations, issues du traitement des photographies avec le logiciel Can-Eye (www4.paca.inra.fr/can-eye), ont été comparées à des mesures destructives. L'analyse des résultats a révélé que : les GAI des différentes cultures étaient estimées avec une précision globale de l'ordre de 38 %. L'utilisation d'une perche pour la prise de photos a permis une amélioration significative des résultats comparativement aux travaux menés par *Demarez et al.* (2008) en 2005 et 2006. L'analyse des photographies a également révélé qu'une attention particulière doit être apportée lors de la prise de photos afin d'éviter un échantillonnage systématique des inter-rangs, par exemple, ce qui nuit à l'estimation du GAI et surtout du Fcover.

A partir de ces mesures *in situ*, deux méthodes d'estimation des variables biophysiques à partir de données de télédétection ont été testées. La première méthode, qualifiée d' "empirique", est étalonnée avec une partir des mesures *in situ*. La deuxième, qualifiée de "physique", est basée sur l'inversion d'un modèle de transfert radiatif (PROSAIL) en utilisant des réseaux de neurones artificiels; les mesures *in situ* ne sont pas utilisées pour l'étalonnage des réseaux. La précision globale (trois cultures) obtenue sur l'estimation du GAI, avec l'approche "physique", est de l'ordre de 31 % et similaire à celle trouvée pour l'approche empirique. Ce travail d'évaluation du modèle inverse mené dans le cadre de la thèse a permis de contribuer à la validation de l'outil BV-NET qui sera prochainement intégré dans les chaînes de traitement des produits de niveau 3 des missions spatiales Ven $\mu s$  et Sentinelle-2 .

Les estimations de biomasse, issues du modèle SAFY, ont été comparées à des mesures in situ réalisées sur des parcelles de maïs, tournesol et soja entre 2006 et 2010. Les erreurs sont de l'ordre de 29 %. Le modèle reproduit également correctement les variations interannuelles des rendements du tournesol et du soja. Ce n'est pas le cas pour le maïs. Une des sources d'erreur identifiée vient de la fonction de stress thermique utilisée dans SAFY qui semblerait appliquer un stress trop fort en fin de cycle qui se traduit par un ralentissement de la production. Une des solutions serait de revoir le paramétrage de cette fonction, voire de la supprimer.

Une autre source d'erreur possible identifiée lors des comparaisons avec les mesures de biomasses proviendrait de l'année choisie pour l'étalonnage des paramètres phénologiques  $(Pl_a, Pl_b, Stt, Rs)$  du modèle. Nous avons choisi l'année 2006 qui offrait un grand nombre d'images mais qui est une année avec un printemps sec et une fin d'été très humide. En effet, si l'année choisie ne correspond pas à une année "moyenne" cela peut induire des erreurs ou biais sur les paramètres étalonnés. 2006. L'année 2009, constituée de 19 images régulièrement réparties au cours de la saison, présente une météorologie estivale plus proche de la normale; elle aurait été peut-être plus appropriée pour réaliser l'étalonnage de ces paramètres. Une autre possibilité serait de paramétrer le modèle pour différents scénarios climatiques et donc pour plusieurs années.

Les rendements simulés en 2007 étaient plus faibles que ceux des 4 autres années contrairement aux observations fournies par les statistiques Agreste. En fait cette année là, peu d'images ont été acquises entre juillet et août (mois pluvieux) : le maximum annuel de GAI n'a semble-t-il pas pu être détecté, biaisant ainsi les estimations de biomasses et donc de rendements. Cet exemple montre qu'au-delà du nombre de données, la disponibilité d'images à des périodes clé du développement des plantes est primordiale. D'autres limites ont été identifiées et des pistes d'amélioration envisagées :

- La méthode d'étalonnage pourrait être réalisée par variété et non par culture comme c'est le cas actuellement. La prise en compte des variétés tardives ou précoces pour le tournesol par exemple, devrait permettre d'améliorer les estimations à l'échelle de la parcelle.
- Le paramètre d'efficience ELUE (*Effective light use efficiency*) est actuellement constant tout au long du cycle cultural dans le modèle SAFY. Nous pourrions le faire varier en fonction du stade phénologique. Nous avons constaté sur une parcelle de maïs suivie en 2008, que la LUE (ELUEXFT) augmentait en fin de cycle. Cette observation a pu être reproduite avec SAFY en supprimant la fonction de tempéra-
ture ou en augmentant la LUE en fin de cycle. De récents travaux (*Lecoeur et al.*, 2011) ont montré, que l'efficience biologique du tournesol diminuait en fin de cycle. Des travaux de modélisation seront nécessaires pour approfondir ces questions et envisager les améliorations futures.

Enfin, la comparaison des  $ET_R$ , simulées avec la version hydrique du modèle (SAFYE), avec les mesures de flux ont conduit à des erreurs d'estimation de l'évapotranspiration journalière de l'ordre de 35 %, et un fort biais pendant le cycle cultural (0,66 mm.jour\_1). L'analyse des résultats nous a permis d'identifier des sources d'erreur et d'envisager des pistes d'améliorations qui pour partie recoupent et confortent celles identifiées pour la version SAFY-biomasse : (i) modifier certains formalismes du modèle (par exemple le coefficient d'interception de la pluie par la canopée); (ii) adapter la méthode d'étalonnage en prenant en considération les différences variétales. Nous avons également estimé les volumes d'irrigation annuels sur 31 parcelles de maïs. Le modèle surestime globalement les doses totales annuelles de 35 mm, ce qui est un résultat encourageant. Les volumes d'eau prélevés simulés ont été comparés à ceux fournis par l'Agence de l'eau Adour-Garonne : les variations interannuelles (2006-2009) sont bien reproduites avec une erreur moyenne de l'ordre de 10 %.

En 2013, le CNES mettra sur orbite le satellite Venµs qui délivrera des images sur une centaine de sites dans le monde avec une résolution spatiale de 10 mètres, une fréquence d'acquisition de 3 jours et un nombre élevé de bandes spectrales (12/13 bandes spectrales). L'ESA doit mettre sur orbite la constellation Sentinelle-2, constituée de un voire deux satellites, qui délivrera des images sur tout le globe avec une résolution spatiale de 10 mètres missions spatiales offriront donc de nouvelles perspectives pour ces applications.

Les modèles SAFY et SAFYE, dont le formalisme simplifié a été conçu pour être combiné avec des données satellitales, ont montré globalement de bonnes performances, même si des améliorations sont nécessaires.

Les données expérimentales, issues en grande partie du dispositif expérimental du projet Sud-ouest, nous ont permis de confronter des résultats de modélisation avec des données "réelles". L'acquisition de ces données à des échelles locales demande un dispositif lourd et coûteux en temps et en matériel qui ne peut pas être étendu à de grandes surfaces. La disponibilité de données telles que les variétés, dates de semis, rendements, volumes irrigués sont indispensables pour valider et améliorer les résultats des approches spatialisées. Or ces données sont encore trop peu nombreuses ou pas accessibles sur de grandes surfaces. Il est donc nécessaire de poursuivre la politique de partenariats, mise en place au CESBIO

#### $Conclusion\ g\acute{e}n\acute{e}rale$

via l'OSR (Observatoire spatial régional), avec les acteurs du monde agricole, tels que les coopératives, les associations d'agriculteurs, les gestionnaires privés et public de la gestion de l'eau... Ces partenariats sont indispensables si l'on veut être en mesure d'apporter des réponses aux problématiques de la gestion de l'eau à l'échelle d'un territoire.

## Bibliographie

Agreste (2011), La statistique agricole, ministère de l'agriculture et de la pèche (2011).

- Allen, R. (2000), Using the FAO-56 dual crop coefficient method over an irrigated region as part of an evapotranspiration intercomparison study, *Journal of Hydrology*, 229, 27–41.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith (1998), Crop evapotranspiration -Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and drainage paper 56, FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations, 328 pp., FAO, Rome.
- Andrade, F. E., L. A. N. Aguirrezabal, and R. H. Rizzalli (2000), Bases para el manejo del maiz, el girasol y la soja, chap. Crecimiento y rendimiento comparados, Editorial Médica Panamericana S.A.
- Andrade, F. H. (1995), Analysis of growth and yield of maize, sunflower and soybean grown at balcarce, argentina, *Field Crops Research*, 41(1), 1–12.
- Arvalis (2010), Institut du végétal, bulletin sud mai 2010, *Tech. rep.*, Arvalis institut du végétal.
- Asrar, G., M. Fuchs, E. Kanemasu, and J. Hatfield (1984), Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat, Agronomy Journal, 76, 300–306.
- Bacour, C. (2001), Contribution à la détermination des paramètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectances : analyses de sensibilité comparatives et configuration optimales, Ph.D. thesis, Université Paris 7, 228 pp.
- Bacour, C., F. Baret, D. Beal, M. Weiss, and K. Pavageau (2006), Neural network estimation of LAI, fapar, fcover and LAIxC(ab), from top of canopy meris reflectance data : Principles and validation, *Remote Sensing of Environment*, 105(4), 313–325.

- Baillarin, S., P. Gigord, and H. O. (2008), Atomatic registration of optical images, a stake for future missions : application to ortho-rectification, time series and mosaic products, 2008 Ieee International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vols 1-8, pp. 928– 931.
- Baret, F., and S. Buis (2008), Estimating canopy characteristics from remote sensing observations : Review of methods and associated problems advances in land remote sensing, *Springer Netherlands*, pp. 173–201.
- Baret, F., and G. Guyot (1991), Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment, *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3), 161–173.
- Baret, F., S. Jacquemoud, G. Guyot, and C. Leprieur (1992), Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information-content of broad bands, *Remote Sensing of Environment*, 41(2-3), 133–142.
- Baret, F., J. Clevers, and M. Steven (1995), The robustness of canopy gap fraction estimates from red and near-infrared reflectances : a comparison of approaches, *Remote Sensing of Environment*, 54, 141–151.
- Baret, F., B. de Solan, R. Lopez-Lozano, K. Ma, and M. Weiss (2010a), Gai estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5 degrees zenith angle : Theoretical considerations based on 3d architecture models and application to wheat crops, Agricultural and Forest Meteorology, 150(11), 1393–1401.
- Baret, F., M. Weiss, P. Bicheron, and B. Berthelot (2010b), Sentinel-2 msi products wp1152 algorithm theoretical basis document for product group b. version 2.10, *Tech. rep.*, INRA-EMMAH, Avignon.
- Benhadj, I. (2008), Observation spatiale de l'irrigation d'agrosystèmes semi-arides et gestion durable de la ressource en eau en plaine de marrakech., Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III, 330 pp.
- Board, J. E., and D. Maricherla (2008), Explanations for decreased harvest index with increased yield in soybean, *Crop Science*, 48(5), 1995–2002.
- Boote, K. J., J. W. Jones, and N. B. Pickering (1996), Potential uses and limitations of crop models, Agronomy Journal, 88(5), 704–716.
- Boulet, G., A. Chehbouni, I. Braud, M. Vauclin, R. Haverkamp, and C. Zammit (2000), A simple water and energy balance model designed for regionalization and remote sensing data utilization, *Agricultural and Forest Meteorology*, 105, 117–132.

- Bouman, B. A. M., H. vanKeulen, H. H. vanLaar, and R. Rabbinge (1996), The 'school of de wit' crop growth simulation models : A pedigree and historical overview, Agricultural Systems, 52(2-3), 171–198.
- Bradford, J. B., W. K. Lauenroth, and I. C. Burke (2005), The impact of cropping on primary production in the u.s. great plains, *Ecology*, 86(7), 1863–1872.
- Braud, I., A. Dantas-Antonino, M. Vauclin, J. Thony, and P. Ruelle (1995), A simple soilplant-atmosphere transfer model (sispat) development and field verification, *Journal of* hydrology, 166, 213–250.
- Bréda, N. (1994), Analyse du fonctionnement hydrique des chênes sessile (quercus petraea) et pédonculé (quercus robur) en conditions naturelles; effets des facteurs du milieu et de l'éclaircie, Ph.D. thesis, Université de Nancy, 307 pp.
- Brisson, N., and F. Levrault (2010), Livre vert du projet climator; Changement climatique, agriculture et forêt en France : simulations d'impacts sur les principales espèces, 337 pp., Ademe.
- Brisson, N., B. Mary, D. Ripoche, M. H. Jeuffroy, F. Ruget, B. Nicoullaud, P. Gate,
  F. Devienne-Barret, R. Antonioletti, C. Durr, G. Richard, N. Beaudoin, S. Recous,
  X. Tayot, D. Plenet, P. Cellier, J.-M. Machet, J. M. Meynard, and R. Delécolle (2002),
  STICS : a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. ii.
  model validation for wheat and maize, Agronomie, 22(1), 69–92.
- Brisson, N., C. Gary, E. Justes, R. Roche, B. Mary, D. Ripoche, D. Zimmer, J. Sierra, P. Bertuzzi, P. Burger, F. Bussiere, Y. M. Cabidoche, P. Cellier, P. Debaeke, J. P. Gaudillere, C. Henault, F. Maraux, B. Seguin, and H. Sinoquet (2003), An overview of the crop model stics, *European Journal of Agronomy*, 18(3-4), 309–332.
- Bsaibes, A., D. Courault, F. Baret, M. Weiss, A. Olioso, F. Jacob, O. Hagolle, O. Marloie, N. Bertrand, V. Desfond, and F. Kzemipour (2009), Albedo and LAI estimates from Formosat-2 data for crop monitoring, *Remote Sensing of Environment*, 113(4), 716–729.
- Buisson, G. (2007), Evaluation des coûts des sécheresses au niveau national, Lettre d'évaluation n° 8, février 2007 8, MEEDDAT.
- Béziat, P. (2009), Effets des conditions environnementales et des pratiques culturales sur les flux de carbone et d'eau dans les agrosystèmes, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier
  Toulouse III, 330 pp.

- Béziat, P., E. Ceschia, and G. Dedieu (2009), Carbon balance of a three crop succession over two cropland sites in south west france, Agricultural and Forest Meteorology, 149(10), 1628–1645.
- Béziat, P., V. Rivalland, T. Tallec, N. Jarosz, G. Boulet, P. Gentine, and E. Ceschia (2012), Evaluation of a simple approach for crop evapotranspiration partitioning and analysis of the water budget distribution for several crop species, *Agricultural and Forest Meteorology, soumis.*
- Cabelguenne, M., P. Debaeke, and A. Bouniols (1999), Epicphase, a version of the epic model simulating the effects of water and nitrogen stress on biomass and yield, taking account of developmental stages : validation on maize, sunflower, sorghum, soybean and winter wheat, Agricultural Systems, 60(3), 175–196.
- Carlson, T. N., and D. A. Ripley (1997), On the relation between ndvi, fractional vegetation cover, and leaf area index, *Remote Sensing of Environment*, 62(3), 241–252.
- Casadebaig, P. (2008), Analyse et modélisation des interactions génotype environnement conduite de culture : application au tournesol (helianthus annuus), Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse, 350 pp.
- Ceschia, E., P. Beziat, J. F. Dejoux, M. Aubinet, C. Bernhofer, B. Bodson, N. Buchmann, A. Carrara, P. Cellier, P. Di Tommasi, J. A. Elbers, W. Eugster, T. Gruenwald, C. M. J. Jacobs, W. W. P. Jans, M. Jones, W. Kutsch, G. Lanigan, E. Magliulo, O. Marloie, E. J. Moors, C. Moureaux, A. Olioso, B. Osborne, M. J. Sanz, M. Saunders, P. Smith, H. Soegaard, and M. Wattenbach (2010), Management effects on net ecosystem carbon and ghg budgets at european crop sites, *Agriculture Ecosystems & Environment*, 139(3), 363–383.
- Chambre régionale d'agriculture Midi-Pyrénées, . (1995), Les grands ensemble morphopédologiques de la la région midi-pyrénées.
- Chen, J., and T. Black (1991), Measuring leaf area index of plant canopies with branch architecture, Agricultural and Forest Meteorology, 57, 1–12.
- Chen, J., and T. Black (1992), Defining leaf area index for non flat leaves, *Plant, Cell and Environment*, 15, 421–429.
- Chen, X. X., L. Vierling, E. Rowell, and T. DeFelice (2004), Using lidar and effective LAI data to evaluate IKONOS and landsat 7 ETM+ vegetation cover estimates in a ponderosa pine forest, *Remote Sensing of Environment*, 91(1), 14–26.

- Chern, J. S., A. M. Wu, and S. F. Lin (2006), Lesson learned from formosat-2 mission operations, *Acta Astronautica*, 59(1-5), 344–350.
- Christensen, J. H., and O. B. Christensen (2007), A summary of the prudence model projections of changes in european climate by the end of this century, *Climatic Change*, 81, 7–30.
- CNRS (2004), Découvrir l'eau, Disponible sur : http://www.cnrs.fr/cw/dossiers/doseau.
- Courault, D., A. Bsaibes, E. Kpemlie, R. Hadria, O. Hagolle, O. Marloie, J. F. Hanocq, A. Olioso, N. Bertrand, and V. Desfonds (2008), Assessing the potentialities of formosat-2 data for water and crop monitoring at small regional scale in south-eastern france, *Sensors*, 8(5), 3460–3481.
- Damagnez, J. (1968), les bilans hydriques et énergétiques et l'étude des facteurs du milieu, in Agroclimatological method proceeding of the Redding Sym.
- Dardanelli, J. L., O. A. Bachmeier, R. Sereno, and R. Gil (1997), Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam haplustoll, *Field Crops Research*, 54(1), 29–38.
- Daughtry, C. S. T., K. P. Gallo, S. N. Goward, S. D. Prince, and W. P. Kustas (1992), Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies, *Remote Sensing of Environment*, 39(2), 141–152.
- de Wit, A. J. W., H. L. Boogaard, and C. A. van Diepen (2005), Spatial resolution of precipitation and radiation : The effect on regional crop yield forecasts, *Agricultural* and Forest Meteorology, 135(1-4), 156–168.
- de Witt, C., R. Brouwer, and F. Penning de Vries (1970), The simulation of photosynthetic systems. in : Setlik, i. (ed.), prediction and measurement of photosynthetic productivity., *Proceeding IBP/PP Technical Meeting Trebon 1969. Pudoc, Wageningen, The Nether*lands, pp. 47–50.
- Deering, D., T. Eck, and J. Otterman (1990), Bidirectional reflectances of selected desert surfaces and their three parameters soil characterization, Agricultural and Forest Meteorology, 52, 71–93.
- Demarez, V., S. Duthoit, F. Baret, M. Weiss, and G. Dedieu (2008), Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs, Agricultural and Forest Meteorology, 148(4), 644–655.

- Devonec, E., and A. P. Barros (2002), Exploring the transferability of a land-surface hydrology model, *Journal of Hydrology*, 265(1-4), 258–282.
- Dolman, A. J., J. Noilhan, P. Durand, C. Sarrat, A. Brut, B. Piguet, A. Butet, N. Jarosz, Y. Brunet, D. Loustau, E. Lamaud, L. Tolk, R. Ronda, F. Miglietta, B. Gioli, V. Magliulo, M. Esposito, C. Gerbig, S. rner, P. Glademard, M. Ramonet, P. Ciais, B. Neininger, R. W. A. Hutjes, J. A. Elbers, R. Macatangay, O. Schrems, G. rez Landa, M. J. Sanz, Y. Scholz, G. Facon, E. Ceschia, and P. Béziat (2006), The carboeurope regional experiment strategy, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87(10), 1367–1379.
- Dong, J. R., R. K. Kaufmann, R. B. Myneni, C. J. Tucker, P. E. Kauppi, J. Liski, W. Buermann, V. Alexeyev, and M. K. Hughes (2003), Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass : carbon pools, sources, and sinks, *Remote Sensing of Environment*, 84(3), 393–410.
- Drouet, J. L., and L. Pages (2003), Graal : a model of growth, architecture and carbon allocation during the vegetative phase of the whole maize plant model description and parameterisation, *Ecological Modelling*, 165(2-3), 147–173.
- Duchaufour, P. (1997), Abrégé de pédologie : sol, végétation, environnement, Col. abrégés.
- Duchemin, B. (1999), NOAA/AVHRR bidirectional reflectance : Modeling and application for the monitoring of a temperate forest, *Remote Sensing of Environment*, 67(1), 51–67.
- Duchemin, B., G. Boulet, P. Maisongrande, I. Benhadj, R. Hadria, S. Khabba, A. Chehbouni, and A. Olioso (2005), Un modèle simplifié pour l'estimation du bilan hydrique et du rendement de cultures céréalière en milieu semi-aride., Deuxième Congrés Méditerranéen "Ressources en Eau dans le Bassin Méditerranéen". Marrakech (Maroc). 14-17 Novembre 2005.
- Duchemin, B., R. Hadria, S. Erraki, G. Boulet, P. Maisongrande, A. Chehbouni, R. Escadafal, J. Ezzahar, J. C. B. Hoedjes, M. H. Kharrou, S. Khabba, B. Mougenot, A. Olioso, J. C. Rodriguez, and V. Simonneaux (2006), Monitoring wheat phenology and irrigation in central morocco : On the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices, *Agricultural Water Management*, 79(1), 1–27.
- Duchemin, B., O. Hagolle, B. Mougenot, I. Benhadj, R. Hadria, V. Simonneaux, J. Ezzahar, J. Hoedjes, S. Khabba, M. H. Kharrou, G. Boulet, G. Dedieu, S. Er-Raki, R. Escadafal, A. Olioso, and A. G. Chehbouni (2008a), Agrometerological study of semi-arid

areas : an experiment for analysing the potential of time series of FORMOSAT-2 images (tensift-marrakech plain), *International Journal of Remote Sensing*, 29(17-18), 5291–5300.

- Duchemin, B., P. Maisongrande, G. Boulet, and I. Benhadj (2008b), A simple algorithm for yield estimates : Evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with green leaf area index, *Environmental Modelling & Software*, 23, 876–892.
- Ducrocq, M. (1987), Les bases de l'irrigation, Editions scientifiques universitaires, Mkalles-Mar Roukoz, BP 1514-Beyrouth (Liban).
- Dufréne, E., and N. Bréda (1995), Estimation of deciduous forest leaf area index using direct and indirect methods, *Oecologica*, 104, 156–162.
- Durand, Y., E. Brun, L. Mérindol, G. Guyomarc'h, B. Lesaffre, and E. Martin (1993), A meteorological estimation of relevant parameters for snow models.
- Duthoit, S. (2006), prise en compte de l'agrégation des cultures dans la simulation du transfert radiatif : importance pour l'estimation de l'indice foliaire (lai) de la parcelle au payasage, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier Toulouse III, 200 pp.
- Duveiller, G., M. Weiss, F. Baret, and P. Defourny (2011), Retrieving wheat green area index during the growing season from optical time series measurements based on neural network radiative transfer inversion, *Remote Sensing of Environment*, 115(3), 887–896.
- Faivre, R., D. Leenhardt, M. Voltz, M. Benoit, F. Papy, G. Dedieu, and D. Wallach (2004), Spatialising crop models, Agronomie, 24(4), 205–217.
- Fieuzal, R., B. Duchemin, L. Jarlan, M. Zribi, F. Baup, O. Merlin, G. Dedieu, J. Garatuza-Payan, C. Watt, and A. Chehbouni (2011), Combined use of optical and radar satellite data for the monitoring of irrigation and soil moisture of wheat crops, *Hydrology and Earth System Sciences*, 7(4), 6207–6242.
- Fjortoft, R., A. Lopes, J. Bruniquel, and P. Marthon (1999), Optimal edge detection and edge localization in complex sar images with correlated speckle, *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5), 2272–2281.
- Flenet, F., J. R. Kiniry, J. E. Board, M. E. Westgate, and D. C. Reicosky (1996), Row spacing effects on light extinction coefficients of corn, sorghum, soybean, and sunflower, *Agronomy Journal*, 88(2), 185–190.

- Frazer, G., C. Canham, and K. Lertzman (1999), Gap light analyzer (gla), version 2.0 : Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-color fisheye photographs, users manual and program documentation, copyright : 1999 : Simon fraser university, burnaby, british columbia and the institute of ecosystem studies.
- Gao, W. (1993), A simple bidirectional-reflectance model applied to a tallgrass canopy, *Remote Sensing of Environment*, 45(2), 209–224.
- Garrigues, S., R. Lacaze, F. Baret, J. T. Morisette, M. Weiss, J. E. Nickeson, R. Fernandes, S. Plummer, N. V. Shabanov, R. B. Myneni, Y. Knyazikhin, and W. Yang (2008), Validation and intercomparison of global leaf area index products derived from remote sensing data, *Journal of Geophysical Research-Biogeosciences*, 113(G2).
- Gastellu-Etchegorry, J.-P., V. Demarez, V. Pinel, and F. Zagolski (1996), Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies, *Remote Sensing of Environment*, 58, 131–156.
- Gastellu-Etchegorry, J. P., P. Guillevic, F. Zagolski, V. Demarez, V. Trichon, D. Deering, and M. Leroy (1999), Modeling brf and radiation regime of boreal and tropical forests :
  I. brf, *Remote Sensing of Environment*, 68(3), 281–316.
- Gentine, P., D. Entekhabi, A. Chehbouni, G. Boulet, and B. Duchemin (2007), Analysis of evaporative fraction diurnal behaviour, *Agricultural and Forest Meteorology*, 143(1-2), 13–29.
- GIEC (2007), Bilan 2007 des changements climatiques. contribution des groupes de travail i, ii et iii au quatriéme rapport d'évaluation du groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat, *Tech. rep.*, GIEC.
- Gilabert, M. A., S. Gandia, and J. Melia (1996), Analyses of spectral biophysical relationships for a corn canopy, *Remote Sensing of Environment*, 55(1), 11–20.
- Gong, P., R. L. Pu, and J. R. Miller (1995), Coniferous forest leaf-area index estimation along the oregon transect using compact airborne spectrographic imager data, *Photo-grammetric Engineering and Remote Sensing*, 61(9), 1107–1117.
- Gonzalez Sanpedro, M. (2008), Optical and radar remote sensing applied to agricultural areas in europe, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier Toulouse III.
- Goudriaan, J. (1977), Crop micrometeorology : A simulation study, Pudoc, Wageningen.

- Gutman, G., and A. Ignatov (1995), Global land monitoring from avhrr potential and limitations, *International Journal of Remote Sensing*, 16(13), 2301–2309.
- Hadria, R., B. Duchemin, F. Baup, T. Le Toan, A. Bouvet, G. Dedieu, and M. Le Page (2009), Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations : Case study in central morocco, Agricultural Water Management, 96(7), 1120–1127.
- Hadria, R., B. Duchemin, L. Jarlan, G. Dedieu, F. Baup, S. Khabba, A. Olioso, and T. Le Toan (2010), Potentiality of optical and radar satellite data at high spatiotemporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in morocco, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, S32–S37.
- Hagolle, O., G. Dedieu, B. Mougenot, V. Debaecker, B. Duchemin, and A. Meygret (2008), Correction of aerosol effects on multi-temporal images acquired with constant viewing angles : Application to Formosat-2 images, *Remote Sensing of Environment*, 112(4), 1689–1701.
- Hagolle, O., M. Huc, D. V. Pascual, and G. Dedieu (2010), A multi-temporal method for cloud detection, applied to formosat-2, ven µs, landsat and sentinel-2 images, *Remote Sensing of Environment*, 114(8), 1747–1755.
- Huete, A. R. (1988), A soil-adjusted vegetation index (SAVI), Remote Sensing of Environment, 25(3), 295–309.
- Hutchinson, J. J., C. A. Campbell, and R. L. Desjardins (2007), Some perspectives on carbon sequestration in agriculture, *Agricultural and Forest Meteorology*, 142(2-4), 288– 302.
- ICRAF-ISRIC (2010), A globally distributed soil spectral library : Visible near infrared diffuse reflectance spectra. world agroforestry centre (icraf) and isric - world soil information., Disponible sur : http://africasoils.net/data/ICRAF-ISRICspectra.
- Idbraim, S. (2009), Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications à la cartographie thématique de la région d'agadir (maroc), Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III, 260 pp.
- Jacquemoud, S. (1992), Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux : développement d'un modèle de réflectance spectrale, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III, 380 pp.

- Jacquemoud, S., W. Verhoef, F. Baret, C. Bacour, P. J. Zarco-Tejada, G. P. Asner, C. Francois, and S. L. Ustin (2009), Prospect plus sail models : A review of use for vegetation characterization, *Remote Sensing of Environment*, 113, S56–S66.
- Jamieson, P., J. Porter, J. Goudriaan, J. Ritchie, H. van Keulen, and W. Stol (1998), A comparison of the models afrewheat2, ceres-wheat, sirius, sucros2 and swheat with measurements from wheat grown under drought, *Field Crops Research*, 55, 23–44.
- Jego, G., E. Pattey, G. Bourgeois, M. J. Morrison, C. F. Drury, N. Tremblay, and G. Tremblay (2010), Calibration and performance evaluation of soybean and spring wheat cultivars using the stics crop model in eastern canada, *Field Crops Research*, 117(2-3), 183–196.
- Jonckheere, I., S. Fleck, K. Nackaerts, B. Muysa, P. Coppin, M. Weiss, and F. Baret (2004a), Review of methods for in situ leaf area index determination. part i. theories, sensors and hemispherical photography, *Agricultural and Forest Meteorology*, 121, 19–35.
- Jonckheere, I., B. Muys, and P. Coppin (2004b), Optimalization of in-situ LAI determination by means of hemispherical photography, *Commun Agric Appl Biol Sci*, 69(2), 19–22.
- Jupp, D. L., J. Walker, and L. Penridge (1986), Interpretation of vegetation structure in landsat mss imagery : a cas study in disterbed semi-arid eucalypt woodland. part 2 : Model-based analysis, *Journal of Environmental Management*, 23, 35–57.
- Kang, S., B. Gu, T. Du, and J. Zhang (2003), Crop coefficient and ratio of transpiration to evapotranspiration of winter wheat and maize in a semi-humid region, Agricultural and Forest Meteorology, 59, 239–254.
- Kassam, A., and M. Smith (2001), Fao methodologies on crop water use and crop water productivity, *Expert Meeting on Crop Water Productivity ROME*, 3 To 5 December 2001. PAPER NO CWP-M07.
- Katerji, N., and M. Hallaire (1984), Explicative model of water transfert in the plant and daily evolution of leaf potential, Les besoins en eau des cultures, Conférence internationale Paris, 11/14 Septembre.
- Katerji, N., and G. Rana (2006), Modelling evapotranspiration of six irrigated crops under mediterranean climate conditions, Agricultural and Forest Meteorology, 138(1-4), 142– 155.

- Kruse, F. A., A. B. Lefkoff, J. W. Boardman, K. B. Heidebrecht, A. T. Shapiro, P. J. Barloon, and A. F. H. Goetz (1993), The spectral image-processing system (sips) interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data, *Remote Sensing of Environment*, 44(2-3), 145–163.
- Kucharik, C., J. Norman, L. Murdock, and S. Gower (1997), Characterizing canopy non randomness with a multiband vegetation imager (mvi), *Journal of Geophysical Research*, 102(D24), 29,455–29,473.
- Lagarias, J. C., J. A. Reeds, M. H. Wright, and P. E. Wright (1998), Convergence properties of the nelder-mead simplex method in low dimensions, SIAM Journal on Optimization, 9(1), 112–147.
- Leblanc, S., J. M. Chen, and M. Kwong (2002), Tracing radiation and architecture of canopies. trac manual, version 2.1, Natural Resources Canada, 2.1, 1–25.
- Lecoeur, J., R. Poire-Lassus, A. Christophe, B. Pallas, P. Casadebaig, P. Debaeke, F. Vear, and L. Guilioni (2011), Quantifying physiological determinants of genetic variation for yield potential in sunflower. sunflo : a model-based analysis, *Functional Plant Biology*, 38(3), 246–259.
- Lehner, B., G. Czisch, and S. Vassolo (2005), The impact of global change on the hydropower potential of europe : a model-based analysis, *Energy Policy*, 33(7), 839–855.
- Leshno, M., V. Y. Lin, A. Pinkus, and S. Schocken (1993), Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function, *Neural Networks*, 6(6), 861–867.
- Li, X., and A. Strahler (1985), Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *GE-23*, 705–721.
- Lindquist, J. L., T. J. Arkebauer, D. T. Walters, K. G. Cassman, and A. Dobermann (2005), Maize radiation use efficiency under optimal growth conditions, *Agronomy Jour*nal, 97(1), 72–78.
- Liu, J. G., E. Pattey, J. R. Miller, H. McNairn, A. Smith, and B. X. Hu (2010), Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model, *Remote Sensing of Environment*, 114(6), 1167–1177.
- Lobell, D. B., G. P. Asner, J. I. Ortiz-Monasterio, and T. L. Benning (2003), Remote sensing of regional crop production in the yaqui valley, mexico : estimates and uncertainties, *Agriculture Ecosystems & Environment*, 94(2), 205–220.

- Loseen, D., E. Mougin, S. Rambal, A. Gaston, and P. Hiernaux (1995), A regional sahelian grassland model to be coupled with multispectral satellite data .2. toward the control of its simulations by remotely-sensed indexes, *Remote Sensing of Environment*, 52(3), 194–206.
- Maas, S. J. (1993), Parametrized model of gramineous crop growth : I. leaf area and dry mass simulation, Agronomy Journal, 85, 348–353.
- Marek, T. H., A. D. Schneider, T. A. Howell, and L. L. Ebeling (1988), Design and construction of large weighing monolithic lysimeters, *Transactions of the Asae*, 31(2), 477–484.
- Monsi, M., and T. Saeki (1953), Über den lichtfaktor in den pflanzengesellschaften und seine bedeutung für die stoffproduktion, *Japanese Journal of Botany*, 14.
- Monteith, J. L. (1972), Solar radiation and productivity in tropical ecosystems, *Journal* of Applied Ecology, 9, 747–766.
- Moulin, S., A. Bondeau, and R. Delecolle (1998), Combining agricultural crop models and satellite observations : from field to regional scales, *International Journal of Remote* Sensing, 19(6), 1021–1036.
- Myneni, R., and D. Williams (1994a), On the relationship between fapar and ndvi, *Remote Sensing of Environment*, 49, 200–211.
- Myneni, R., G. Asrar, E. Kanemasu, D. Lawlor, and I. Impens (1986), Canopy architecture, irradiance distribution on leaf surfaces and consequent photosynthetic efficiencies in heterogeneous plant canopies. part 1. theoretical considerations, Agricultural and Forest Meteorology, 37, 189–204.
- Myneni, R. B., and D. L. Williams (1994b), On the relationship between fapar and ndvi, *Remote Sensing of Environment*, 49(3), 200–211.
- Myneni, R. B., F. G. Hall, P. J. Sellers, and A. L. Marshak (1995), The interpretation of spectral vegetation indexes, *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), 481–486.
- Najac, J., N. Kitova, J. Vidal, J. Soubeyroux, and E. Martin (2010), Caractérisation des sécheresses en france au cours du xxiéme siècle, in 23iéme Colloque de l'Association Internationale de Climatologie.
- Nilson, T. (1971), Inversion of the frequency of gaps in plant stands, Agricultural and Forest Meteorology, 8, 25–38.

- Noilhan, J., and S. Planton (1989), A simple parameterisation of land surface processes for meteorological models, *Monthly Weather Review*, 117, 536–549.
- 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(3), 341–356.
- Otterman, J., and G. Weiss (1984), Reflection from a field of randomly located vertical protusions, *Applied optics*, 23(12), 1931–1936.
- Pepper, G. E., R. B. Pearce, and J. J. Mock (1977), Leaf orientation and yield of maize, Crop Science, 17(6), 883–886.
- Picard, R. R., and R. D. Cook (1984), Cross-validation of regression-models, Journal of the American Statistical Association, 79(387), 575–583.
- Prince, S. D. (1991), Satellite remote-sensing of primary production comparison of results for sahelian grasslands 1981-1988, *International Journal of Remote Sensing*, 12(6), 1301–1311.
- Quintana-Segui, P., P. Le Moigne, Y. Durand, E. Martin, F. Habets, M. Baillon, C. Canellas, L. Franchisteguy, and S. Morel (2008), Analysis of near-surface atmospheric variables : Validation of the safran analysis over france, *Journal of Applied Meteorology* and Climatology, 47(1), 92–107.
- Ross, J. (1981), The radiation regime and architecture of plant stands, Tasks for Vegetation Science, Vol. 3, vol. 3, 391 pp., Springer, The Hague.
- Sakamoto, T., B. D. Wardlow, A. A. Gitelson, S. B. Verma, A. E. Suyker, and T. J. Arkebauer (2010), A two-step filtering approach for detecting maize and soybean phenology with time-series modis data, *Remote Sensing of Environment*, 114(10), 2146–2159.
- Saxton, K. E., W. J. Rawls, J. S. Romberger, and R. I. Papendick (1986), Estimating generalized soil-water characteristics from texture, *Soil Science Society of America Journal*, 50(4), 1031–1036.
- Sinclair, T. R., and N. G. Seligman (1996), Crop modeling : From infancy to maturity, Agronomy Journal, 88(5), 698–704.
- Soubeyroux, J. M., J. P. Vidal, M. Baillon, M. Blanchard, J. P. Ceron, L. Franchisteguy, F. Regimbeau, E. Martin, and J. C. Vincendon (2010), Characterizing and forecasting droughts and low-flows in france with the safran-isba-modcou hydrometeorological suite, *Houille Blanche-Revue Internationale De l'Eau*, 1(5), 30–39.

- Suits, G. (1972), The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy, Remote Sensing of Environment, 2, 117–125.
- Ta, C. T., and R. T. Weiland (1992), Nitrogen partitioning in maize during ear development, Crop Science, 32(2), 443–451.
- Tourino Soto, I. (2005), Mise en relation de la cartographie du rendement avec la distribution spatiale de l'état de surface du sol observée par télédétection., Ph.D. thesis, Institut national polytechnique de Toulouse, 300 pp.
- Tucker, C. J., and P. J. Sellers (1986), Satellite remote-sensing of primary production, International Journal of Remote Sensing, 7(11), 1395–1416.
- Tucker, C. J., C. Vanpraet, E. Boerwinkel, and A. Gaston (1983), Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the senegalese sahel, *Remote Sensing of Environment*, 13(6), 461–474.
- Varella, H., M. Guerif, S. Buis, and N. Beaudoin (2010), Soil properties estimation by inversion of a crop model and observations on crops improves the prediction of agroenvironmental variables, *European Journal of Agronomy*, 33(2), 139–147.
- Varlet-Grancher, C., R. Bonhomme, M. Chartier, and P. Artis (1982), Efficience de la conversion de l'énergie solaire par un couvert végétal, Acta Oecologia, Oecologia Plantarum, 17, 3–26.
- Verger, A., B. Martinez, F. Camacho-de Coca, and F. J. Garcia-Haro (2009), Accuracy assessment of fraction of vegetation cover and leaf area index estimates from pragmatic methods in a cropland area, *International Journal of Remote Sensing*, 30(10), 2685– 2704.
- Verger, A., F. Baret, and F. Camacho (2011), Optimal modalities for radiative transferneural network estimation of canopy biophysical characteristics : Evaluation over an agricultural area with chris/proba observations, *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 415–426.
- Verhoef, W. (1984), Light scattering by leaf layers with applications to canopy reflectance modeling : the sail model, *Remote Sensing of Environment*, 16, 125–141.
- Verstraete, M., B. Pinty, and R. Myneni (1996), Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing, *Remote Sensing of Environment*, 58, 201–214.

- Walter, J. (1989), Cimes : A package of programs for the assessment of canopy geometry through hemispherical photographs. manual, Université Louis Pasteur, Institut de Botanique, Strasbourg. Institut de recherches pour le développement Cayenne.
- Walthall, C., W. Dulaney, M. Anderson, J. Norman, H. L. Fang, and S. L. Liang (2004), A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from landsat etm+ imagery, *Remote Sensing of Environment*, 92(4), 465–474.
- Weiss, M. (1998), Développement d'un algorithme de suivi de la végétation a large échelle, Ph.D. thesis, Université de Sophia Antipolis, 300 pp.
- Weiss, M., and F. Baret (2010), Venus biophysical variable products algorithm theoretical basis document. version 1.0., *Tech. rep.*, INRA-EMMAH, Avignon.
- Weiss, M., F. Baret, M. Leroy, O. Hautecoeur, L. Prévot, and N. Bruguier (2000), Validation of neural network techniques for the estimation of canopy biophysical variables from vegetation data, vegetation, *Tech. rep.*, INRA-EMMAH, Avignon.
- Weiss, M., F. Baret, G. J. Smith, I. Jonckheere, and P. Coppin (2004), Review of methods for in situ leaf area index (lai) determination part ii. estimation of LAI, errors and sampling, Agricultural and Forest Meteorology, 121(1-2), 37–53.
- Weiss, M., F. Baret, S. Garrigues, and R. Lacaze (2007), LAI and fapar CYCLOPES global products derived from VEGETATION. part 2 : validation and comparison with MODIS collection 4 products, *Remote Sensing of Environment*, 110(3), 317–331.
- Welles, J. (1990), Some indirect method of estimating canopy structure, *Remote Sensing Revue*, 5, 31–43.
- Welles, J., and J. Norman (1991), Instrument for indirect measurement of canopy architecture, Agronomy Journal, 83(5), 818–825.
- Wessels, K. J., S. D. Prince, N. Zambatis, S. Macfadyen, P. E. Frost, and D. Van Zyl (2006), Relationship between herbaceous biomass and 1-km(2) advanced very high resolution radiometer (avhrr) ndvi in kruger national park, south africa, *International Journal of Remote Sensing*, 27(5-6), 951–973.
- Wiegand, C. L., and A. J. Richardson (1990), Use of spectral vegetation indexes to infer leaf-area, evapotranspiration and yield .1. rationale, *Agronomy Journal*, 82(3), 623–629.

- Wylie, B. K., J. A. Harrington, S. D. Prince, and I. Denda (1991), Satellite and groundbased pasture production assessment in niger - 1986-1988, International Journal of Remote Sensing, 12(6), 1281–1300.
- Xevi, E., J. Gilley, and J. Feyen (1996), Comparative study of two crop yield simulation models, Agricultural Water Management, 30(2), 155–173.

## Annexe A

# Article soumis et accépté à *Remote Sensing of Environment*

Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

### Remote Sensing of Environment



journal homepage: www.elsevier.com/locate/rse

# Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data

Martin Claverie<sup>\*</sup>, Valérie Demarez, Benoît Duchemin, Olivier Hagolle, Danielle Ducrot, Claire Marais-Sicre, Jean-François Dejoux, Mireille Huc, Pascal Keravec, Pierre Béziat, Remy Fieuzal, Eric Ceschia, Gérard Dedieu

CESBIO, Unité mixte CNES-CNRS-IRD-UPS, 18, avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 4, France

#### ARTICLE INFO

Article history: Received 2 August 2011 Received in revised form 6 April 2012 Accepted 7 April 2012 Available online xxxx

Keywords: High spatial and temporal resolution remote sensing data Formosat-2 Multitemporal green area index Dry aboveground biomass Crop model Light-use efficiency LUE Maize Sunflower

#### ABSTRACT

The recent availability of high spatial and temporal resolution (HSTR) remote sensing data (Formosat-2, and future missions of Venus and Sentinel-2) offers new opportunities for crop monitoring. In this context, we investigated the perspective offered by coupling a simple algorithm for yield estimate (SAFY) with the Formosat-2 data to estimate crop production over large areas. With a limited number of input parameters, the SAFY model enables the simulation of time series of green area index (GAI) and dry aboveground biomass (DAM). From 2006 to 2009, 95 Formosat-2 images (8 m, 1 day revisit) were acquired for a 24×24 km<sup>2</sup> area southwest of Toulouse, France. This study focused on two summer crops: irrigated maize (Zea mays) and sunflower (Helianthus annuus). Green area index (GAI) time series were deduced from Formosat-2 NDVI time series and were used to calibrate six major parameters of the SAFY model. Four of those parameters (partition-to-leaf and senescence function parameters) were calibrated per crop type based on the very dense 2006 Formosat-2 data set. The retrieved values of these parameters were consistent with the in situ observations and a literature review. Two of the major parameters of the SAFY model (emergence day and effective light-use efficiency) were calibrated per field relative to crop management practices. The estimated effective light-use efficiency values highlighted the distinction between the C4 (maize) and C3 (sunflower) plants, and were linked to the reduction of the photosynthesis rate due to water stress. The model was able to reproduce a large set of GAI temporal shapes, which were related to various phenological behaviours and to crop type. The biomass was well estimated (relative error of 28%), especially considering that biomass measurements were not used for the calibration. The grain yields were also simulated using harvest index coefficients and were compared with grain yield statistics from the French Agricultural Statistics for the department of Haute-Garonne. The inter-annual variation in the simulated grain yields of sunflower was consistent with the reported variation. For maize, significant discrepancies were observed with the reported statistics.

© 2012 Elsevier Inc. All rights reserved.

#### 1. Introduction

Soil carbon sequestration has been identified by the Intergovernmental Panel on Climate Change as one of the options for the mitigation of greenhouse gases (Hutchinson et al., 2004). Agricultural lands cover approximately 35% of the land surfaces and through photosynthesis and biomass production, agriculture can act as carbon sinks (Ceschia et al., 2010; Kutsch et al., 2010). However, many factors impact photosynthesis, including crop type, crop management practices, soil properties and climate. Thus, crop production is highly variable in both space and time. This variability should be quantified to improve the management of agricultural lands and to refine regional carbon balance estimates.

Land surfaces have been studied for many years using remote sensing reflectances and vegetation indices (Asrar et al., 1984; Baret & Guyot, 1991; Basso et al., 2001; Bastiaanssen et al., 2000; Duchemin et al., 2008a; Faivre et al., 2004; Moulin et al., 1998; Pinter et al., 2003; Scotford & Miller, 2005). Crop fields of South-West of France are often of small size and they experience high temporal dynamics due to plant growth and management practices (soil tillage, sowing, irrigation and harvest). Remote sensing satellites providing high frequency observations at a high spatial resolution are thus well designed to monitor cropping systems. Until recently, high spatial and temporal resolutions have not been attainable because of technological limitations. Currently, the Formosat-2 Taiwanese satellite has the unique capability of taking daily images at 8 m spatial resolution with a constant viewing angle (Chern et al., 2006). The high temporal resolution of the monodirectional Formosat-2 data allows the acquisition of very accurate surface reflectances and vegetation indices time series (Hagolle et al., 2008, 2010).

Previously, only a small number of agro-meteorological studies have been performed using both high spatial and temporal resolution images

<sup>\*</sup> Corresponding author at: Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère, Address: CESBIO, 18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 4, France. Tel.: + 33 561558543; fax: + 33 561558500.

E-mail address: martin.claverie@gmail.com (M. Claverie).

<sup>0034-4257/\$ –</sup> see front matter 0 2012 Elsevier Inc. All rights reserved. doi:10.1016/j.rse.2012.04.005

2

## **ARTICLE IN PRESS**

with constant viewing angles such as Formosat-2 data. Duchemin et al. (2008a) have presented a preliminary evidence of the usefulness of such data for land use mapping and agricultural water management for wheat crops in Morocco. Numerous studies (Bsaibes et al., 2009; Courault et al., 2008; Fieuzal et al., 2011; Hadria et al., 2010) have shown its utility for capturing the spatiotemporal variability of two key biophysical variables: albedo and green leaf area index. Hadria et al. (2009) have demonstrated the convenience of this type of data for the detection of agricultural operations such as ploughing or irrigation at the beginning of the cropping season. In this study, we analysed the potential for the use of high spatial and temporal resolution images to provide regular estimates of crop production over large areas. We used Formosat-2 data in combination with a simple algorithm for yield estimate (SAFY, Duchemin et al., 2008b).

Crop models were originally designed to simulate crop growth on agricultural fields where soil, climate and agricultural practices were well known and spatially homogeneous. They have been used in a wide range of agro-environmental issues. However, the application of crop models over large areas is still challenging because the soil properties, the climatic variables and the agricultural practices are highly variable in space and time (Boote et al., 1996; Faivre et al., 2004; Moulin et al., 1998; Wit de et al., 2005). In confronting this challenge, we have distinguished three categories of crop models:

- i) Complex models that simulate a large set of agro-environmental variables through the description of numerous coupled phenological and physiological processes, such as photosynthesis, respiration, evapotranspiration and nitrogen uptake (e.g., AFRC-WHEAT2, CERES, Sirius, SUCROS2, STICS, SWHEAT, see Jamieson et al., 1998 and Brisson et al., 2003 for reviews). These models require a large number of parameters and input data. This information may be available during scientific experiments, or it may be available from some farmers at a local scale, but it is generally not available over large areas.
- ii) In contrast, very simple models calculate biomass as an empirical sum of vegetation indices derived from remote sensing observations (Dong et al., 2003; Tucker & Sellers, 1986; Wessels et al., 2006). These models are all based on the light-use efficiency (LUE) theory (Monteith, 1977). These models are uncomplicated to parameterise over large areas using time series of remote sensing data with low spatial resolution data acquired at 10-day or monthly intervals. They provide estimates of net primary production for natural ecosystems such as forests (e.g., Dong et al., 2003) or grasslands (e.g., Loseen et al., 1995; Prince, 1991; Tucker et al., 1983; Wylie et al., 1991). However, these models appear less suited for crop monitoring because they do not accurately account for crop type and management (Faivre et al., 2004).
- iii) The third category of crop models gathers the descriptions of the main biophysical processes (biomass accumulation, leaf partition, leaf senescence,...) and empirical parameterisations. These models combine the LUE theory with a simulation of the successive plant phenological stages. This semi-empirical approach, in which the number of formalisms and parameters is limited, enables studies over larger areas. Maas (1993) has demonstrated the value of such a model for simulating time series of leaf area index and dry aboveground biomass for maize and wheat crops. Lobell et al. (2003) and Liu et al. (2010), who worked on the combination of such semiempirical models and remote sensing data, have underlined the need for high temporal and spatial resolution satellite data to improve model predictions.

The SAFY model (Duchemin et al., 2008b) belongs to this third category of semi-empirical models. It was specifically designed for large-scale studies because it describes the main biophysical processes using climatic data. Previous studies have shown that the SAFY model, once calibrated with green leaf area index time series, resulted in accurate estimates of dry aboveground biomass for irrigated wheat cultivated in semi-arid regions (Duchemin et al., 2008a; Fieuzal et al., 2011; Hadria et al., 2009).

The objective of this study was to evaluate the coupling between high spatial and temporal resolutions remote sensing data with a simple crop model to estimate crop production at regional scale. An example is shown using Formosat-2 images combined with the SAFY model applied to sunflower (*Helianthus annuus*) and maize (*Zea mays*) in southwest France. The experiment was performed during four successive agricultural seasons (2006–2009) with a focus on maize and sunflower crops, which are the two dominant summer crops cultivated in the southwest of France. Time series of Formosat-2 observations were used to calibrate parameters of the SAFY model over a region covering approximately 600 km<sup>2</sup>. Evaluation of the model used an in situ data set collected from 2006 to 2009 and regional grain yield statistics.

#### 2. Materials and methods

#### 2.1. Study area

The study area is a  $24 \times 24$  km<sup>2</sup> area located near Toulouse, in southwest France (1°10′ E, 43°27′ N, Fig. 1). The climate is temperate continental with hot (daily mean temperature approximately 22.5 °C) and dry (38 mm/month of rainfall) summers. Arable lands cover up to 60% of the study area, of which 40% is cultivated during summer, predominantly with irrigated maize (grain and silage) and sunflower crops. The southeastern and the western parts of the study area are hilly landscapes with small fields (approximately 10 ha); the centre of the study area, near the Garonne River, is nearly flat with larger fields (approximately 25 ha).

In the study area, maize fields are sown from mid-April to beginning of June, and last until September–October. Most of maize fields are irrigated during hottest month (July and August). Sunflower fields are sown from end of March to end of June and are mainly nonirrigated.

#### 2.2. Field data

The study was performed during from 2006 to 2009 on maize and sunflower crops. Four types of in situ data were measured: the dry aboveground biomass (DAM), the specific leaf area (SLA), the green area index (GAI) and the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR). The DAM and the SLA were estimated with a destructive method. The GAI and the FAPAR were estimated from hemispherical photographs.

The main characteristics of the field measurements are shown in Fig. 1 and Table 1. Two protocols were used to collect the data:

(i) Transect sampling protocol: the measurements of DAM were performed from 2006 to 2008 along two transects crossing the field. This protocol was applied in two fields belonging to the CarboEurope-IP Regional experiment (Dolman et al., 2006). These two fields are hereafter referred to as "Lamothe" and "Auradé". They belong to an experimental farm managed by the Purpan Engineering School and to a farmers association (http://www.agriculteurs-aurade.fr/). Thirty plants were harvested 6 to 9 times per growing season (Table 1). For each plant, leaf biomasses were measured independently and leaf areas were measured using a planimeter (Licor 3100 Lincoln Inc., Nebraska) in order to derive the specific leaf area (SLA).

(ii) Elementary sampling unit (ESU) protocol: the measurements of DAM, GAI and FAPAR were performed within a 20 m sided square area. Eleven fields located near the "Lamothe" farm were sampled (back squares in Fig. 1 and Table 1). These fields are hereafter referred to as the ESU fields. The locations of the ESUs were recorded with a GPS. GAI and FAPAR were measured in 2008 using digital

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



**Fig. 1.** The study area as observed in a Formosat-2 image in July 2008. The areas where field data were collected are shown in a) and b) frames; the black symbols indicate the locations of the elementary sampling units (11 ESUs near Lamothe), and the blue disks indicate the fields for which the farmers provided grain yield data (12 fields near Lamothe, 16 fields near Auradé). The so-called Lamothe (frame c) and Auradé (frame d) fields (delimited with black lines) are experimental fields that belong to the CarboEurope-IP experiment; biomass measurements were performed along transects (in yellow). Black crosses indicate the SAFRAN meteorological grid. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

hemispherical photographs (DHPs). Each ESU was sampled with 13 DHPs applying the VALERI spatial sampling protocol (http://w3. avignon.inra.fr/valeri). The in situ data were collected 7 to 10 times during the growing season, yielding to 23 GAI and FAPAR estimations for maize and 19 for sunflower (Table 1). The DAM was estimated from 10 plants collected near the ESUs in 2008 and 2009, leading to 14 DAM estimations for maize and 11 for sunflower. In 2009, only one biomass measurement was performed per ESU during the growing season.

The concept of green area index (GAI, Baret et al., 2010) corresponds to the photosynthetically active plant area without organ distinctions. It is related to FAPAR and can be derived from DHPs. In our study, the DHPs were taken with a Nikon CoolPix 8400 camera equipped with a FC-E8 fisheye lens. The camera was put at the top of a pole to keep the viewing direction (looking downward) and the canopy-to-sensor distance constant (~1.5 m) throughout the growing season. This protocol allowed the reduction of errors in the directional gap fraction estimates and thus in the FAPAR and GAI

#### Table 1

In situ measurements data description, including crop type, year of in situ measurements, and number of data collected for GAI, FAPAR and DAM. The sampling scheme is given in the two last columns: ESU (with the number of sampled field under bracket) or transect (Lamothe and Auradé). GAI and FAPAR were estimated from hemispherical photographs and DAM was estimated from destructive measurements.

Crop type	Year	GAI/FAPAR	DAM
Maize	2006		Lamothe: 6
	2008	ESU (3): 23	ESU (1): 9
			Lamothe: 6
	2009		ESU (5): 5
Sunflower	2007		Auradé: 7
	2008	ESU (2): 19	ESU (2): 9
	2009		ESU (2): 2

estimates (Demarez et al., 2008). The DHP were processed using CAN-EYE V5 (http://www4.paca.inra.fr/can-eye), which provides estimates of the daily FAPAR and of the "effective" and "true" GAI (Baret et al., 2010; Demarez et al., 2008). In this study, we used the effective GAI (GAI<sub>eff-CAN-EYE</sub>), which is highly correlated with remote sensing observations and the daily FAPAR (FAPAR<sub>daily,CAN-EYE</sub>).

In addition to these measurements, several farmers provided grain yield estimates for maize (4 estimates) and sunflower (37 estimates) for 12 fields located near Lamothe and for 16 fields located near Auradé (blue disks in Fig. 1).

#### 2.3. Meteorological data

Meteorological data were generated by the mesoscale atmospheric analysis system SAFRAN, which is operational at Météo-France (Durand et al., 1993). Among other variables, SAFRAN simulates air temperature at 2 m above the ground (Ta), incoming global radiation (Rg) and precipitation (P) based on a combination of measurements (weather stations) and modelling. The data are available every 6 h over a grid with an 8 km spatial resolution (plus symbols in Fig. 1).

The SAFRAN meteorological variable data were processed to compute daily mean Ta and cumulated daily Rg and P for each Fomosat-2 pixel (8 m) of the study area. The spatial oversampling was performed using a bilinear spatial interpolation.

The evaluation performed by Quintana-Segui et al. (2008) all over the France have shown that Rg (RRMSE = 60%) and Ta (RRMSE = 13%) are accurately estimated by SAFRAN, while the accuracy of P was found lower (RRMSE = 100%), especially in mountainous areas.

The analysis of the meteorological variables over the Formosat-2 footprint revealed differences between the years. The driest and hottest years were 2006 and 2009; the cumulated daily precipitation for the summer growing season, from DoY (day of year) 125 to 250, was 147 mm in 2006 and 152 mm in 2009, whereas it reached

248 mm in 2008 and 273 mm in 2007. The cumulated air temperature during the same period was approximately 2570  $^\circ$ C in 2006 and 2009 and approximately 2370  $^\circ$ C in 2007 and 2008.

#### 2.4. Formosat-2 data

Formosat-2 is a high spatial (8 m) and temporal (daily revisit time) resolution satellite with four spectral bands (488, 555, 650 and 830 nm) and a 24 km field of view (Chern et al., 2006). Formosat-2 takes images at a constant viewing angle. Ninety-five images were taken of our study area from 2006 to 2009 (Fig. 2). In 2006, the images were scheduled at a high priority level with a nominal time step of 3 days. The 2006 data set contained 51 images, including 27 images that were almost totally cloud-free. After 2006, only images with a cloud cover less than 20% were purchased. Thus, 14 images were available in 2007, 11 images in 2008 and 19 in 2009. In 2008, no cloud-free images were available from February 11 to June 19.

All of the Formosat-2 images were pre-processed for geometric, radiometric and atmospheric corrections and the filtering of clouds and shadows (Hagolle et al., 2008, 2010). This processing resulted in surface reflectances images and associated cloud-masks. The absolute location accuracy was 0.4 pixels, i.e., 3.2 m (Baillarin et al., 2008), which is quite satisfactory with respect to both the field and ESU sizes.

#### 2.5. Land cover

Maize and sunflower were identified using classification and segmentation methods applied to Formosat-2 surface reflectances images. This processing was performed each year using all images acquired from January to December. The classification method was performed using a fuzzy contextual algorithm of the Iterative Conditional Mode type based on a Markovian model (Idbraim, 2009). The segmentation algorithm was based on a watershed method (Fjortoft et al., 1999) and leaded to homogenous units (called HU hereafter), corresponding to homogenous radiometric zones. The parameters used for the segmentation were chosen such that the agricultural fields were split in the case of high intra-field variability. As a result, an agricultural field corresponded to one or several HU (see Fig. 3). Only HU larger than 640 m<sup>2</sup> (10 Formosat-2 pixels) and covered by a minimum of 80% of either maize or sunflower pixels were considered in this study.

Each year, this processing provided 40 land use classes, from which maize (grain and silage) and sunflower were extracted. The analysis of the mapped HU showed that:

- (i) Sunflower and maize crops covered approximately 21% of the study area.
- (ii) Maize was primarily cultivated in the centre of the Formosat-2 images, near the Garonne River. It covered approximately 7700 ha in 2006, 6500 ha in 2007, 7400 ha in 2008 and 6600 ha in 2009. The maize crops were segmented into HU of 2 ha on average. Approximately 95% of these HU were identified as grain maize, the remaining 5% being silage maize.



Fig. 3. Map of delimitation of Homogenous Unit (black lines). The background corresponds to a Formosat-2 image in July 2008, displayed using a false colour composite.

(ii) Sunflower was cultivated throughout the study area and was dominant over the hill landscapes at the eastern and western part of the study area. Sunflower crops covered approximately 6300 ha in 2006, 5100 ha in 2007, 7200 ha in 2008 and 7200 ha in 2009. Sunflower was segmented into smaller HU than maize of approximately 0.7 ha on average. This was expected as sunflower crops were not irrigated and were often cultivated on hills. Thus, these crops exhibited a higher intra-field variability due to the variation in soil properties and water availability.

#### 2.6. Time series of Green Area Index (GAI)

Many studies have demonstrated the link between spectral vegetation indices (e.g., NDVI, SAVI and EVI) derived from remote sensing observations and the green leaf area index (e.g., Colombo et al., 2003; Duchemin et al., 2006; Myneni & Williams, 1994; Walthall et al., 2004; Weiss et al., 2002). In our study, the green area index (GAI<sub>eff,F2</sub>) was estimated from the Formosat-2 images using the NDVI and the following exponential relationship (Eq. (1)):

$$GAI_{eff,F2} = k_1 \times e^{k_2 \times NDVI} - k_3$$
(1)

The coefficients of Eq. (1) were estimated using the minimisation of the root mean square error (RMSE) between GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub> estimated from the DHPs from the ESUs and GAI<sub>eff,F2</sub> estimated from Eq. (1). The GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub> measurements taken more than 4 days after or before the Formosat-2 acquisitions were eliminated from the data set. The NDVI-GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub> scatterplot is presented in Fig. 4. A single relationship (the black line in Fig. 4) was used for both crops (coefficients k<sub>1</sub> = 0.35, k<sub>2</sub> = 2.86, k<sub>3</sub> = 0.24 in Eq. (1)). The RMSE between GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub> and GAI<sub>eff,F2</sub> was equal to 0.38 m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup> and the relative RMSE (RRMSE) was equal to 20%. The formulation of the equation differed from more commonly used logarithmic formulation. Nevertheless, the current formulation fitted correctly with the in situ measurements of effective GAI. With the current set of coefficients, the GAI estimate could not



Fig. 2. Dates of acquisition of the Formosat-2 images with the corresponding percentage of cloud-free and shadow-free pixels. Thick black lines represent the standard summer crop-growing period (day of year 125 to 250).

exceed 5.9  $\rm m^2.m^{-2}$  , which was sufficient as it corresponded to effective GAI.

This relationship was then applied to all Formosat-2 pixels. This processing resulted in a time series of effective Formosat-2 GAI (called hereinafter  $GAI_{F2}$ ), which were spatially averaged over the HU labelled as maize (silage or grain) and sunflower. During the calculation, all of the data with cloudy or shadowed pixels were excluded.

#### 2.7. Calibration of the SAFY model

The simple algorithm for yield estimates (SAFY) is a daily time step model that simulates time series of leaf area index and dry aboveground biomass from the air temperature and the global incoming radiation. An overview of the model is provided in Appendix A; a full description is available in Duchemin, Maisongrande, Boulet and Benhadj (2008).

The model was parameterised for each HU labelled as maize (silage or grain) or sunflower using meteorological data derived from SAFRAN. The thirteen parameters of the SAFY model are listed in Table 2. Initial values were put based on a literature review and field measurements for eight parameter and the six major parameters, identified by Duchemin, Maisongrande, Boulet and Benhadj (2008), were calibrated using time series of green area index derived from Formosat-2 images (GAI<sub>F2</sub>).

2.7.1. Calibration of parameters through literature review and field measurements

The common value of 0.48 was used for the climatic efficiency (Varlet-Grancher et al., 1982). As in Duchemin et al. (2008b), the initial dry aboveground biomass was set arbitrarily to correspond with a GAI of  $0.1 \text{ m}^2 \text{.m}^{-2}$ .

The three critical temperature values ( $T_{min}$ ,  $T_{max}$ ,  $T_{opt}$ , Eq. (3) in Appendix A) and the degree of the polynomial function ( $\beta$ ) that defines the stress temperature function for each crop were obtained from Drouet and Pages (2003) and from the STICS website (http://www.avignon.inra.fr/agroclim\_stics/).

The light-extinction coefficient ( $k_{ext}$ ) was computed by inverting Beer's law (Eq. (5) in Appendix A) using the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR<sub>daily,CAN-EYE</sub>) and the effective green area index (GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub>) from CAN-EYE. The specific leaf area (SLA) were estimated from measurements of leaf biomass and leaf area done at Lamothe in 2006 (maize) and at Auradé in 2007 (sunflower). Only measurements before the maximum GAI were considerate.



**Fig. 4.** Exponential law (black line) between the effective green area index (GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub>) and Formosat-2 NDVI. GAI<sub>eff,CAN-EYE</sub> were collected per ESU and NDVI were averaged on a  $3 \times 3$  pixels windows centred on the ESU. Pluses and circles indicate maize and sunflower crops, respectively.

#### Table 2

List of the SAFY input parameters and initial values estimated from the literature for  $\epsilon_c$ ,  $T_{min}$ ,  $T_{opt}$ ,  $T_{max}$ ,  $\beta$  and DAM<sub>0</sub>, from measurements of  $K_{ext}$  and SLA from the calibration procedure for the crop specific (Pl<sub>a</sub>, Pl<sub>b</sub>, Rs, Stt) and field specific (D<sub>0</sub>, ELUE) parameters.

Parameter type and name	Notation	Unit	Range	Grain maize	Silage maize	Sunflower
Constant (literature)						
Climatic efficiency	εC	-		0.48 <sup>a</sup>	0.48 <sup>a</sup>	0.48 <sup>a</sup>
Initial dry	DAM <sub>0</sub>	g.m <sup>-2</sup>		4.2	4.2	6.9
aboveground mass	т	*		10.20	10.20	10 20 5
Temperature for	I <sub>min</sub> ,	C		[8 30	[8 30	[8 28.5
growth [minimal,	I <sub>opt</sub> , I <sub>max</sub>			45 J <sup>o</sup>	45] <sup>5</sup>	42] <sup>c</sup>
optimal, maximal]	0			2	2	2
Polynomial degree	β	-		2	2	3
Constant (measured)	17			0.02	0.62	0.62
coefficient	K <sub>ext</sub>	-		0.63	0.63	0.63
Specific leaf area	SLA	$m^{2}.g^{-1}$		0.024	0.024	0.012
Calibrated		-				
(crop-specific)						
Partition-to-leaf	Pla	-	[0.05	0.35	0.34	0.13
function: par a			0.5]			
Partition-to-leaf	Plb	-	$[10^{-5}]$	0.0026	0.0027	0.0033
function: par b			$10^{-2}$ ]			
Rate of senescence	Rs	°C.day	[0 10 <sup>5</sup> ]	7410	457	5787
Temperature sum for senescence	Stt	°C	[0 2000]	1028	1002	713
Calibrated						
(field-specific)						
Day of	Do	DoY	[90			
plant emergence	-		250]			
Effective light-use	ELUE	$g.MJ^{-1}$	[0.5 6]			
efficiency		- •				

<sup>a</sup> Varlet-Grancher et al. (1982).

<sup>b</sup> Drouet and Pages (2003).

<sup>c</sup> Stics website (http://www.avignon.inra.fr/agroclim\_stics/).

#### 2.7.2. Calibration of parameters based on remote sensing data

The remaining parameters ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs,  $D_0$  and ELUE) were all retrieved using  $GAI_{F2}$  time series derived from Formosat-2 images. To limit compensation during the optimisation procedure (see Duchemin et al., 2008b), we classified the parameters in two groups: crop-specific and field-specific parameters. Two corresponding phases were used for the calibration. The methodology of the calibration is described in the Fig. 5. The four crop specific parameters ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt, Rs), which constrain the shape of the GAI<sub>F2</sub> time course, were calibrated, on phase 1, separately for sunflower, grain maize and silage maize. The two field specific parameters ( $D_0$  and ELUE) were calibrated, on phase 2, for each HU.

Prior to the calibration procedure, a delimitation of the growing period was needed (Fig. 6). The day of maximum  $GAI_{F2}$  (DoY 218 in Fig. 6) was first identified. Then, the algorithm seeks backward and forward from this day to determine the starting (DoY 156 in Fig. 6) and ending (DoY 288 in Fig. 6) of the growing period. The  $GAI_{F2}$  values that did not belong to the identified growing period were excluded (plus symbols in Fig. 6).

The calibration of SAFY was then performed by minimising the Root Mean Square Error (RMSE) between the "cleaned"  $GAI_{F2}$  time series and the GAI simulated by SAFY. The minimisation procedure was based on an adapted version of the simplex method (Lagarias et al., 1998), which was run 50 times with a random determination of initial values to avoid stops in local minima. Intervals of acceptable values were defined for each parameter (Table 2). These intervals were constant for all of the parameters except the date of emergence, for which the interval was established independently for each HU to plus or minus 20 days around the start of the growing period.

The crop-specific parameters were estimated, on phase 1 of the calibration (see Fig. 5), using the 2006 Formosat-2 data set. This data set was preferred as it contained a high number of images regularly distributed during the whole growing season. This lead to  $6032 \text{ GAI}_{F2}$ 

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



Fig. 5. Description of the two phases of the calibration. Phase 1 and 2 describe the calibration of the crop-specific parameters and the field-specific parameters, respectively.

time series computed from the HU. Depending on the HU, 18 to 28 cloud-free images were available from May to September. HU with maximum  $GAI_{F2}$  less than 1 m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup> or that lead to RMSE superior to 0.38 m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup> were not kept in our analysis as they were considered to be incorrectly classified. However, an important set (5721) of cropspecific parameters (Pl<sub>a</sub>, Pl<sub>b</sub>, Stt, Rs) was available for each crop: 1980 for grain maize, 97 for silage maize and 3644 for sunflower. A median value was then computed for each crop and used on phase 2 of the calibration (see Fig. 5) to estimate the field-specific parameters (D<sub>0</sub> and ELUE). They were estimated per year and per different spatial units (fields, transect and ESU) to allow comparison with in situ data. The minimisation procedure of phase 2 was based on a regular simplex method because there is no compensation between these two parameters (Duchemin et al., 2008b).

#### 3. Results and discussion

In this section, results of the calibration and the validation are discussed. The two parameters, estimated from in situ measurements



**Fig. 6.** Example of the delimitation of the growing season on a Formosat-2 GAI time series for maize. The dashed line indicates the normal law fitted on the GAI time series. The maximum GAI is framed in green and the two minimum GAI (from each side) are framed in red. The horizontal dashed lines indicate the bare soil thresholds used to detect the start and the end of the growing period. Circles and crosses indicate, respectively, selected and non-selected data acquired within the growing period. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

are first discussed. The parameters, estimated from the  $GAI_{F2}$  are then described: crop-specific ( $PI_a$ ,  $PI_b$ , Stt and Rs) and field-specific (ELUE and  $D_0$ ). Finally, the validations at local and regional scales are described in the two last sections.

#### 3.1. Light-extinction coefficient and Specific Leaf Area

Fig. 7 displays the relationship between the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR<sub>daily,CAN-EYE</sub>) and the effective green area index (GAI<sub>eff:CAN-EYE</sub>). A single relationship was used for both crops. The best agreement was obtained using a light-extinction coefficient ( $K_{ext}$ ) of 0.63 (see Eq. (5) in Appendix A). The RMSE between FAPAR derived from this relationship and FAPAR<sub>daily,CAN-EYE</sub> was 0.033.

The relationship between the leaf area and leaf mass is displayed in Fig. 8. These two variables were linearly related. SLA values corresponding to the slopes of the relationships (Fig. 8) were used in the SAFY simulations:  $0.012 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$  for sunflower and  $0.024 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$ for maize.



**Fig. 7.** Relationship between the daily fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR<sub>daily,CAN-EYE</sub>) and effective green area index (GAl<sub>eff,CAN-EYE</sub>) derived from the hemispherical photographs. Pluses and circles indicate maize and sunflower crops, respectively.

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



**Fig. 8.** Relationship between leaf area (LA) and leaf mass (LM) estimated from destructive measurements. Pluses and circles indicate maize and sunflower crops, respectively. The slopes of the solid lines correspond to the SLA  $(m^2.g^{-1})$  values.

#### 3.2. Crop-specific parameters

Fig. 9 shows the box and whiskers plots of the distributions of the crop specific parameters ( $Pl_a$ ,  $Pl_b$ , Stt and Rs) for maize (grain: M and silage: SM) and sunflower (SF) based on phase 1 of the calibration applied on the 5721 HU of the 2006 Formosat-2 data set. Their median values are reported in Table 2 and the distributions appeared very scattered. As previously suggested by Duchemin et al. (2008b), part of this scattering may be due to parameter compensations occurring during the minimisation procedure. The parameters appeared more scattered for sunflower than for maize likely because sunflower crops, that are not irrigated, are much more sensitive to the spatial distribution of rainfall and to soil water content than maize. They thus exhibited larger variations in the  $GAI_{F2}$  time series.

"Typical" maize (grain and silage) and sunflower  $GAI_{F2}$  time series computed from three HU of the 2006 Formosat-2 data set are plotted on Fig. 10. The analysis of Figs. 9, 10 and Table 2 revealed that significant information could be derived from the distributions of the crop specific parameters:

- (i) The dry aboveground biomass allocated to the leaf at plant emergence  $(1 Pl_a)$  was 65% for grain maize, 66% for silage maize and 84% for sunflower (Fig. 9). These values were consistent with the ratios of the leaf mass to the dry aboveground biomass derived from *in situ* measurements at the beginning of the agricultural season, which were 75% for maize (Lamothe in 2006) and 83% for sunflower (Auradé in 2007).
- (ii) No significant difference was observed between the grain and silage parameters, except the rate of senescence (Rs in Table 2), which was approximately 15 times higher for silage maize. This very high rate of senescence for silage maize corresponded with the sudden drop of GAI<sub>F2</sub> due to harvesting as illustrated in Fig. 10. Silage maize is used to feed animals and thus it is harvested earlier than grain maize, when grain humidity reaches 80%.
- (iii) Senescence began earlier for sunflower than for maize. The threshold of cumulated temperature to initiate senescence was estimated to be 70% lower for sunflower than for maize (Stt in Table 2). This difference is well illustrated in the  $GAI_{F2}$  time series (Fig. 10) and was previously shown by Andrade (1995).

#### 3.3. Field specific parameters

The cumulated distribution of the effective light-use efficiency (ELUE) and the emergence dates  $(D_0)$  estimated for the sunflower and maize crops of the Formosat-2 footprint are presented in Fig. 11 (a to d). Numbers of HU used to compute the cumulated distribution are shown in the Fig. 11 (a and b). The cumulated distributions of the maximum GAI (GAI<sub>max</sub>), the rainfall and the temperature stress factor are also plotted (Fig. 11 e to j). The rainfall was cumulated from 30 days before emergence to senescence. The temperature stress factor corresponds to the average of the F<sub>T</sub> function (Eq. (3) in Appendix A) from emergence to senescence.

The median value of the ELUE averaged over the four years was 3.3 g.MJ<sup>-1</sup> for maize (Fig. 11a) and 2.0 g.MJ<sup>-1</sup> for sunflower (Fig. 11b). The SAFY model thus appeared adequate to reproduce the basic difference in photosynthetic rate between maize (C4 plant) and sunflower (C3 plant). The ELUE values for sunflower increased from 2006 to 2008 in relation with increasing values of GAI<sub>max</sub> (Fig. 11f). A similar positive correlation was observed between the median values of cumulated rainfall (Fig. 11g) and GAI<sub>max</sub>. This reveals that the lack of rainfall, inducing water stresses, reduced the GAI<sub>max</sub> values leading thus



Fig. 9. Distributions of crop-specific parameters of maize (grain: M and Silage: SM) and sunflower (SF) based on phase 1 of the calibration applied on the 5721 HU of the 2006 Formosat-2 data set (1980 for grain maize, 97 for silage maize and 3644 for sunflower). Lower and upper quartiles and median values are presented. The whiskers (lines extending from each end of the boxes) show the extent of the rest of the data, excluding outliers (not shown).

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



Fig. 10. Example of three 2006 Formosat-2 GAI time series. Red pluses, blue crosses and green circles indicate grain maize, silage maize and sunflower, respectively. Full lines show the SAFY simulations. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

to low ELUE values. In contrast, the maize inter-annual variation of  $GAI_{max}$  and thus ELUE were not related to the rainfall. This is consistent as maize is irrigated to avoid water stress. On the contrary,  $GAI_{max}$  values of maize are more related to temperature stresses factor ( $F_T$ , Fig. 11i). Two groups were highlighted: 2006/2009 (high  $F_T$  and high  $GAI_{max}$ ) and 2007/2008 (low  $F_T$  and low  $GAI_{max}$ ). In 2009, the  $GAI_{max}$  (Fig. 11e) values were similar to those of 2006 despite lowers temperatures inducing higher temperature stress factors (Fig. 11i). However, the ELUE values were higher in 2009. Indeed, as GAI values were similar in 2009 and 2006, the calibration procedure lead to highest

ELUE values in 2009 (Fig. 11a) to compensate the limiting effect of low temperatures. The same trend was observed when comparing 2007 and 2008. These results revealed that: (i) the  $GAI_{max}$  and ELUE seem to be a good indicator of water stresses for non-irrigated sunflower; (ii) the combination ELUE/  $GAI_{max}$  seem to be a good indicator of temperature stresses for irrigated maize.

The emergence dates (D<sub>0</sub>) were also significantly different between maize (Fig. 11c) and sunflower (Fig. 11d). For maize, the median value was stable over the years and was approximately 164 (June, 13). The plant emergence always occurred within a limited time period; each



**Fig. 11.** Cumulative distribution function (CDF) of ELUE (a and b), D<sub>0</sub> (c and d) and maximum GAI (GAI<sub>max</sub>, e and f) simulated for maize (left column) and sunflower (right column) in 2006 (black), 2007 (red), 2008 (green) and 2009 (blue) over the whole Formosat-2 footprint. The rainfall (g and h) was cumulated from 30 days before emergence to the start of the senescence. The mean temperature stress (i and j) was cumulated from emergence to the start of the senescence. The amount of data used is shown in a and b. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



**Fig. 12.** Green area index (GAI) and dry aboveground mass (DAM) simulated (lines) and measured (disks) over 6 experimental fields for the period 2006–2008. M: maize, SM: silage maize and SF: sunflower. Grey error bars on GAI and DAM correspond to the standard deviation computed from the pixels (GAI) and the measurements (DAM) performed either over the transects (cases 1, 2 and 4) or the ESUs (case 3, 5 and 6). A and B, mentioned for case 6, refer to the hemispherical photographs shown in Fig. 13.

year, 90% of all of the D<sub>0</sub> values were within +/-15 days of the annual median value. For sunflower, D<sub>0</sub> was more variable and 90% of the D<sub>0</sub> values were within +/-45 days of the annual median value. This was consistent with the crop managements as maize is irrigated contrary to sunflower. Sunflower crops are thus more sensitive to rainfall occurrences and soil properties leading to higher spatial and temporal variability.

#### 3.4. Evaluation of the simulated GAI and DAM time series at local scale

A quantitative evaluation of the model was performed by comparing the dry aboveground biomass (DAM) simulated by SAFY with those estimated from field measurements. The spatial pattern used for the validation corresponded to the pixels of the footprint of in situ data: transect, ESU and field. The model was calibrated using the GAI<sub>F2</sub> time series averaged over the pixels that encompassed transects (sunflower at Auradé in 2007 and maize at Lamothe in 2006 and 2008), over a  $3 \times 3$  pixel window centred on the ESUs (2008 and 2009) or over the pixels that encompassed fields where grain yields were collected. The  ${\sf GAI}_{{\sf F2}}$  and DAM time series from 2006 to 2008 resulting from this processing are displayed in Fig. 12.

The analysis of the simulated GAI time series confirmed that the SAFY model was able, after calibration, to reproduce the large set of  $GAI_{F2}$  time series. The maximum  $GAI_{F2}$  values of maize were quite low (<3.5 m<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup>), which is expected as effective values are proven to underestimate destructive values. This underestimation could reach 30% for the maize and 16% for the sunflower as shown by Demarez et al. (2008). The continuous GAI increase during leaf growth appeared to be accurately reproduced for all of the crops. The difference observed in the time duration of maximal GAI between the sunflower and the maize is also well reproduced. Finally, the GAI decrease during the senescence period was correctly simulated for all crops except for the sunflower crop in 2008 (case 6, Fig. 12); the observed sudden decrease was not simulated by the SAFY model. Hemispherical photographs (Fig. 13) taken in 2008 on July 17 and 24 (referred to as A and B in Fig. 12) revealed that the NDVI and GAI decrease corresponded with flowering.

The temporal dynamics of DAM were correctly reproduced in most of cases. Most of the simulated values ranged within the



Fig. 13. Hemispherical photographs taken in 2008 on July 17 (A) and July 24 (B) over the ESUs corresponding to case 6 of Fig. 12.

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



**Fig. 14.** Comparison between the simulated and measured dry aboveground mass (DAM) over all of the experimental fields for the period 2006–2009.

averages plus or minus the standard deviation of the field measurements. However, some discrepancies were noted:

(i) In 2008, the maximum DAM produced by the grain maize (case 3, Fig. 12) was underestimated by approximately 29% in relative terms. The deviation may be explained by the lack of consideration of an increase of the light use efficiency (LUE) allocated to shoot biomass at the end of the cycle, due to the cessation of root growth. At the opposite, the simulated LUE ( $F_T \times ELUE$ ) decreases from September as the air temperature decreases, suggesting that  $F_T$  is overestimated. If  $F_T$  is removed, the maximum DAM would be underestimated by approximately 17% in relative terms.

(ii) Contrary to the maize, the maximum DAM produced by sunflower (cases 4 and 6 in Fig. 12) were overestimated. The maximum dry aboveground biomass was unfortunately not measured for case 5. Recent work by Lecoeur et al. (2011) performed with similar sunflower varieties showed that ELUE decreases from the flowering phase, probably in favour of lipids production. The slight decrease in DAM observed before senescence in the measured biomass was due to measurement errors.

The global comparison between simulated and measured DAM from 2006 to 2009 is presented on Fig. 14 and Table 3. There is a good agreement between simulations and field measurements, with a high correlation ( $r^2 = 0.92$ , p-value < 0.001), almost no bias ( $-0.02 \text{ kg.m}^{-2}$ ) and an error (RMSE) of 0.21 kg.m<sup>-2</sup>. The correlation is higher for silage maize ( $r^2 = 0.96$ ; RRMSE = 11%) than for grain maize ( $r^2 = 0.86$ ; RRMSE = 26%) and sunflower ( $r^2 = 0.78$ ; RRMSE = 39%). The global accuracy of simulations (RRMSE = 28% on Fig. 14) was satisfactory considering that the most sensitive parameters of the model were only

#### Table 3

Statistics derived from the comparison of the SAFY simulated and the measured dry aboveground mass (DAM).

	Maize	Sunflower	All crops		
Ν	26	18	44		
RMSE (kg.m <sup>-2</sup> )	0.252	0.145	0.215		
RRMSE (%)	24.67	39.11	28.44		
Bias (kg.m <sup>-2</sup> )	-0.070	0.049	-0.021		
$r^2$	0.91	0.78	0.92		

calibrated with remote sensing observations. This accuracy was comparable to that of studies using more complex models with a large in situ data set. They found accuracy of 14% and 32% for maize using SWATRER-SUCROS and CERES (Xevi et al., 1996), 16% using STICS (Brisson et al., 2002) and 23% using EPIC (Cabelguenne et al., 1999). An accuracy of 21% was found for sunflower using EPIC (Cabelguenne et al., 1999).

The SAFY model was also run for fields for which farmers provided grain yields. The in situ grain yields were compared with the maximum simulated DAM (Fig. 15). The data for sunflower were highly scattered. This was partially due to the overestimations of the SAFY biomass and partially due to uncertainties in the in situ grain yields. For maize, too few measurements were available to exhibit a trend. Despite these limitations, a mean harvest index (HI) was computed for each crop as the ratio of in situ grain yields to the maximum DAM. This index was 0.48 for grain maize and 0.25 for sunflower. The HI calculated for maize appeared consistent with those from previous experimental or modelling studies; Cabelguenne et al. (1999) reported a value of 0.5. Due to the SAFY biomass overestimation, the HI calculated for sunflower was very low compared with the in situ values given by Casadebaig (2008), which varied between 0.35 and 0.45.

#### 3.5. Evaluation of the simulated DAM and grain yield over the Formosat-2 footprint

The distributions of the maximum aerial dry biomass  $(DAM_{max})$  estimated over the whole Formosat-2 footprint are presented in Fig. 16. For sunflower, the maximum DAM values (Fig. 16b) were reached during the wettest year (2008, Fig. 11h). In 2007, despite the strong rainfall, the DAM<sub>max</sub> values were not as high as in 2008. In 2007, we noticed that the period of emergence was quite long, up to 200 days (Fig. 11d). This was due to heavy rains during the spring, which limited plant emergence, particularly in clay soils, and thus limited the crop production. For maize, the highest maximum DAM values were reached during the hottest years (Fig. 11i).



**Fig. 15.** Relationship between simulated maximum dry aboveground mass  $(DAM_{max})$  and grain yields in 2006, 2007 and 2008, provided by farmers for 28 maize (+) and sunflower (o) crops. The slopes of the dashed lines correspond to the mean harvest index.

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx



**Fig. 16.** Cumulative distribution function (CDF) of maximum dry aboveground mass (DAM<sub>max</sub>) simulated for maize (A) and sunflower (B) in 2006 (black), 2007 (red), 2008 (green) and 2009 (blue) over the entire Formosat-2 footprint. The amount of data used is shown in Fig. 11 a and b. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

The  $DAM_{max}$  values averaged over four years were equal to approximately 19.5 t.ha<sup>-1</sup> for maize and 9.6 t.ha<sup>-1</sup> for sunflower. The grain yields calculated from these averaged DAM<sub>max</sub> values using the harvest index previously estimated (0.48 for maize and 0.25 for sunflower) were 10.1 t.ha<sup>-1</sup> for maize and 2.4 t.ha<sup>-1</sup> for sunflower and were in agreement with the values given by the French Agricultural Statistics for the whole department of Haute-Garonne, which were 10.2 t.ha<sup>-1</sup> for maize and 2.3 t.ha<sup>-1</sup> for sunflower (Fig. 17, Agreste, 2011). The accuracy of the sunflower grain yield estimation was due to compensation between the overestimated biomass and the underestimated harvest index. Nevertheless, the inter-annual variations of the estimated sunflower grain yields were highly correlated with the reported statistics (r = 0.97, *p*-value < 0.03, Fig. 17). The lowest simulated grain yields were found in 2006 which was the driest year (Fig. 11h) like in the reported statistics; the highest simulated grain yields were found in 2008 which was the wettest year like in the reported statistics.

In contrast with sunflower, the inter-annual variation in the maize grain yields did not match the reported grain yield statistics (r = -0.81, Fig. 17). The lowest simulated grain yields were found in 2008, which was the year with the highest reported grain yields. The highest simulated grain yields were estimated for 2009, which had the lowest reported grain yields. As discussed previously, there was a clear effect of temperature on maize leaf and biomass production. We may notice that the reported statistics are given for the entire department of Haute-Garonne, which covers an area much larger than the Formosat-2 footprint. In contrast with the sunflower crops, which are mainly located in the northern part of the department, the maize crops are distributed throughout the department, which

exhibits a strong spatial gradient in air temperatures. The mean air temperatures were cumulated during the growing period using the SAFRAN data. They varied from 2419 °C (in 2007) to 2646 °C (in 2006) in the northern part of the department and from 2001 °C (in 2007) to 2202 °C (in 2006) in the southern part of the department. The differences observed in cumulative temperature between the northern and the southern part of the department could reach 400 °C. The Formosat-2 footprint was located in the northern part of the department with a cumulative air temperature varying from 2353 °C (in 2007) to 2600 °C (in 2006). Thus, the SAFY simulations performed over the maize crops were considered to not be representative of the entire department of Haute-Garonne and thus unfortunately not comparable with the reported statistics.

#### 4. Conclusion

In this study, we evaluated the combined use of high spatial and temporal resolutions remote sensing data and a simple crop model to estimate maize and sunflower crops production. A semi-empirical crop model (SAFY, Duchemin et al., 2008b) was calibrated with high temporal and spatial resolution Formosat-2 data available from 4 years (2006 to 2009). The results revealed that the high temporal frequency of the 2006 Formosat-2 time series appeared to be mandatory to calibrate 4 of the 13 parameters of the SAFY model (Pl<sub>a</sub>, pl<sub>b</sub>, Stt and Rs), which are crop dependent. Once calibrated, these parameters were used to calibrate effective light-use efficiency (ELUE) and emergence dates (D<sub>0</sub>), and to simulate biomass from 2006 to 2009. From 2007 to 2009, fewer images were available, but the method remained robust because it relied on the pre-calibration



Fig. 17. Comparison of the four-year grain yield (in t.ha<sup>-1</sup>) obtained from Agreste (2011) for the French department of Haute-Garonne and the yield simulated for the study area.

12

## **ARTICLE IN PRESS**

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx

of the phenological parameters using the 2006 high temporal resolution data set. Analysis of the ELUE values showed that the SAFY model was able to reproduce the basic difference in photosynthetic rate between maize (C4 plant) and sunflower (C3 plant). The results also showed that the maximum GAI<sub>F2</sub> value was a good indicator of the canopy water stress for non-irrigated crops such as sunflower. The simulation of D<sub>0</sub> revealed higher temporal variability for non-irrigated crops. The SAFY model was also able to reproduce the temporal variability of GAI<sub>F2</sub> shape and dry aboveground biomass through the 4 studied years. The errors retrieved from the comparison between destructive sampling and simulated biomass were consistent (RMSE =  $0.22 \text{ kg.m}^{-2}$ ; RRMSE = 29%) in comparison with the values given by authors who used more complex models. However, this approach faced some limitations. First, the use of the 2006 Formosat-2 data set to calibrate phenological parameters (Pla, pl<sub>b</sub>, Stt and Rs) might be a potential source of error. Indeed, the unusual hot at dry meteorological conditions of 2006 could impact the values of the calibrated parameters and, thus, the estimations of biomasses. An analysis of the optimal dataset combining optimal FORMOSAT-2 time series and representative meteorological conditions should be further investigated. Secondly, in the SAFY model, the ELUE is constant all over the phenological cycle, which could lead to errors in the dry aboveground biomass estimations especially during the senescence phase as shown by Lecoeur et al. (2011) for sunflower. A temporal variation of ELUE after flowering might be investigated.

Finally, inter-annual variation in grain yields over the entire Formosat-2 data set of images  $(24 \times 24 \text{ km}^2)$  was estimated using maize and sunflower and compared with grain yield statistics given by the French Agricultural Statistics for the entire department of Haute-Garonne (6300 km<sup>2</sup>). The SAFY model was able to correctly reproduce the inter-annual variation in the grain yield of sunflower ( $r^2 = 0.89$ ). In contrast, the inter-annual variation of maize grain yield was not correctly reproduced because of the lack of spatial representativeness of our simulations. Indeed, contrary to the sunflower crops, the FORMOSAT-2 footprint was not representative of the maize behaviours encountered over the whole department.

This study demonstrates the great potential for the use of high spatial and temporal resolution remote sensing data for large-scale crop monitoring. Future satellite missions such as Venµs (Dedieu et al., 2006) and Sentinel-2, which will provide high spatial and temporal resolution images with a 4/5 days revisiting period and with a high number of spectral bands (12/13 spectral bands), will offer new perspectives for such applications.

#### Acknowledgements

This work was made possible through the support of the European Commission (FEDER Interreg IVa program, ref POCTEFA 08/34, Fluxpyr), the French Ministry in Charge of Research ("Réseau Terre et Espace"), the Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), the Institut National des Sciences de l'Univers (INSU), the Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) and the Région Midi-Pyrénées Council. We are very grateful to the farmers of Auradé and Lamothe and to Michel Gay from E.I. Purpan for granting and facilitating our access to their fields. We also express gratitude to Eric Martin from CNRM-GAME (Météo France) for providing the SAFRAN meteorological data. We finally would like to thank Marie Weiss and Frédéric Baret from EMMAH (INRA Avignon) for the support on CAN-EYE software. Special thanks to our technical staff: Hervé Gibrin, Nicole Ferroni and Bernard Marciel.

#### Appendix A. Overview of the SAFY model

The simple algorithm for yield estimates (SAFY, Duchemin et al., 2008b) is a daily time-step model that simulates time series of leaf area index (LAI) and dry aerial mass (DAM) from the air temperature

(Ta) and the global incoming radiation (Rg). The simulations begin on the plant emergence day ( $D_0$ ).  $D_0$  depends on agricultural practices (in particular sowing date and depth) and on the pedoclimatic conditions and constrains the phase of the LAI time course.

Daily DAM production ( $\Delta_{DAM}$ ) is calculated through the approach of Monteith (1977, Eq. (2)) using an effective light-use efficiency (ELUE), a daily temperature stress factor (F<sub>T</sub>) and the daily photosynthetically active radiation absorbed by plants (APAR). The ELUE expresses the conversion of the APAR into DAM. It is supposed to account for all agri-environmental stresses, such as water and nitrogen supplies, except for temperature. It constrains the amplitude of the GAI time course. The temperature stress function is a classical Polynomial (Eq. (3)) of  $\beta$  Degree defined by an optimal daily mean air temperature (T<sub>opt</sub>) for maximum crop functioning and two extreme temperatures (T<sub>min</sub> and T<sub>max</sub>) beyond which the plant growth stops (after Brisson et al., 2003). The APAR (Eq. (4)) is computed using the daily incoming global radiation (Rg), the climatic efficiency ( $\varepsilon_{c}$ ) and the fraction of the photosynthetically active portion of solar radiation absorbed by green plants (FAPAR). In the SAFY model, the FAPAR is estimated using Beer's law (Eq. (5)), where kext defines the light-extinction coefficient (Monsi and Saeki, 1953).

$$\Delta_{\text{DAM}} = \text{ELUE}\tilde{n}F_{\text{T}}(\text{Ta})\text{APAR}$$
(2)

$$\begin{cases} F_{T}(Ta) = 1 - \left(\frac{T_{opt} - Ta}{T_{opt} - T_{min}}\right)^{\beta} & \text{if} & T_{min} < Ta < T_{opt} \\ F_{T}(Ta) = 1 - \left(\frac{T_{opt} - Ta}{T_{opt} - T_{max}}\right)^{\beta} & \text{if} & T_{max} > Ta > T_{opt} \\ F_{T}(Ta) = 0 & \text{if} & Ta < T_{min} \text{ OR } Ta > T_{max} \end{cases}$$

$$(3)$$

$$APAR = FAPAR \times \varepsilon_{\mathsf{C}} \times Rg \tag{4}$$

$$FAPAR = 1 - e^{-k_{ext} \times LAI}$$
(5)

During plant growth, a fraction of the daily plant DAM production is partitioned to the dry leaf biomass. This fraction is calculated using the partition-to-leaf function Pl (Eq. (6), after Maas, 1993), which varies from 0 to 1. Pl is a function of the daily air temperature cumulated from plant emergence (SMT: sum of temperature, Eq. (7)) and two parameters: Pl<sub>a</sub> and Pl<sub>b</sub>. It should be noted that  $(1 - Pl_a)$ defines the rate of biomass allocation to leaves at plant emergence. Daily leaf mass production ( $\Delta_{DAM} \times Pl$ ) is converted into daily leaf area growth ( $\Delta_{LAI}^+$ ) based on the specific leaf area (SLA, Eq. (8)). Leaf senescence ( $\Delta_{LAI}^-$ ) begins when the SMT reaches a given threshold (Stt, sum of temperature for senescence). It is modelled by a function (Eq. (9)) based on the rate of senescence coefficient (Rs). The LAI is updated from the balance of  $\Delta_{LAI}^+$  and  $\Delta_{LAI}^-$  (Eq. (10)).

$$Pl = 1 - Pl_a e^{Pl_b \times SMT}$$
(6)

$$SMT = \sum_{D_0}^{t} (Ta_t - T_{min})dt$$
(7)

$$If Pl > 0, \Delta^{+}_{LAI} = \Delta_{DAM} PISLA \tag{8}$$

if SMT > Stt, 
$$\Delta_{LAI}^{-} = LAI \frac{SMT - Stt}{Rs}$$
 (9)

$$LAI_{t} = LAI_{t-1} + \Delta_{LAI}^{+} - \Delta_{LAI}^{-}$$

$$(10)$$

#### References

Agreste (2011). La statistique Agricole. Ministère de l'agriculture et de la pêche, http:// www.agreste.agriculture.gouv.fr, last access: May 2011

#### M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx

- Andrade, F. H. (1995). Analysis of growth and yield of maize, sunflower and soybean grown at Balcarce, Argentina. *Field Crops Research*, *41*, 1–12.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T., & Hatfield, J. L. (1984). Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf-area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal*, 76, 300–306.
- Baillarin, S., Gigord, P., & O.H. (2008). Atomatic Registration of optical images, a stake for future missions: application to ortho-rectification, time series and mosaic products. 2008 leee International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vols. 1–8. (pp. 928–931).
- Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K., & Weiss, M. (2010). GAI estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5 degrees zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. Agricultural and Forest Meteorology, 150, 1393–1401.
- Baret, F., & Guyot, G. (1991). Potentials and limits of vegetation indexes for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35, 161–173.
- Basso, B., Ritchie, J. T., Pierce, F. J., Braga, R. P., & Jones, J. W. (2001). Spatial validation of crop models for precision agriculture. *Agricultural Systems*, 68, 97–112.
- Bastiaanssen, W. G. M., Molden, D. J., & Makin, I. W. (2000). Remote sensing for irrigated agriculture: examples from research and possible applications. Agricultural Water Management, 46, 137–155.
- Boote, K. J., Jones, J. W., & Pickering, N. B. (1996). Potential uses and limitations of crop models. Agronomy Journal, 88, 704–716.
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., et al. (2003). An overview of the crop model STICS. European Journal of Agronomy, 18, 309–332.
- Brisson, N., Ruget, F., Gate, P., Lorgeau, J., Nicoullaud, B., Tayot, X., et al. (2002). STICS: a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and maize. *Agronomie*, 22, 69–92.
- Bsaibes, A., Courault, D., Baret, F., Weiss, M., Olioso, A., Jacob, F., et al. (2009). Albedo and LAI estimates from FORMOSAT-2 data for crop monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 113, 716–729.
- Cabelguenne, M., Debaeke, P., & Bouniols, A. (1999). EPICphase, a version of the EPIC model simulating the effects of water and nitrogen stress on biomass and yield, taking account of developmental stages: Validation on maize, sunflower, sorghum, soybean and winter wheat. *Agricultural Systems*, 60, 175–196.
- Casadebaig, P. (2008). Analyse et modélisation des interactions génotype environnement -conduite de culture : Application au tournesol (helianthus annuus). Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Ceschia, E., Beziat, P., Dejoux, J. F., Aubinet, M., Bernhofer, C., Bodson, B., et al. (2010). Management effects on net ecosystem carbon and GHG budgets at European crop sites. Agriculture, Ecosystems & Environment, 139, 363–383.
- Chern, J. S., Wu, A. M., & Lin, S. F. (2006). Lesson learned from FORMOSAT-2 mission operations. Acta Astronautica, 59, 344–350.
- Colombo, R., Bellingeri, D., Fasolini, D., & Marino, C. M. (2003). Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 86, 120–131.
- Courault, D., Bsaibes, A., Kpemlie, E., Hadria, R., Hagolle, O., Marloie, O., et al. (2008). Assessing the potentialities of FORMOSAT-2 data for water and crop monitoring at small regional scale in South-Eastern France. Sensors, 8, 3460–3481.
- Dedieu, G., Karnieli, A., Hagolle, O., Jeanjean, H., Cabot, F., Ferrier, P., et al. (2006). VENµS: A joint Israel–French Earth Observation scientific mission with High spatial and temporal resolution capabilities. *Second Recent Advances in Quantitative Remote Sensing symposium* Torrent.
- Demarez, V., Duthoit, S., Baret, F., Weiss, M., & Dedieu, G. (2008). Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs. Agricultural and Forest Meteorology, 148, 644–655.
- Dolman, A. J., Noilhan, J., Durand, P., Sarrat, C., Brut, A., Piguet, B., et al. (2006). The CarboEurope regional experiment strategy. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87(10), 1367–1379.
- Dong, J. R., Kaufmann, R. K., Myneni, R. B., Tucker, C. J., Kauppi, P. E., Liski, J., et al. (2003). Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: Carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sensing of Environment*, 84, 393–410.
- Drouet, J. L., & Pages, L. (2003). GRAAL: A model of GRowth, Architecture and carbon ALlocation during the vegetative phase of the whole maize plant – Model description and parameterisation. *Ecological Modelling*, 165, 147–173.
- Duchemin, B., Hadria, R., Erraki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., et al. (2006). Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices. Agricultural Water Management, 79, 1–27.
- Duchemin, B., Hagolle, O., Mougenot, B., Benhadj, I., Hadria, R., Simonneaux, V., et al. (2008). Agrometerological study of semi-arid areas: an experiment for analysing the potential of time series of FORMOSAT-2 images (Tensift-Marrakech plain). *International Journal of Remote Sensing*, 29, 5291–5300.
- Duchemin, B., Maisongrande, P., Boulet, G., & Benhadj, I. (2008). A simple algorithm for yield estimates: Evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with green leaf area index. *Environmental Modelling & Software*, 23, 876–892.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., & Martin, E. (1993). A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of Glaciology* (pp. 65–71).
- Faivre, R., Leenhardt, D., Voltz, M., Benoît, M., Papy, F., Dedieu, G., et al. (2004). Spatialising crop models. Agronomie, 24, 205–217.
- Fieuzal, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Zribi, M., Baup, F., Merlin, O., et al. (2011). Combined use of optical and radar satellite data for the monitoring of irrigation and soil moisture of wheat crops. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15, 1117–1129.
- Fjortoft, R., Lopes, A., Bruniquei, J., & Marthon, P. (1999). Optimal edge detection and edge localization in complex SAR images with correlated speckle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *37*, 2272–2281.

- Hadria, R., Duchemin, B., Baup, F., Le Toan, T., Bouvet, A., Dedieu, G., et al. (2009). Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: Case study in Central Morocco. Agricultural Water Management, 96, 1120–1127.
- Hadria, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Dedieu, G., Baup, F., Khabba, S., et al. (2010). Potentiality of optical and radar satellite data at high spatio-temporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, S32–S37.
- Hagolle, O., Dedieu, G., Mougenot, B., Debaecker, V., Duchemin, B., & Meygret, A. (2008). Correction of aerosol effects on multi-temporal images acquired with constant viewing angles: Application to Formosat-2 images. *Remote Sensing of Environment*, 112, 1689–1701.
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D. V., & Dedieu, G. (2010). A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VENµS, LANDSAT and SENTINEL-2 images. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1747–1755.
- Hutchinson, J. J., Campbell, C. A., & Desjardins, R. L. (2004). Some perspectives on carbon sequestration in agriculture. *International Workshop on Contribution of Agriculture to the State of Climate* (pp. 288–302). Ottawa, CANADA: Elsevier Science Bv.
- Idbraim, S. (2009). Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications à la cartographie thématique de la région d'Agadir (Maroc). Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace (pp. 149). Toulouse: Université Toulouse III - Paul Sabatier.
- Jamieson, P. D., Porter, J. R., Goudriaan, J., Ritchie, J. T., van Keulen, H., & Stol, W. (1998). A comparison of the models AFRCWHEAT2, CERES-wheat, Sirius, SUCROS2 and SWHEAT with measurements from wheat grown under drought. *Field Crops Research*, 55, 23–44.
- Kutsch, W. L., Aubinet, M., Buchmann, N., Smith, P., Osborne, B., Eugster, W., et al. (2010). The net biome production of full crop rotations in Europe. Agriculture, Ecosystems & Environment, 139, 336–345.
- Lagarias, J. C., Reeds, J. A., Wright, M. H., & Wright, P. E. (1998). Convergence properties of the Nelder–Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, 9, 112–147.
- Lecoeur, J., Poire-Lassus, R., Christophe, A., Pallas, B., Casadebaig, P., Debaeke, P., et al. (2011). Quantifying physiological determinants of genetic variation for yield potential in sunflower. SUNFLO: A model-based analysis. *Functional Plant Biology*, 38, 246–259.
- Liu, J. G., Pattey, E., Miller, J. R., McNairn, H., Smith, A., & Hu, B. X. (2010). Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1167–1177.
- Lobell, D. B., Asner, G. P., Ortiz-Monasterio, J. I., & Benning, T. L. (2003). Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: Estimates and uncertainties. Agriculture, Ecosystems & Environment, 94, 205–220.
- Loseen, D., Mougin, E., Rambal, S., Gaston, A., & Hiernaux, P. (1995). A regional sahelian grassland model to be coupled with multispectral satellite data .2. toward the control of its simulations by remotely-sensed indexes. *Remote Sensing of Environment*, 52, 194–206.
- Maas, S. J. (1993). Parameterized model of gramineous crop growth. 1. Leaf-area and dry mass simulation. Agronomy Journal, 85, 348–353.
- Monsi, M., & Saeki, T. (1953). Über den Lichtfaktor in den Pflanzengesellschaften und seine Bedeutung für die Stoffproduktion. Japanese Journal of Botany, 14, 22–52.
- Monteith, J. L. (1977). Climate and efficiency of crop production in Britain. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences, 281, 277–294.
- Moulin, S., Bondeau, A., & Delecolle, R. (1998). Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 1021–1036.
- Myneni, R. B., & Williams, D. L. (1994). On the relationship between FAPAR and NDVI. Remote Sensing of Environment, 49, 200–211.
- Pinter, P. J., Hatfield, J. L., Schepers, J. S., Barnes, E. M., Moran, M. S., Daughtry, C. S. T., et al. (2003). Remote sensing for crop management. *Photogrammetric Engineering* and Remote Sensing, 69, 647–664.
- Prince, S. D. (1991). A model of regional primary production for use with coarse resolution satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 1313–1330.

Quintana-Segui, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., et al. (2008). Analysis of near-surface atmospheric variables: Validation of the safran analysis over France. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47(1), 92–107.

- Scotford, I. M., & Miller, P. C. H. (2005). Applications of spectral reflectance techniques in Northern European cereal production: A review. *Biosystems Engineering*, 90, 235–250.
- Tucker, C. J., & Sellers, P. J. (1986). Satellite remote-sensing of primary production. International Journal of Remote Sensing, 7, 1395–1416. Tucker, C. J., Vanpraet, C., Boerwinkel, E., & Gaston, A. (1983). Satellite remote-sensing
- Tucker, C. J., Vanpraet, C., Boerwinkel, E., & Gaston, A. (1983). Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the Senegalese Sahel. *Remote Sensing of Environment*, 13, 461–474.
- Varlet-Grancher, C., Bonhomme, R., Chartier, M., & Artis, P. (1982). Efficience de la conversion de l'énergie solaire par un couvert végétal. Acta Oecologia/Oecologia Plantarum (pp. 3–26).
- Walthall, C., Dulaney, W., Anderson, M., Norman, J., Fang, H. L., & Liang, S. L. (2004). A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM + imagery. *Remote Sensing of Environment*, 92, 465–474.
- Weiss, M., Baret, F., Leroy, M., Hautecoeur, O., Bacour, C., Prevot, L., et al. (2002). Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. Agronomie, 22, 547–553.
- Wessels, K. J., Prince, S. D., Zambatis, N., Macfadyen, S., Frost, P. E., & Van Zyl, D. (2006). Relationship between herbaceous biomass and 1-km(2) Advanced Very High

M. Claverie et al. / Remote Sensing of Environment xxx (2012) xxx-xxx

- Resolution Radiometer (AVHRR) NDVI in Kruger National Park, South Africa. International Journal of Remote Sensing, 27, 951–973.
  Wit de, A. J. W., Boogaard, H. L., & van Diepen, C. A. (2005). Spatial resolution of precipitation and radiation: The effect on regional crop yield forecasts. Agricultural and Forest Meteorology, 135, 156–168.
- Wylie, B. K., Harrington, J. A., Prince, S. D., & Denda, I. (1991). Satellite and ground-based pasture production assessment in Niger 1986–1988. *International Journal of Remote Sensing*, *12*, 1281–1300.
  Xevi, E., Gilley, J., & Feyen, J. (1996). Comparative study of two crop yield simulation models. *Agricultural Water Management*, *30*, 155–173.

## Annexe B

# Analyse comparative des données météorologiques

TABLE B.1 – Comparaison des données météorologiques (à la journée) issues de SAFRAN et des stations météorologiques sur les sites d'Auradé (AUR) et de Lamothe (LAM). Seule la période de croissance des cultures d'été est considérée : entre mi mai et début septembre.

RMSE/RRMSE (%)/Biais		Ta (°C)		Rg (MJ,m-2)			P (mm)			
LAM	2006	$0,\!04$	4%	0,72	$0,\!18$	18~%	0,81	$^{2,2}$	222~%	-0,02
	2007	$0,\!03$	3~%	$0,\!36$	$0,\!2$	20~%	-0,29	$1,\!3$	132~%	$0,\!35$
	2008	$0,\!03$	3~%	$0,\!08$	$0,\!19$	19~%	-0,17	1,7	172~%	-0,36
	2009	$0,\!03$	3~%	$0,\!34$	$0,\!15$	15~%	-0,44	2,7	274~%	$0,\!37$
	2010	$0,\!03$	3~%	$0,\!35$	$0,\!16$	16~%	-0,18	$^{2,4}$	236~%	-0,65
AUR	2006	$0,\!03$	3~%	$0,\!34$	$0,\!18$	18~%	$0,\!12$	$^{2,5}$	250~%	-0,16
	2007	$0,\!03$	3~%	$0,\!4$	$0,\!23$	23~%	-0,02	1.00	104~%	$0,\!07$
	2008	$0,\!03$	3~%	$0,\!31$	$0,\!19$	19~%	-1.00	$1,\!2$	116~%	0,11
	2009	$0,\!04$	4%	$0,\!03$	$0,\!18$	18~%	-1,8	$^{2,4}$	244~%	$0,\!19$
	2010	0,04	4 %	-0,15	$0,\!17$	$17 \ \%$	-1,4	1,7	$173 \ \%$	0,23
#### Annexe C

# Dates et doses d'irrigation sur les parcelles agriculteur



FIGURE C.1 – Irrigation 2006. Irrigation sur les parcelles agriculteur (du Domaine de Lamothe, LAM, et suivies par la CA31, CA31 en 2009. axe de gauche : pluviométrie (en noir) et irrigations déclarées (en bleu); axe de droite : GAI observés (disques verts) et simulés (ligne verte). les figures sont complétées des informations suivantes : le nom de la parcelle, la culture, la réserve utile (RU) et la profondeur ( $Z_3$ ).



FIGURE C.2 – Irrigation 2007. Voir légende de la figure C.1.



FIGURE C.3 – Irrigation 2008. Voir légende de la figure C.1.



FIGURE C.4 – Irrigation 2009. Voir légende de la figure C.1.



FIGURE C.5 – Irrigation 2010. Voir légende de la figure C.1.

# Liste des figures

I.1	Schéma indiquant la géométrie d'illumination et d'observation.	8
I.2	BRDF d'une surface de maïs $\ldots$	9
I.3	Approches pour estimer les caractéristiques du couvert à partir des données de télédétection	15
II.1	Carte de la zone d'étude	20
II.2	Coupe schématique des terrasses (d'après <i>Tourino Soto</i> , 2005)	21
II.3	Diagramme ombrothermique	22
II.4	Illustration d'un ESU	25
II.5	Illustration du changement de repère sur une DHP	28
II.6	Dates d'acquisition des images Formosat-2 entre 2006 et 2010	31
II.7	Configuration angulaire d'acquisition des images Formosat-2	32
II.8	Carte pédologique de synthèse	35
II.9	Analyse pédologique sur le domaine de Lamothe	36
III.1	$GPAI_{destr}, GLAI_{destr}$ et $GSAI_{destr}$ mesurés sur les parcelles de Lamothe et d'Auradé	42
III.2	Carte des NDVI calculés à partir des données Formosat-2 pour les parcelles	
	d'Auradé et de Lamothe	43
III.3	Comparaison des dynamiques de surfaces foliaires	45
III.4	Comparaison entre le $GPAI_{destr}$ issu des mesures destructives et les $GAI$	
	estimés par Can-Eye	46
III.5	illustration de 3 estimations avec le logiciel Can-Eye	48
III.6	Dynamique du ALA et du facteur d'agrégation issu de Can-Eye	49

III.7 Comparaison entre ALA et $\lambda(30^\circ)$ de Can-Eye $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	50
III.8 Evolution du <i>FAPAR</i> et du <i>Fcover</i> issus de Can-Eye	51
III.9 Illustration de 4 DHPs	52
IV.1 Méthode IMTR	56
IV.2 Méthode de sélection des caractéristiques spectrales des sols	58
IV.3 Exemple de calcul de $\omega$ et des k	60
IV.4 CDF de $\omega$ entre les 22 spectres ISRIC et les 5,8 millions de pixels	61
IV.5 Sept spectres ISRIC sélectionnés	62
IV.6 CDF du facteur k	63
IV.7 Schéma de réseaux de neurones	64
IV.8 Étalonnage de la méthode RE	67
IV.9 Validation des résultats de la méthode IMTR	69
IV.10 Distribution de la RRMSE obtenue par la technique de sous-échantillonnage aléatoire	71
V.1 Illustration de la fonction de stress de température $(F_T, \text{ éq. V.6})$	78
V.2 Illustration de la fonction de partition	79
V.3 Illustration des segments	80
V.4 Comparaison des données météorologiques (à la journée) issues de SAFRAN	
et des stations météorologiques	82
V.5 Dynamiques du $GAI$ et de la biomasse	85
V.6 Méthode d'étalonnage du modèle SAFY en deux phases	86
V.7 Exemple de délimitation de la période de croissance	87
V.8 Relation entre le <i>GAI</i> et le FAPAR estimés par Can-Eye	89
V.9 Diagramme de dispersion entre FAPAR observés et simulés	90
V.10 Dynamique du SLA et du GLAI destructif	91
V.11 Relation entre les surfaces foliaires et les masses foliaires sèches $\ . \ . \ .$	01
	91
V.12 CDF des paramètres spécifiques aux cultures	91 92

V.14 Comparaison entre les fonctions de partition estimées à partir des mesures in situ et simulées
V.15 CDF des 2 paramètres spécifiques aux segments
V.16 Histogrammes bidimensionnels entre le $GAI_{max}$ et la ELUE
V.17 Séries temporelles de <i>GAI</i> Formosat-2 pour les 3 cultures en 2007 98
V.18 Carte des dates des levées simulées par SAFY
V.19 CDF de la biomasse maximale simulée
V.20 Histogrammes bidimensionnels entre les $levées(D_0)$ et les biomasses maxi- males $(DAM_{max})$
V.21 CDF des résidus (RMSE) d'étalonnage
V.22 Exemple de calibration et de résidus d'étalonnage sur une série temporelle de tournesol en 2006
V.23 <i>GAI</i> et <i>DAM</i> simulés et mesurés sur les parcelles d'expérimentation pour la période 2006-2008
V.24 <i>GAI</i> et <i>DAM</i> simulés et mesurés sur les parcelles d'expérimentation pour 2009
V.25 <i>GAI</i> et <i>DAM</i> simulés et mesurés sur les parcelles d'expérimentation pour 2010
V.26 Photographies hémisphériques prises en 2008
V.27 Comparaison entre la $DAM$ mesurée et simulée $\ldots \ldots \ldots$
V.28 Analyse du cas n° 3 (maïs grain, 2008)
V.29 Relation entre les biomasses maximales simulées et les rendements 115
V.30 Relation entre les dates de semis fournies par les agriculteurs et les simula- tions de jour de levée SAFY
VI.1 Bilan hydrique d'une culture
VI.2 Organigramme du module de bilan hydrique (extrait de Duchemin et al., 2005)
VI.3 Schéma du bilan hydrique de SAFYE [image de R. Fieuzal]
VI.4 Exemple d'évolution des profondeurs des 3 horizons
VI.5 Illustration des fonctions de stress pour l'évaporation et la transpiration 131

VI.6 Relation entre la teneur en argile et les humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement
VI.7 Relation entre le GAI et le Fcover estimés à partir de Can-Eye
VI.8 Dynamique des simulations de la profondeur racinaire
VI.9 Sélection des 3 plages de calibration à Lamothe en 2006
VI.10 Etalonnage du paramètre $\beta$
VI.11 Etalonnage des paramètres de diffusivité
VI.12 Flux diffusifs entre les horizons 1 et 2 à Lamothe en 2006
VI.13 Etalonnage du paramètre $Kcb_{max}$
VI.14 Etalonnage du paramètre Dft
VI.15 Irrigation sur les parcelles agriculteur en 2009
VI.16 Boite à moustache de HRS calculée pour toutes les irrigations sur les parcelles agriculteur
VI.17 Boite à moustaches de SMT calculée pour la dernière irrigation sur les parcelles agriculteur
VI.18 Comparaison entre les $ET_R$ simulées et mesurées à Lamothe en 2006 $\ldots$ .157
VI.19 Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Lamothe en 2006 158
VI.20 Comparaison entre les $ET_R$ simulées et mesurées à Auradé en 2007 159
VI.21 Comparaison entre les $ET_R$ simulées et mesurées à Auradé en 2007 en forçant la profondeur du sol $(Z_3)$ à 150 cm
VI.22 Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Auradé en 2007 $$ 161
VI.23 Comparaison entre les $ET_R$ simulées et mesurées à Lamothe en 2008 162
VI.24 Comparaison des coefficients culturaux à Lamo the en $2006$ et en $2008$ 163
VI.25 Comparaison entre les humidités simulée et mesurée à Lamothe en 2008 164
VI.26 Comparaison des volumes annuels d'irrigations déclarées et simulées 165
VI.27 Irrigation sur cinq parcelles agriculteur
VI.28 Comparaison des volumes d'eau simulés et déclarés à l'AEAG $\ \ldots\ \ldots\ 167$
VI.29 Volumes d'eau simulés et déclarés à l'AEAG, sur la zone d'étude de 2006 à 2009
C.1 Irrigation 2006

C.2	Irrigation 2007			•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•		•	21	.0
C.3	Irrigation 2008		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•		•	•			•	•	21	.0
C.4	Irrigation 2009		•		•	•	•	•		•	•		•			•						•	•			•	•	21	1
C.5	Irrigation 2010					•				•	•	•		•					•									21	.1

#### Liste des tableaux

II.1	Récapitulatif de l'ensemble des mesures in situ d'indice foliaire et de biomasse	29
II.2	Sources utilisées pour la carte pédologique de synthèse	34
II.3	Récapitulatif des données acquises sur les parcelles "agriculteur"	38
IV.1	Distribution des variables d'entrée du modèle PROSAIL	57
IV.2	Performances de la méthode RE	68
IV.3	Performances de la méthode IMTR	70
V.1	Liste des paramètres du modèle SAFY	84
V.2	Préconisations des dates de semis du tournesol par le CETIOM en Haute-Garonne [d'après, www.cetiom.fr/index.php?id=7754]	.01
V.3	Statistiques calculées à partir de la comparaison des simulations et des mesures <i>in situ</i> de <i>DAM</i> 1	.11
V.4	Comparaison entre les rendements en grain obtenus à partir d'Agreste et ceux simulés	.17
VI.1	Liste des paramètres spécifiques au modèle SAFY	.34
VI.2	Valeurs des paramètres pédologiques $(\theta_{pf}, \theta_{cc}, Z_3)$ sur les sites de Lamothe et Auradé	.36
VI.3	Données d' $ET_R$ disponibles sur les sites de Lamothe (2006 et 2008) et Auradé (2007)	.46
B.1	Comparaison des données météorologiques (à la journée) issues de SAFRAN et des stations météorologiques	207

### Table des matières

So	omma	aire			i
R	ésum	ıé			iii
A	bstra	nct			$\mathbf{v}$
Ir	trod	uction	générale	2	1
Ι	Est	imatio	n de var	iables biophysiques : Etat de l'art	7
	I.1	Défini	tions		8
		I.1.1	Le facte	ur de réflectance bidirectionnel	8
		I.1.2	Les surfa	aces foliaires	8
		I.1.3	Le FAP	4R	9
		I.1.4	Le Fcov	er	10
	I.2	Mesur	es in situ	des variables biophysiques	11
		I.2.1	Méthode	es de mesures directes	11
		I.2.2	Méthode	es de mesures indirectes	11
	I.3	Estim	ation des	variables biophysiques à partir de données de télédétection .	13
		I.3.1	Les mod	èles de transfert radiatif	14
		I.3.2	Méthode	es d'inversion	15
			I.3.2.1	Méthodes de minimisation dans l'espace des données ra- diométriques	15
			I.3.2.2	Méthodes de minimisation dans l'espace des variables bio- physiques	16

		I.3.2.3	Étalonnage à partir de bases de données expérimentales	16
		I.3.2.4	Étalonnage à partir de bases de données simulées	17
	I.3.3	L'inversi	on du modèle PROSAIL	17
II Pré	esentati	ion de de	onnées	19
II.1	Site d <sup>2</sup>	étude		21
	II.1.1	Caractér	istiques morpho-pédologiques	21
	II.1.2	Caractér	istiques climatiques	22
II.2	Dispos	sitif expér	imental de mesures in situ	22
	II.2.1	Parcelles	d'Auradé et de Lamothe	22
		II.2.1.1	Mesures météorologiques et micro météorologiques	23
		II.2.1.2	Surfaces foliaires et biomasse	23
	II.2.2	Parcelles	<sup>3</sup> "ESU"	24
		II.2.2.1	Mesures destructives d'indices foliaires et de biomasse	25
		II.2.2.2	Mesures non-destructives d'indice foliaire $\ldots \ldots \ldots$	26
		I	2.2.2.1 L'échantillonnage spatial des DHPs	27
		IJ	.2.2.2.2 Traitement des DHPs	27
II.3	Donné	es de télé	détection et produits dérivés	30
	II.3.1	Images 1	Formosat-2	30
		II.3.1.1	Caractéristiques du capteur	30
		II.3.1.2	Les acquisitions sur la zone d'étude	31
		II.3.1.3	Corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques	32
	II.3.2	Carte d'	occupation des sols	33
	II.3.3	Segment	ation d'images	33
II.4	Donné	es pédolo	giques	33
	II.4.1	La carte	pédologique régionale	33
	II.4.2	Analyses	s pédologiques des parcelles du domaine de Lamothe	36
II.5	Donné	es météor	ologique SAFRAN	37
II.6	Autres	s données		37

II.6.1	Données collectées auprès des agriculteurs	37
II.6.2	Base de données Agreste	38
II.6.3	Registre parcellaire graphique	39
II.6.4	Base de données AEAG	39
III Analyses	des mesures <i>in situ</i> des variables biophysiques	41
III.1 Indice	s foliaires	42
III.1.1	Mesures destructives : Parcelles de Lamothe et d'Auradé	42
III.1.2	Parcelles ESU	44
	III.1.2.1 Analyse des dynamiques temporelles des $GAI_{eff}, GAI_{vrai}$	
	et $GPAI_{destr}$	44
	III.1.2.2 Analyse des comparaisons entre $GAI_{eff}$ , $GAI_{vrai}$ et $GPAI_{dest}$	r 47
	III.1.2.3 Analyse de la fraction de trou directionnelle	47
	III.1.2.4 Analyse des variables secondaires : ALA et $\lambda$	48
III.2 Fcover	et $FAPAR$	50
III.3 Concl	usion	51
		01
IV Estimatio	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé-	01
IV Estimatio tection	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé-	53
IV Estimatio tection IV.1 Métho	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	53 54
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<b>53</b> 54 54
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<b>53</b> 54 54 55
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<b>53</b> 54 54 55 55
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<b>53</b> 54 54 55 55 55
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<ul> <li><b>53</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>56</b></li> </ul>
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<ul> <li><b>53</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>56</b></li> <li><b>57</b></li> </ul>
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<ul> <li><b>53</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>56</b></li> <li><b>57</b></li> <li><b>58</b></li> </ul>
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- odologie	<ul> <li><b>53</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>56</b></li> <li><b>57</b></li> <li><b>58</b></li> <li><b>59</b></li> </ul>
IV Estimatio tection IV.1 Métho IV.1.1 IV.1.2	ns des variables biophysiques à partir des données de télédé- dologie	<ul> <li><b>53</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>54</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>55</b></li> <li><b>56</b></li> <li><b>57</b></li> <li><b>58</b></li> <li><b>59</b></li> <li><b>59</b></li> </ul>

			IV.1.2.3	Applica	ation des réseaux	64
		IV.1.3	Validatio	on et inte	er-comparaison	64
			IV.1.3.1	Interpol	lation des données	64
			IV.1.3.2	Evaluat	tions des performances des deux méthodes	65
			IV.1.3.3	Compar	raison des performances des deux méthodes	65
	IV.2	Analys	se des esti	mations	des variables biophysiques à partir des données de	
		télédét	ection .			65
		IV.2.1	Performa	ance de l	la méthode RE	65
		IV.2.2	Performa	ance de l	la méthode IMTR	66
		IV.2.3	Inter-con	nparaiso	n des méthodes	68
	IV.3	Conclu	usion			69
v	$\mathbf{Esti}$	matior	ı de la b	iomasse	e des cultures	73
	V.1	Modèl	es de cult	ure et sp	patialisation : état de l'art	74
		V.1.1	Les mod	èles com	plexes	74
		V.1.2	Les mod	èles simp	ples	75
		V.1.3	Les mod	èles inter	rmédiaires	76
	V.2	Le mo	dèle SAF	Υ		76
	V.3	Etalon	nage et sj	patialisat	tion du modèle SAFY	79
		V.3.1	Entités s	patiales	utilisées pour l'étalonnage et la validation de SAFY	79
		V.3.2	Séries te	mporelle	es de <i>GAI</i>	81
		V.3.3	Le forçaş	ge météo	prologique	81
		V.3.4	L'étaloni	nage du i	modèle SAFY	83
			V.3.4.1	Paramè	etres issus de la littérature	85
			V.3.4.2	Paramè	etres estimés à partir des mesures <i>in situ</i>	85
			V.3.4.3	Paramè	etres estimés par étalonnage du modèle	85
			V	.3.4.3.1	Délimitation du cycle cultural	86
			V	.3.4.3.2	Phase 1 de l'étalonnage : paramètres spécifiques	
					aux cultures	87

		V.3.4.3.3 Phase 2 de l'étalonnage : paramètres spécifiques	
		aux segments	
V.4	Résult	tats et discussion	
	V.4.1	Paramètres du modèle	
		V.4.1.1 Coefficient d'interception : $K_{ext}$	
		V.4.1.2 Surface spécifique foliaire (SLA)	
		V.4.1.3 Paramètres spécifiques aux cultures : phase 1 de l'étalonnage 92	
		V.4.1.4 Paramètres spécifiques aux segments	
		V.4.1.4.1 Analyse des ELUE et $GAI_{max}$	
		V.4.1.4.2 Analyse des $D_0 \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots $ 99	
		V.4.1.4.3 Simulations de la biomasse maximale 101	
		V.4.1.4.4 Relation entre biomasse maximale et le jour de	
		levée	
		V.4.1.5 Analyse des résidus de l'étalonnage	
	V.4.2	Evaluation des simulation de $GAI$ et de $DAM$ du modèle à l'échelle	
		locale	
		V.4.2.1 Comparaison avec les mesures $in \ situ$	
		V.4.2.2 Comparaison avec les données de rendement	
		V.4.2.3 Comparaison des dates de levée et des dates de semis 115	
	V.4.3	Comparaison des rendements simulés aux données Agreste 117	
V.5	Conclu	usion	
VIMo	dólicat	ion du bilan hydriqua das culturas	
VI WIO	Madál	ligation du bilan hydrigue des cultures : état de l'art	
V 1.1	. Model	Defension du bhan hydrique des cultures : état de l'art	
	V1.1.1	Definition et equation du bilan hydrique	
	VI.1.2	La réserve utile	
	VI.1.3	L'évapotranspiration	
VI.2	Descri	iption modèle $\ldots \ldots \ldots$	
	VI.2.1	Méthode FAO-56	

VI.2.1.1 L'évapotrans	piration de référence : $ET_0$
VI.2.1.2 L'évapotrans	piration réelle des cultures
VI.2.2 Le modèle SAFYE	
VI.2.2.1 Le bilan hydr	ique
VI.2.2.2 Couplage ave	c le modèle SAFY
VI.2.2.3 Le module d'	irrigation automatique
VI.3 Méthodologie	
VI.3.1 Etalonnage du modèle	
VI.3.1.1 Paramètres p	édologiques
VI.3.1.2 Paramètres li	és à la végétation $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots 137$
VI.3.1.3 Paramètres li	és à l'évapotranspiration
VI.3.1.3.1 Prét	raitement des données d'évapotranspiration . 137
VI.3.1.3.2 Périe	ode d'étalonnage et fonction de coût 138
VI.3.1.4 Irrigation aut	omatique
VI.3.2 Validation à l'échelle le	ocale
VI.3.3 Validation à l'échelle r	égionale
VI.3.3.1 Les volumes	l'eau AEAG et les surfaces concernées 140
VI.3.3.2 Estimations s	patialisées des volumes d'eau consommés 141
VI.4 Résultat de l'étalonnage du m	odèle
VI.4.1 Estimations des $\theta_{pf}$ et	$\theta_{cc}$ en fonction des teneurs en argile $\dots \dots 141$
VI.4.2 Paramètres liés à la vé	gétation
VI.4.2.1 La relation F	cover - GAI
VI.4.2.2 La croissance	racinaire
VI.4.3 Paramètres liés à l'éva	potranspiration
VI.4.3.1 Période d'éta	lonnage
VI.4.3.2 Le paramètre	s $\beta$
VI.4.3.3 Coefficients d	e diffusivité
VI.4.3.4 Paramètres li	és à la transpiration

VI.4.3.4.1 Coefficients de la relation kcb / GAI 149
VI.4.3.4.2 Paramètres de stress de la transpiration (Dft) 151
VI.4.3.4.3 Cas du soja
VI.4.4 Irrigation automatique
VI.4.4.1 Observations des pratiques d'irrigation
VI.4.4.2 Le seuil de déclenchement de l'irrigation
VI.4.4.3 Le seuil d'arrêt de l'irrigation
VI.4.4.4 Les doses d'irrigation
VI.5 Validation du modèle
VI.5.1 Validation à l'échelle locale
VI.5.1.1 Comparaison de l' $ET_R$ sur les années utilisées pour l'éta-
lonnage $\ldots \ldots 156$
VI.5.1.1.1 Le maïs : Lamothe en 2006 $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots 156$
VI.5.1.1.2 Le tournes ol : Auradé en 2007 $\ldots \ldots \ldots \ldots 159$
VI.5.1.2 Validation : comparaison de l' $ET_R$ Lamo the en 2008 162
VI.5.2 Comparaison des volumes d'eau consommés sur les parcelles agri-
V1.5.3 Comparaison des volumes d'eau simulés aux données AEAG 167
VI.6 Conclusion et perspectives
Conclusion générale 171
Bibliographie 175
Annexes 191
A Article soumis à Remote Sensing of Environment 191
B Analyse comparative des données météorologiques 207
C Dates et doses d'irrigation sur les parcelles agriculteur 209

Liste des figures	213
Liste des tableaux	219