

Sommaire

RESUME.....	3
ABSTRACT	5
REMERCIEMENTS.....	7
SOMMAIRE	9
INTRODUCTION	16
1. Contexte scientifique.....	16
2. Le maïs et la problématique de l'eau.....	17
2.1 Contexte économique et environnemental	17
2.2. Besoins en eau	18
2.3. Enjeux liés à l'irrigation	19
3. Le projet MAISEO	22
4. Les modèles de culture	23
5. Couplage télédétection/modèles	25
6. Démarche et plan de la thèse	30
CHAPITRE 1 : ZONE D'ETUDE ET DONNEES.....	34
1. Présentation de la zone d'étude	34
2. Parcelle expérimentale de Lamothe.....	35
2.1. Données météorologiques et flux	35
2.2. Données pédologiques.....	37
2.3. Mesures destructives de GAI et biomasse	39
3. Les placettes « ESU ».....	40
3.1. Mesures indirectes du GAI.....	40
3.2. Mesures destructives de biomasse et rendement	41
4. Capteurs de rendement	41
5. Données des partenaires et enquêtes	42
6. Données spatialisées	45
6.1. Registre Parcellaire Graphique (RPG)	45
6.2. Cartes d'occupation du sol	45
6.3. Données météorologiques SAFRAN.....	46
6.4. Carte pédologique	47

6.4.1. Présentation de la carte et de la base de données.....	47
6.4.2. Méthode d'extraction de l'information.....	47
7. Statistiques de rendement Agreste	49
8. Associations Syndicales Autorisées (ASA).....	50
9. Données satellitaires	51
9.1. Présentation des images	51
9.2. Prétraitement des images	52
9.3. Inter-comparaison des capteurs	55
9.4. Séries temporelles de variables biophysiques	59
9.4.1. Définitions.....	59
9.4.2. Estimation des variables biophysiques par télédétection	60
9.4.2.1. L'approche empirique	60
9.4.2.2. L'approche utilisant des MTR	61
CHAPITRE 2 : ESTIMATION DE LA BIOMASSE ET DU RENDEMENT.....	64
1. Introduction	64
2. Le modèle SAFY	65
3. Résultats publiés - Estimating maize biomass and yield over large areas using HSTR Sentinel-2 like remote sensing data (<i>Remote Sensing of Env.</i>).....	69
3.1. Introduction.....	69
3.2. Material and Methods.....	71
3.2.1. New model version.....	71
3.2.2. Calibration procedure	73
3.2.2.1. Initialization of input parameters	73
3.2.2.2. Cost function	77
3.2.3. Dataset	77
3.2.3.1. Study area.....	77
3.2.3.2. Meteorological data.....	78
3.2.3.3. Remote sensing data	78
3.2.3.4. GAI, biomass and yield datasets.....	82
3.3. Results and discussion	84
3.3.1. Validation of effective GAI retrieved from BVNet tool.....	84
3.3.2. Model performances at local scale.....	84
3.3.2.1. Contribution of the new model version.....	84
3.3.2.2. Relevance of the double logistic function	85
3.3.2.3. Impact of multi-sensors approach on biomass estimates.....	87

3.3.2.4. Yield estimates at local scale	88
3.3.3. Model performances at regional scale	89
3.4. Conclusion	92
4. Résultats et analyses complémentaires	93
4.1. Comparaison des méthodes: double logistique vs filtre manuel	94
4.2. Biomasse et rendement à l'échelle locale	98
4.3. Apport de la nouvelle version	100
4.3.1. Initialisation des paramètres	100
4.3.2. Comparaison à l'échelle locale	105
4.3.3. Comparaison à l'échelle régionale	106
4.4. Correction du GAI effectif	107
5. Conclusion	109
CHAPITRE 3 : MODELISATION DU BILAN HYDRIQUE	112
1. Introduction	112
2. Bilan hydrique et évapotranspiration	113
2.1. Définition et équation du bilan hydrique	113
2.2. Méthodes d'estimation de l'évapotranspiration	115
2.3. La méthode FAO-56	115
3. Le modèle SAFY-FAO	118
3.1. Fonctionnement général	118
3.2. Le bilan hydrique	118
3.3. Le module d'irrigation automatique	120
3.4. Couplage avec le modèle SAFY	121
4. Résultats soumis - Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high resolution satellite imagery (<i>Agricultural Water Management</i>)	123
4.1. Introduction	123
4.2. Material and Methods	125
4.2.1. Model description	125
4.2.2. Study area	130
4.2.3. Dataset over the LAM field	131
4.2.3.1. Site description	131
4.2.3.2. Flux data	131
4.2.3.3. Meteorological data	131
4.2.3.4. Biomass destructive measurements	132

4.2.4. Validation datasets: the 18 fields and 3 irrigated zones	132
4.2.5. Remotely sensed GAI and FCOVER	133
4.2.6. Calibration of model parameters.....	135
4.2.6.1. SAFY model parameters.....	135
4.2.6.2. Water balance model parameters	135
4.2.6.3. Automatic irrigation module parameters.....	135
4.2.7. Model evaluation	136
4.3. Results and Discussion	137
4.3.1. Results over the LAM field: Evapotranspiration and Biomass	137
4.3.2. Effect of the use of the soil map and standard Kcb values on ETca estimates over the LAM field	140
4.3.3. Validation over 18 maize fields: total irrigation depth.....	141
4.3.3.1. Effect of the use of the soil map on the total irrigation depth	141
4.3.3.2. Effect of the use of the standard Kcb values on the total irrigation depth	142
4.3.4. Validation over 3 irrigated zones: total irrigation depth	145
4.4. Conclusion	146
5. Résultats et analyses complémentaires	149
5.1. Calibration et validation de l'ETca.....	150
5.1.1. Analyse de la dynamique temporelle de l'ETca.....	150
5.1.2. Impact de la calibration sur l'ETca	155
5.1.3. Validation de l'ETca.....	157
5.1.4. Impact de l'utilisation des données SAFRAN sur l'ETca.....	159
5.2. Bilan des incertitudes	160
5.3. Humidité du sol et apport de la diffusion	162
5.4. Apport du module hydrique	167
5.4.1. Comparaison sur des parcelles du RPG	167
5.4.2. Comparaison avec les données AGRESTE	168
6. Conclusion.....	170
CONCLUSION ET PERSPECTIVES	172
1. Synthèse des résultats.....	172
2. Perspectives.....	175
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	182
LISTE DES ABREVIATIONS.....	200
LISTE DES ILLUSTRATIONS	206

1. Liste des figures	206
2. Liste des tableaux	213
ANNEXES	217
Annexe 1: Exemple de carte de GAI.....	217
Annexe 2: Capteurs du mât météorologique	218
Annexe 3: L'évapotranspiration de référence	219
Annexe 4: Dates utilisées pour la comparaison des capteurs	221
Annexe 5: Profils de NDVI et GAI en 2015.....	222
Annexe 6: Double logistique vs filtre manuel	223
Annexe 7: Parcelles pour la comparaison Agreste	224
Annexe 8: Correction du GAI effectif	225
Annexe 9: Périodes de calibration.....	226
Annexe 10: Photographies de Lamothe	229
Annexe 11: Humidité du sol à Lamothe	233
Annexe 12: Publication dans « Remote Sensing of Environment »	238

Introduction

Introduction

1. Contexte scientifique

Selon le 5^{ème} rapport d'évaluation du GIEC réuni à Copenhague en octobre 2014 ([GIEC, 2014](#)), le dérèglement climatique causé par l'activité humaine est désormais incontestable, au vu de nombreux phénomènes météorologiques et climatiques extrêmes observés depuis 1950. En novembre 2015, la COP21 qui s'est tenue à Paris a réuni les pays des Nations Unies autour de discussions cruciales pour parvenir à un accord sur le changement climatique.

Les différents scénarios simulés par les modèles climatiques convergent et pour la France, la plupart d'entre eux prévoient une augmentation des températures et une réduction des précipitations durant l'été. La modification du régime des pluies pose un certain nombre de questions relatives à la compréhension des processus et des changements qui contrôlent le cycle de l'eau et aux moyens à mettre en œuvre pour diagnostiquer les impacts de ces changements sur l'environnement, l'économie et la santé. La recherche a ici un rôle fondamental à jouer et doit permettre de réfléchir aux solutions permettant d'optimiser l'utilisation et la gestion de la ressource en eau à l'échelle des territoires, pour les différents usages, et notamment pour l'agriculture.

En France, ces dernières années, l'utilisation de l'eau par le secteur agricole dans un contexte de raréfaction des précipitations estivales notamment lors d'épisodes caniculaires comme en 2003 a engendré de vives tensions. Cette situation risque de s'aggraver à l'avenir avec l'augmentation des épisodes de sécheresse tels que prévus par les modèles (Projet CLIMATOR, [Brisson and Levraut, 2010](#)). Ainsi, afin d'anticiper et de faire face à ces aléas climatiques et aux conflits d'usage qui en découlent, les autorités nationales ont proposé en 2011 le premier Plan National d'Adaptation au Changement Climatique (PNACC). Ce plan, rendu public le 20 juillet 2011 par le Ministère de l'écologie, du développement durable, des transports et du logement, a fixé comme objectif une réduction de 20% des prélèvements d'eau d'irrigation à l'horizon 2020. Ce plan vise à améliorer l'efficacité d'utilisation de l'eau par des actions d'innovation et de recherche ce qui oblige les agriculteurs et les gestionnaires à trouver des solutions adaptées. Une meilleure gestion de la ressource en eau sur le territoire, l'utilisation de techniques d'irrigation plus économes et de semences plus adaptées à la sécheresse ou encore le recours à de nouvelles pratiques culturales sont autant d'éléments de réponse qui peuvent être apportés par la recherche.

2. Le maïs et la problématique de l'eau

2.1 Contexte économique et environnemental

Le maïs est la plante la plus cultivée sur notre planète. Il représente 41% de la production mondiale de céréales et devance le blé (29%) et le riz blanchi (19%) (source : USDA, 2014/2015). Le maïs grain couvre environ 170 millions d'hectares à travers le monde, pour une production en hausse régulière estimée à 940 Mt pour la saison 2013/2014 (source : Conseil international des céréales, CIC).

En France, le maïs est la seconde céréale produite derrière le blé, avec une moyenne d'1.5 million d'hectares. Près de 40% des surfaces sont regroupées dans le Grand Sud-Ouest (20% en Aquitaine, 11% en Poitou-Charentes et 10% en Midi-Pyrénées) pour une production oscillant entre 15 et 18 millions de tonnes. La France se positionne donc comme le 1^{er} pays producteur et exportateur de maïs en Europe, 5^{ème} exportateur au niveau mondial (entre 5 et 7 millions de tonnes) et 1^{er} exportateur mondial de semences, dont principalement du maïs.

En Midi-Pyrénées, les grandes cultures (principalement le blé, le tournesol et le maïs) et les semences représentent plus d'un million d'hectares dans la superficie agricole utile (SAU) régionale. Cette région figure ainsi parmi les trois régions françaises produisant le plus de maïs grain et se place juste derrière l'Aquitaine pour la production de maïs semence. La majorité des surfaces de maïs de la région se concentre dans les départements du Gers, des Hautes-Pyrénées, de la Haute-Garonne et du Tarn-et-Garonne.

Dans les régions tempérées, le maïs est semé au printemps entre les mois d'avril et mai. La récolte survient généralement au début de l'automne, entre octobre et novembre (parfois dès la mi-août pour le maïs ensilage). Le maïs, comme la canne à sucre ou le sorgho, est une plante dont la photosynthèse est dite en « C4 » en référence aux quatre atomes de carbone qui composent le premier glucide formé. Les plantes en C4 ont besoin de beaucoup moins d'eau que les plantes en C3 comme le blé ou l'orge pour produire du carbone. Parmi les plantes cultivées, le maïs présente la meilleure efficacité d'utilisation de l'eau. Ainsi, pour produire 1 kg de matière sèche, il faudra moins d'eau au maïs qu'au blé ([Figure 1](#)).

Cependant, malgré une très bonne efficacité d'utilisation de l'eau, le principal inconvénient de la culture de maïs en climat tempéré réside dans le fait que son besoin en eau maximum se situe durant la période estivale au cours de laquelle les précipitations sont réduites. Cela soulève inévitablement des questionnements relatifs au bon usage et au partage de la ressource en eau, accentués ces dernières années par la perspective de raréfaction de cette ressource.

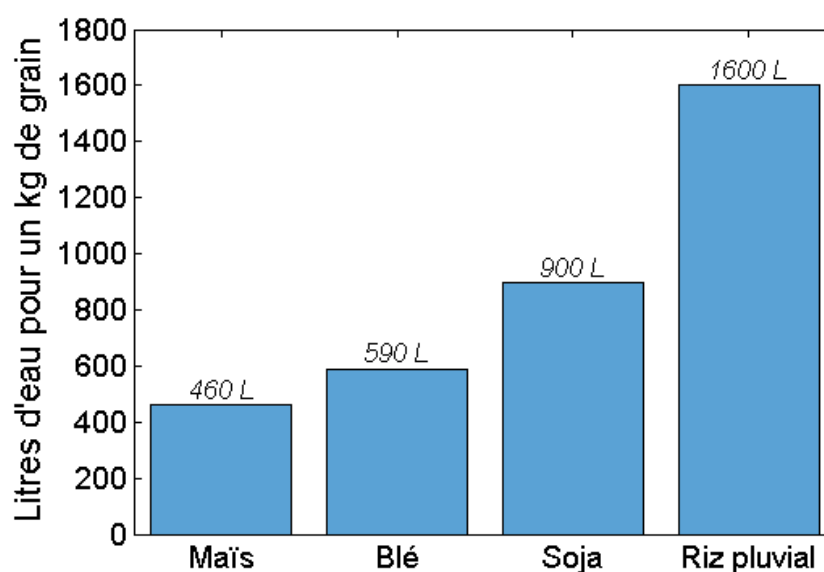


Figure 1: Comparaison de l'efficacité d'utilisation de l'eau par les cultures (source : Arvalis-Institut du Végétal).

2.2. Besoins en eau

Le besoin quotidien en eau du maïs est défini par le produit entre l'évapotranspiration de référence notée ET_0 qui représente l'évapotranspiration qu'aurait un gazon bien alimenté en eau sous l'effet du climat, et un coefficient cultural noté K_c . Ce besoin varie en fonction du stade de développement de la culture et des facteurs climatiques (Allen et al., 1998). A partir du stade 8 feuilles et jusqu'au stade mi-montaison, les besoins en eau du maïs augmentent très rapidement (Figure 2). Ils atteignent leur maximum au stade mi-montaison et se maintiennent jusqu'au stade de limite d'avortement des grains. Puis les besoins diminuent tout en restant relativement élevés jusqu'au stade 50-45% d'humidité du grain. On observe ensuite une baisse assez rapide.

Plusieurs études ont démontré un pic de sensibilité du maïs au stress hydrique au moment de la floraison, du remplissage des grains et de la fin de la période végétative (Salter and Goode, 1967 ; Stewart et al., 1977 ; Denmead and Shaw, 1960 ; Westgate and Grant, 1989). Selon les années, les irrigants peuvent être confrontés à des volumes d'irrigation limités régis par les pouvoirs publics. Dans ce cas, afin d'assurer un bon rendement, l'irrigant va privilégier les irrigations en périodes de forte sensibilité au stress hydrique¹ et définir des priorités entre les parcelles. Les arbitrages concernant le calendrier d'irrigation dépendent de nombreux facteurs. Ainsi, la variété, le stade de développement de la culture, le type de sol et les pratiques culturales sont autant de paramètres à prendre en compte lorsque l'on souhaite maximiser l'efficacité de l'utilisation de l'eau.

¹ Période entre le stade « dernière feuille étalée » et « grain laiteux ».

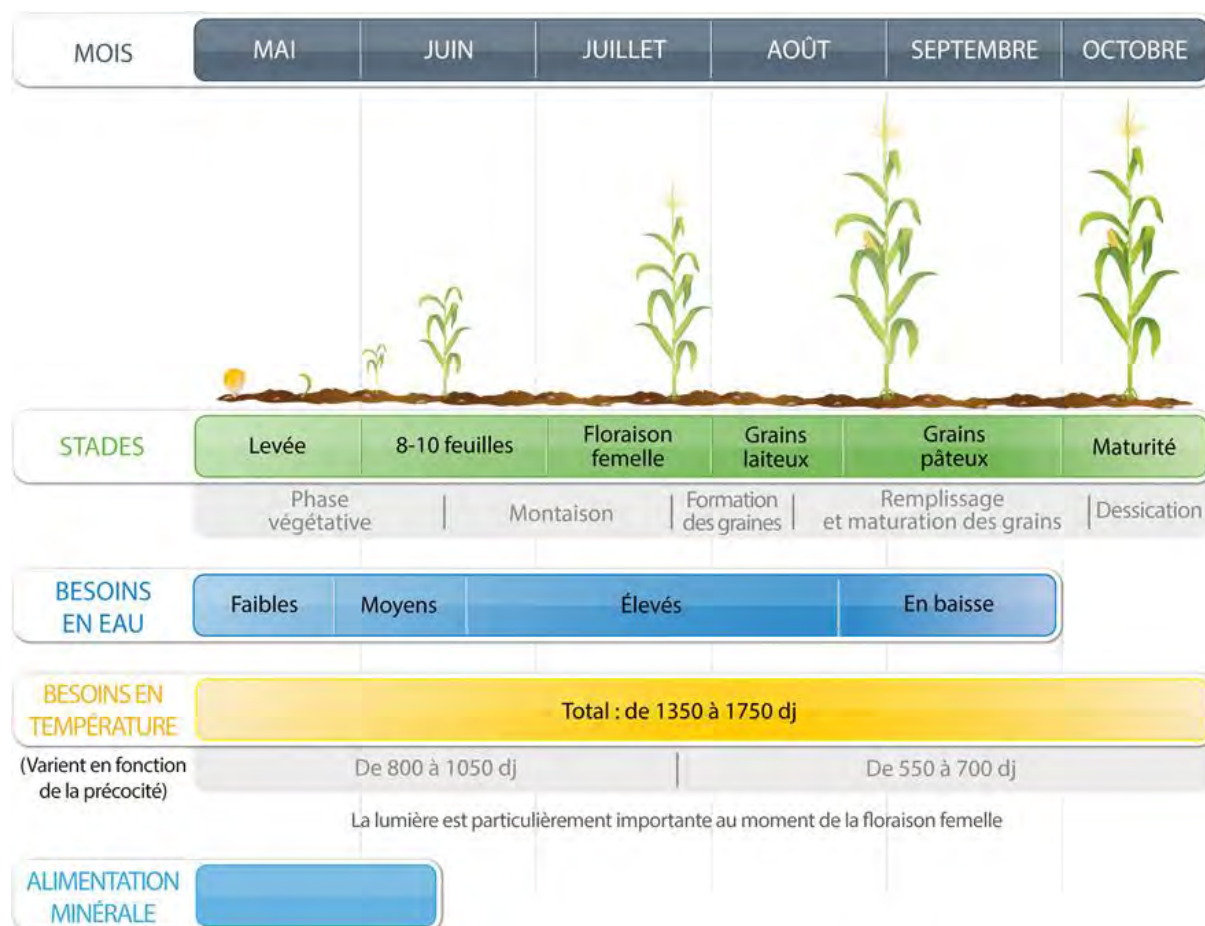


Figure 2: Cycle du maïs et besoins en eau (source : [<http://www.lgseeds.fr/>]).

2.3. Enjeux liés à l'irrigation

Pour bien comprendre la disparité dans la répartition entre les usages de l'eau prélevée et consommée, il est important de faire la distinction entre prélèvements et consommation. Les prélèvements désignent la « *quantité d'eau prélevée dans une ressource puis rejetée après utilisation (donc à nouveau disponible)* », tandis que la consommation correspond à la « *quantité d'eau prélevée qui est réellement absorbée et qui ne retourne pas directement dans le milieu naturel où elle a été prélevée* » (source : Centre d'information sur l'eau, CIEAU [<http://www.cieau.com/>]).

En France, le secteur agricole représente seulement 9% des prélèvements (soit 3 143 millions de m³ d'eau), ce qui paraît relativement faible au regard des 74% prélevés par l'industrie, majoritairement pour la production d'énergie (soit 25 milliards de m³ d'eau). Cependant, sa part dans la consommation nette atteint 48% (sans compter l'eau de pluie utilisée par les cultures), alors que l'industrie ne représente plus que 28% étant donné qu'une grande partie prélevée est restituée au milieu naturel (source : Agences de l'eau - Service de l'Observation et des Statistiques, 2012). Dans le Sud-Ouest de la France, l'eau dévolue à l'agriculture avoisine 80% de la consommation nette durant les 3 mois d'été.

Depuis les années 1970, les prélèvements ont fortement progressé en France en raison de l'évolution des pratiques et du développement de l'irrigation (Figure 3). Les surfaces irrigables (c.à.d. équipées pour l'irrigation) n'ont cessé d'augmenter entre 1970 et 2000, passant de 767 000 ha à près de 2.7M d'hectares avant de se stabiliser. Cela représentait alors 9.6% de la surface agricole utile (SAU). Les surfaces irriguées ont suivi la même tendance. L'irrigation du maïs a quant à elle atteint sa plus forte valeur en 2000 avec près de 781 000 ha, soit 50% des surfaces irriguées.

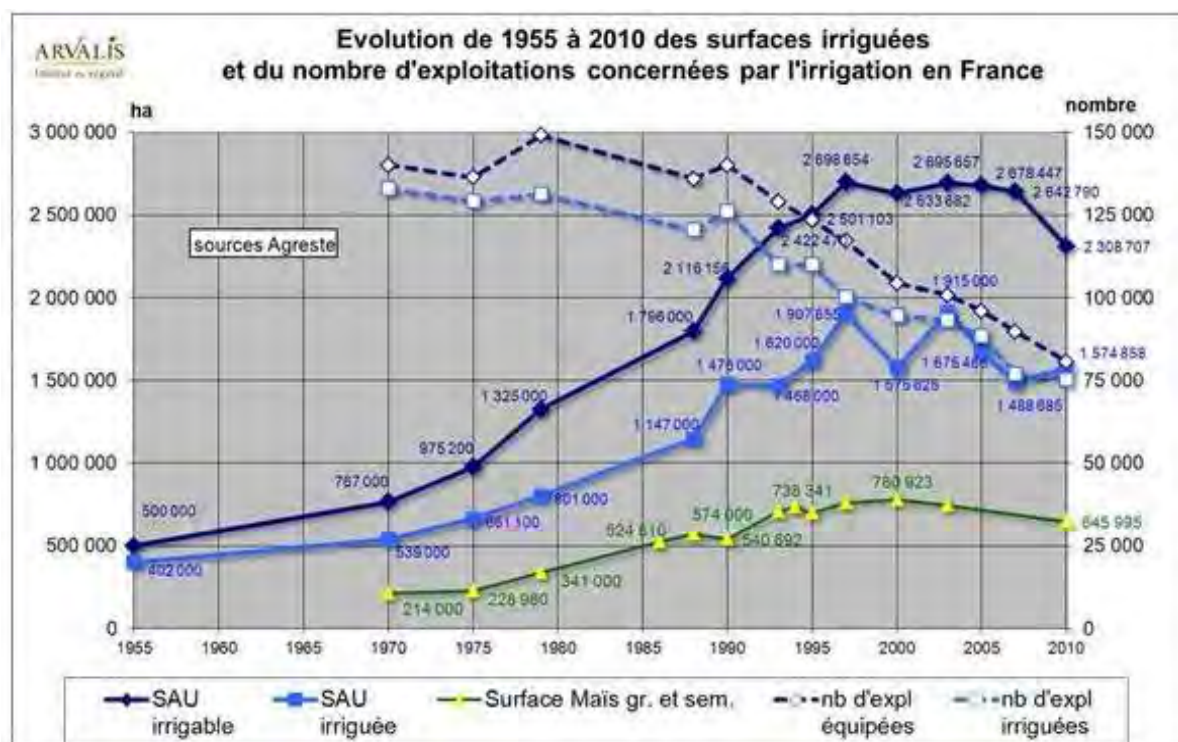


Figure 3: Evolution de l'irrigation en France métropolitaine de 1955 à 2010 (source : Arvalis-Institut du Végétal).

La tendance s'est inversée entre 2000 et 2010 avec une diminution de 12% de surfaces irrigables (8.6% de la SAU). Si la quantité de surfaces irriguées semble se maintenir, la part du maïs recule de -17% entre 2000 et 2010. Cependant, 1 agriculteur sur 6 a eu recours à l'irrigation en 2010 (source : SSP - Agreste - Recensements agricoles de 1970 à 2010).

Face à une pluviométrie insuffisante, l'irrigation s'est imposée comme le meilleur moyen de limiter la fluctuation de la productivité d'une année sur l'autre. La comparaison des rendements du maïs grain irrigué et sec entre 2000 et 2015 dans la région Midi-Pyrénées met bien en évidence le fait que l'irrigation permet d'obtenir des rendements à la fois plus élevés et plus stables (Figure 4). En moyenne, les rendements du maïs irrigué sont supérieurs de 29 qt/ha par rapport au maïs en sec. Au niveau mondial, les terres irriguées, toutes cultures confondues, assurent une productivité 2.7 fois supérieure à celles des terres arrosées uniquement par la pluie (source : CIEAU). Outre les gains en termes de rendement, l'irrigation permet de tamponner les effets liés au manque de pluviométrie estivale. Elle est

donc un facteur important de durabilité économique pour la culture et elle contribue fortement à améliorer la qualité de la production et sa régularité.

L'irrigation est pratiquée dans de nombreux bassins versants français et de grands volumes sont mobilisés dans le Sud de la France où les précipitations sont en moyenne plus faibles. Les scénarios prévoient une augmentation des précipitations de 25% pendant l'hiver et une diminution de 15% pendant l'été pour le Sud-Ouest de la France à l'horizon 2050 (projet CLIMATOR, [Brisson and Levraut, 2010](#)).

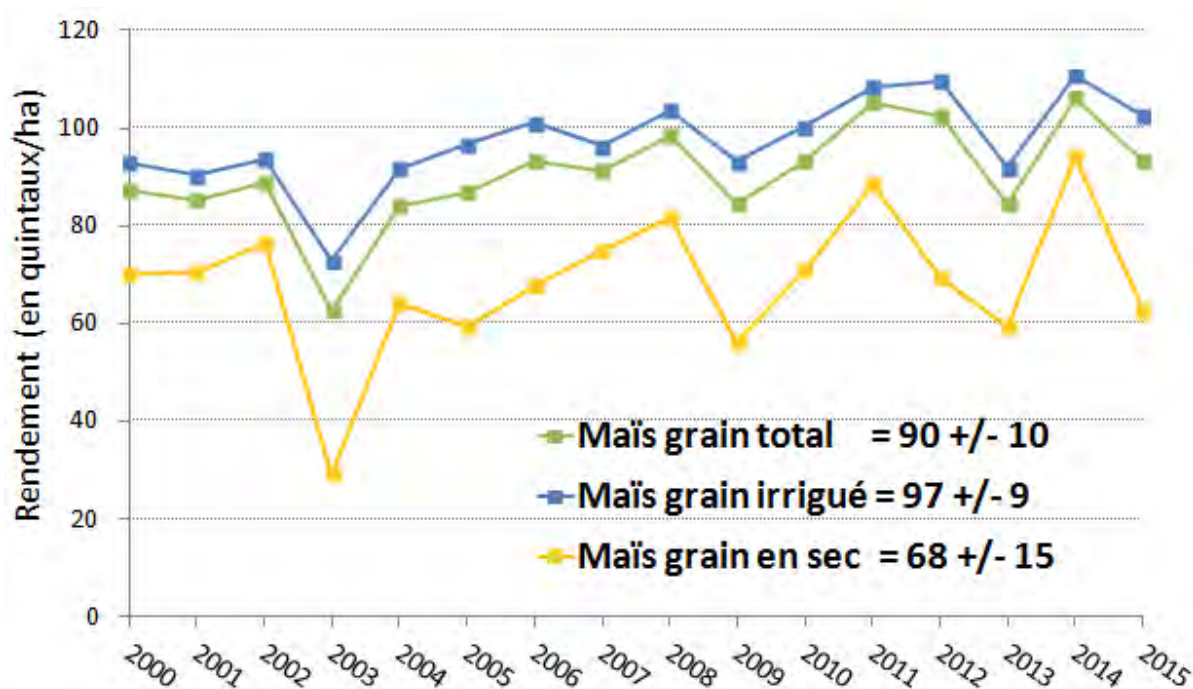


Figure 4: Rendement moyen du maïs grain en Midi-Pyrénées de 2000 à 2015 (source : Agreste, Statistique Agricole Annuelle).

Depuis 2006, la loi sur l'eau et les milieux aquatiques vise à instaurer pour les prélèvements agricoles la gestion collective de la ressource en eau. Ainsi, chaque territoire se voit attribuer un volume prélevable pour l'irrigation, qui sera réparti entre les irrigants par un Organisme Unique de Gestion Collective (OUGC) nommé par le préfet. Les gestionnaires de l'eau doivent donc réfléchir à des méthodes permettant d'optimiser la gestion de l'eau à l'échelle du territoire.

La plupart des méthodes actuelles utilisées pour déterminer les volumes prélevables sont principalement basées sur des connaissances statistiques et historiques. Partant de ce constat, il apparaît nécessaire de proposer des outils et des méthodes permettant de mieux connaître le statut hydrique des cultures dont le maïs, à l'échelle des unités de gestion (bassin versant), afin de mieux gérer la ressource en eau et répondre aux objectifs d'un développement durable permettant de concilier productivité et préservation de l'environnement, dont l'homme fait bien évidemment partie intégrante.

3. Le projet MAISEO

C'est dans cette perspective qu'a été proposé le projet MAISEO (FUI n°14), dans lequel s'inscrit ma thèse. Ce projet intitulé « *Nouveaux processus écologiquement intensifs de production de maïs intégrant gestion agronomique et gestion territoriale de l'eau* » a débuté en décembre 2012 et couvre une durée de quatre ans. Il regroupe un consortium constitué de partenaires industriels (Vivadour, PIONEER Génétique, Geosys, Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne - CACG) et de laboratoires de recherche (Météo France, CNRS LAAS et CESBIO). La CACG est une société anonyme d'économie mixte créée en 1959, à la fois société anonyme et société d'aménagement régional (S.A.R) pour les régions Midi-Pyrénées et Aquitaine. Elle gère la ressource en eau sur des bassins hydrographiques du Sud-Ouest, notamment le système Neste qui constitue la principale ressource en eau pour le département du Gers en Midi-Pyrénées.

Le principal objectif du projet est de proposer des solutions qui visent à maintenir et si possible augmenter les niveaux de production actuels du maïs grain, tout en réduisant sa consommation en eau. Le projet comporte deux volets.

- ***Le volet « Economies d'eau à la parcelle »***

Le premier volet concerne les « économies d'eau à la parcelle ». Cette partie repose sur des recherches sur la sélection variétale visant à privilégier les caractères de tolérance au stress hydrique. Ce travail de recherche est mené par PIONEER. Une autre partie de ce volet concerne l'optimisation des pratiques orientées vers une irrigation de précision. Ce travail est mené à l'échelle parcellaire par Vivadour, Geosys, le LAAS, Météo France et la CACG (Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne).

- ***Le volet « Approche territoriale »***

Le second volet du projet concerne l'approche territoriale. C'est dans ce volet que s'inscrit ma thèse. L'objectif de ce volet est de proposer des solutions permettant d'optimiser la gestion de la ressource à l'échelle d'un territoire. Pour atteindre cet objectif, le gestionnaire doit être capable de connaître les besoins et ressources en eau disponibles à tout moment sur son territoire. Cela requiert, en autres, la mise au point de méthodes permettant de réaliser un bon diagnostic des besoins et consommations en eau à l'échelle d'un territoire, objectif placé au cœur de mon travail de thèse. La contrainte du temps réel n'a pas fait partie de mon travail de thèse mais constitue une des perspectives du projet.

Une discussion a donc été menée avec la CACG autour de leurs besoins et des solutions pouvant être apportées pour les aider à optimiser la gestion de l'eau d'irrigation à l'échelle d'un territoire. En Midi-Pyrénées, l'essentiel de l'eau d'irrigation est alloué au maïs grain qui représente 60% des surfaces irriguées et consomme 70 à 80% des volumes d'irrigation soit environ 250 Mm³/an. Parmi les nombreuses questions et besoins listés, on peut citer celle

qui a servi de trame à ma thèse : *Comment diagnostiquer les besoins et consommations en eau du maïs à l'échelle d'un territoire et comment valider ce diagnostic ?*

Face à ces questions, l'utilisation de modèles s'est avérée incontournable. Toutefois, si la modélisation permet de simuler le développement, la production et les besoins en eau de cultures à l'échelle parcellaire, l'imagerie satellitaire apporte quant à elle des informations sur la variabilité spatio-temporelle du fonctionnement des cultures liée à des différences de pratiques agricoles, de conditions morpho-pédologiques et climatiques. L'estimation du fonctionnement des cultures sur de grandes surfaces nécessite donc d'avoir une vision globale et objective de la variabilité des surfaces, possibilité offerte par la télédétection couplée à la modélisation.

Dans ma thèse, nous avons donc choisi d'utiliser un modèle de culture couplé à des données satellitaires. Nous avons ainsi cherché à apporter des éléments de réponse aux questions suivantes : *Quel modèle choisir compte-tenu de l'échelle spatiale considérée, à savoir le territoire ? Quelles données satellitaires utiliser ? Quelle méthode de calibration choisir ? De quelles données a-t-on besoin pour valider nos résultats ? Comment quantifier les sources d'incertitudes sur nos résultats ?*

4. Les modèles de culture

Les modèles de culture ont été largement développés et utilisés pour simuler le développement, la production et les besoins en eau de cultures à l'échelle parcellaire (Zhang et al., 2002). On peut distinguer trois grandes catégories de modèles de fonctionnement de par leur niveau de complexité et leur aptitude à être spatialisés, c.à.d. utilisés sur de grandes surfaces.

- *Les modèles écophysiologiques*

Premièrement, les modèles de fonctionnement dits « écophysiologiques » (Wit et al., 1970) simulent de façon mécaniste les principaux processus clés du fonctionnement des plantes (photosynthèse, respiration, bilan hydrique etc.). Les processus impliqués sont simulés par des relations qui peuvent être biophysiques ou empiriques. On peut notamment citer les modèles STICS (Brisson et al., 2003), SUNFLO (Casadebaig et al., 2011), SWHEAT (van Keulen and Seligman, 1987), Sirius (Jamieson et al., 1998), AFRCWHEAT2 (Porter, 1993), CERES-Maize (Dyke et al., 1986) et SUCROS2 (van Laar et al., 1992).

Ces modèles décrivent l'effet des pratiques agricoles (irrigation, fertilisation, travail du sol etc.) sur un grand nombre de cultures. Ainsi, STICS permet de modéliser une vingtaine de cultures et compte plus de 200 paramètres relatifs aux caractéristiques de la plante, aux pratiques culturales ou aux propriétés de sol. Au regard du nombre de paramètres d'entrée et de processus simulés, ces modèles peuvent être qualifiés de « complexes » et sont par conséquent plus difficilement spatialisables. De nombreux travaux de spatialisation ont été menés (Hadria et al., 2006 ; Duchaine et al., 2012), mais la principale limite de cette

approche réside dans le manque de données *in situ* nécessaires pour renseigner ou alimenter de tels modèles.

- *Les modèles empiriques*

Les modèles empiriques qualifiés de modèles « simples » calculent la production de biomasse à partir de l'équation de Monteith (modèle basé sur le calcul d'efficacités - [Monteith, 1972](#)) et d'une somme d'indices de végétation tels que le NDVI dérivés de données de télédétection ([Tucker and Sellers, 1986](#) ; [Dong et al., 2003](#) ; [Wessels et al., 2006](#)).

Les modèles empiriques sont plus faciles à utiliser que les modèles plus complexes mais les données *in situ* utilisées pour leur calibration sont rarement représentatives de toute la gamme des variations possibles, ce qui peut limiter leur application aux conditions pour lesquelles ils ont été établis. De plus, leur formalisme simplifié ne permet pas de simuler avec une assez grande précision le fonctionnement des cultures, ce qui peut exclure les approches de type « scénario ».

- *Les modèles agro-météorologiques semi-empiriques*

Face aux limitations inhérentes aux modèles empiriques et écophysologiques, une troisième catégorie de modèles de culture a vu le jour afin d'allier leurs avantages : les modèles agro-météorologiques. Ces modèles combinent l'équation de Monteith avec quelques processus majeurs permettant de prendre en compte les principales phases du cycle de développement des plantes (levée, croissance et sénescence). Ils ont un nombre de formalismes et de paramètres restreints et, à l'instar des modèles « simples », ils sont adaptés à l'étude de grandes surfaces et spécifiquement conçus pour les cas où les données d'entrée sont limitées ([Maas, 1993](#) ; [Liu et al., 2010](#)).

Parmi ces modèles que l'on peut qualifier d'« agro-météorologiques » ou encore « contextuels », on retrouve les modèles SAFY ([Duchemin et al., 2008a, 2015](#)), AqYield ([Constantin et al., 2015](#)), PolyCrop ([Nana et al., 2014](#)), AquaCrop ([Steduto et al., 2009](#)), Pilote ([Mailhol et al., 1997](#)), GRAMI ([Maas, 1992](#)). Récemment, de nombreux auteurs se sont orientés vers l'utilisation des modèles agro-météorologiques pour estimer la biomasse, le rendement et les besoins en eau des cultures. Ainsi, [Paredes et al. \(2014a\)](#) ont montré l'adéquation du modèle AquaCrop de la FAO pour l'estimation de la biomasse et du rendement du maïs et [Nana et al. \(2014\)](#) ont étudié les rendements du maïs en Italie en utilisant le modèle PolyCrop.

Etant donné le large panel de modèles disponibles, effectuer un choix adapté aux objectifs de l'étude peut s'avérer compliqué. [Constantin et al. \(2015\)](#) ont répertorié les différents critères à considérer lorsque l'on souhaite choisir un modèle. Ainsi, le modèle doit évidemment être adapté au contexte de l'étude mais il doit également être robuste et efficace avec un jeu de données restreint. On constate généralement une bonne adaptation

des modèles pour des situations semblables à celle dans laquelle ils ont été calibrés, mais leur robustesse est souvent limitée dans des situations contrastées s'ils ne sont pas calibrés de nouveau (Palosuo et al., 2011 ; Rötter et al., 2012).

Dans leur étude, Constantin et al. (2015) se servent d'un jeu de données restreint, et démontrent les performances égales de deux modèles de catégories différentes pour l'estimation du contenu en eau du sol et du rendement de trois cultures d'été. Les modèles concernés sont les modèles STICS (modèle écophysologique) et AqYield (modèle agro-météorologique). Etant donné les bonnes performances des deux modèles, les auteurs concluent que le choix doit essentiellement être guidé par l'objectif de l'étude. STICS est ainsi performant localement car les informations relatives au sol, au climat et aux pratiques culturales sont aisément accessibles à la parcelle, cependant son implémentation à une échelle plus large est restreinte par la disponibilité des données d'entrée qui varient dans le temps et dans l'espace (Boote et al., 1996 ; Moulin et al., 1998 ; Faivre et al., 2004). Ainsi, STICS permettra la simulation d'un plus grand nombre de processus et AqYield sera quant à lui plus facilement transposable à de nouvelles cultures. Il n'existe donc pas un seul et unique modèle ni une seule et unique approche capables de répondre à toutes les questions.

5. Couplage télédétection/modèles

La télédétection est un outil privilégié pour la spatialisation des modèles (Delécolle et al., 1992 ; Faivre et al., 2004). L'utilisation conjointe de l'imagerie satellitaire et des modèles agro-météorologiques permet de décrire le fonctionnement des cultures sur de grands territoires.

De nombreuses études ont révélé les fortes potentialités des méthodes basées sur la combinaison des données satellitaires aux modèles de culture (Moulin et al., 1998 ; Pinter et al., 2003 ; Tucker et al., 1983). Récemment, Hadria et al. (2010) ont testé l'utilisation conjointe du modèle STICS et de données satellitaires pour déterminer les pratiques culturales. Les images ont été utilisées pour obtenir des informations spatialisées sur les dates de semis et la fertilisation azotée de la culture de blé dans le Sud-Est de la France. Même si les quantités d'azote sont surestimées, les résultats obtenus sont très bons pour les dates de semis avec une erreur inférieure à une semaine. Padilla et al. (2012) ont montré que l'on pouvait suivre le développement et estimer correctement la production du blé dans le Sud de l'Espagne en couplant un modèle agro-météorologique, le modèle GRAMI, à des données LANDSAT. De la même manière, Li et al. (2014) ont obtenu de bons résultats pour le rendement du maïs en utilisant le modèle couplé WOFOST-HYDRUS combiné à des données LANDSAT. Cet axe de recherche couplant télédétection et modélisation s'est ainsi révélé particulièrement adapté pour le suivi des rendements et de la ressource en eau à l'échelle régionale (Jackson et al., 1977 ; Boote et al., 1996 ; Moulin et al., 1998 ; Oliosio et al., 1999 ; Faivre et al., 2004 ; Duchemin et al., 2006 ; Duchemin et al., 2008b).

Avec le développement de l'imagerie satellitaire et l'arrivée de nouveaux capteurs à haute résolution spatiale et temporelle tels que Sentinel-1 et Sentinel-2, le suivi des cultures sur de grands territoires prend un nouvel essor. Avant l'arrivée de ces missions spatiales, les études étaient souvent limitées par la faible répétitivité temporelle et/ou par le coût parfois élevé des images optiques ne permettant pas de disposer d'un nombre d'acquisitions suffisantes pour un suivi fin du développement de la culture. D'autre part, les satellites tels que MODIS fournissaient des images à haute fréquence temporelle (1-2 jours) mais avec une faible résolution spatiale (250 m à 1 km). L'apparition des nouvelles missions telles que Sentinel-2 offre de nouvelles perspectives grâce à la fourniture tous les cinq jours d'images gratuites couvrant tout le globe avec une résolution spatiale de 10 m. De telles données devraient contribuer à augmenter significativement la précision des indicateurs relatifs au développement de la culture (Droogers and Bastiaanssen, 2002 ; Duchemin et al., 2002).

Durant ma thèse, j'ai utilisé de nombreuses images optiques à hautes résolutions spatiale et temporelle. Ces images ont été acquises durant des campagnes spécifiques, comme les images Formosat-2 à 8 m de résolution acquises depuis 2006 dans le cadre des activités de l'Observatoire Spatial Régional (OSR), ou encore les images SPOT-4 (20 m) et SPOT-5 (10 m) acquises dans le cadre des expériences « Take-5 » en 2013 et en 2015, qui ont permis d'obtenir un jeu de données unique avec des images ayant des caractéristiques spectrales, spatiales et temporelles très proches des données Sentinel-2.

La télédétection permet d'estimer et de cartographier des indicateurs essentiels au suivi des cultures tels que le type de cultures, leur stade de développement et les variables biophysiques tels que l'indice de surface verte (LAI pour « *Leaf Area Index* » ou GAI pour « *Green Area Index* », voir Annexe 1), la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbée par la végétation (FAPAR pour « *Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation* ») ou le taux de couverture (FCOVER pour « *Fraction cover* »). Ces variables peuvent ensuite être utilisées dans les modèles de culture. Plusieurs méthodes de couplage ont été proposées (Delécolle et al., 1992 ; Dadhwal, 2003 ; Dorigo et al., 2007 ; Courault et al., 2016 ; Figure 5). On distingue le forçage et l'assimilation qui agissent sur les variables, et le ré-étalonnage qui agit sur les paramètres du modèle (Fischer et al., 1995).

- *Le forçage*

Le forçage consiste à utiliser les valeurs d'une variable mesurée ou déduite de l'information satellitaire en remplacement des valeurs calculées par le modèle, pour chaque date à laquelle une donnée a pu être acquise (Maas, 1988b ; Delécolle et al., 1992 ; Moulin et al., 1998). Ainsi, des variables biophysiques issues de la télédétection comme le GAI ou des indices de végétation tels que le NDVI peuvent être utilisés directement en entrée du modèle de fonctionnement. Cette méthode a notamment été utilisée par Leblon et al. (1991), qui relie l'efficacité du modèle de Monteith au NDVI, ainsi que par Guérif et al. (1993) qui allie NDVI et température de surface pour la prise en compte du stress hydrique dans l'estimation de la production de céréales en Algérie.

- *Le ré-étalonnage*

Le ré-étalonnage vise à réduire les écarts entre un jeu de variables simulé par le modèle et le jeu mesuré en ajustant un ou des paramètres du modèle.

- *L'assimilation*

L'assimilation consiste à recalculer un jeu de valeurs pour une variable donnée à partir des valeurs simulées par le modèle et des valeurs mesurées. Chaque jeu de données se voit attribué un coefficient de pondération afin de privilégier les valeurs mesurées ou les valeurs simulées (Dorigo et al., 2007). Avec cette méthode, les variables biophysiques sont injectées séquentiellement au fur et à mesure de leur disponibilité et permettent par des techniques de filtrage mettant en œuvre des techniques variationnelles ou ensemblistes de corriger les états prédits par le modèle. Largement appliquées dans les domaines de l'hydrologie et plus récemment des SVAT (Ottlé and Mahfouf, 2016), peu d'applications de ce type de méthode ont été réalisées sur des modèles de culture (Courault et al., 2016).

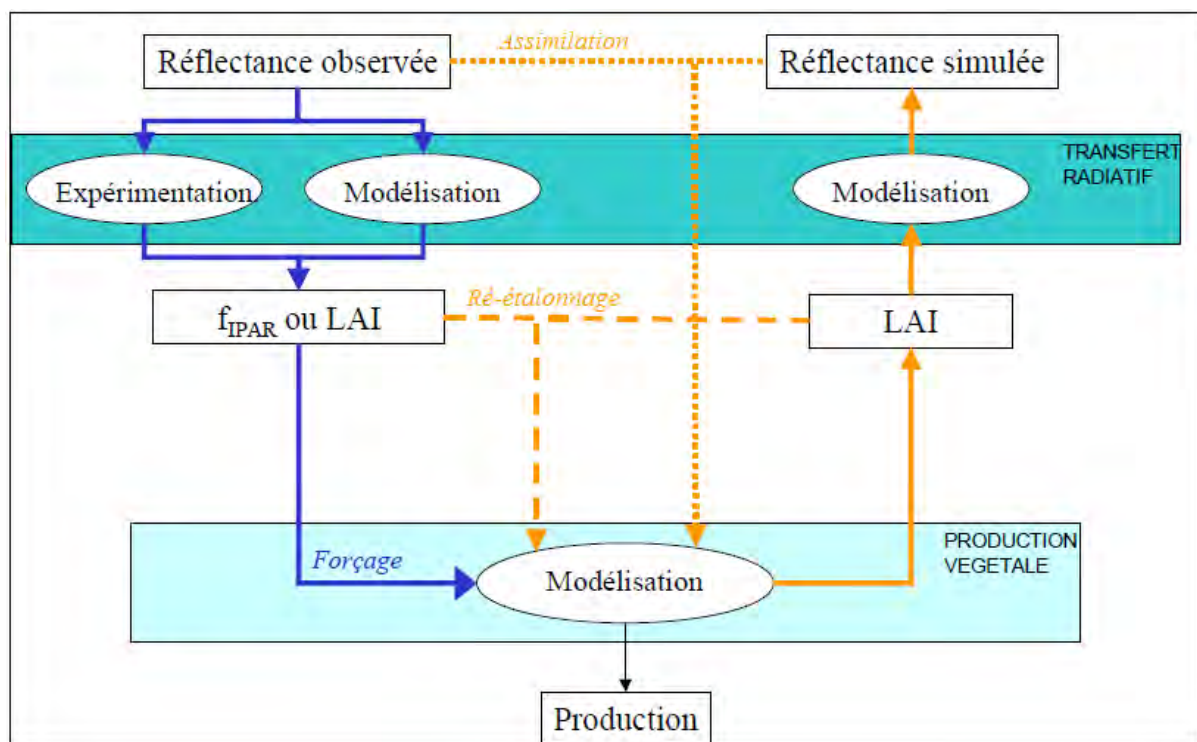


Figure 5: Stratégies de couplage entre modèles de culture et données de télédétection (Forçage, Ré-étalonnage et Assimilation) (source : Begué, 2002).

Le travail effectué dans ma thèse utilise principalement les deux premières méthodes de couplage, c'est-à-dire le forçage et le ré-étalonnage des paramètres via le GAI. Le modèle que nous avons choisi d'utiliser est le modèle agro-météorologique SAFY développé au CESBIO par Benoît Duchemin (*Simple Algorithm for Yield estimates*, Duchemin et al., 2008a). Tout comme son prédécesseur GRAMI (Maas, 1992), ce modèle, basé sur la théorie des efficacités (Monteith, 1972), nécessite un nombre restreint de paramètres et d'équations

simplifiant son utilisation. Son principal avantage, comparativement aux autres modèles agro-météorologiques tel qu'AqYield, réside dans le fait qu'il a été initialement conçu et développé pour être piloté par des données de télédétection et qu'il est donc applicable sur de grandes surfaces. De plus il est suffisamment générique pour être appliqué à différentes cultures. Une autre originalité de SAFY, par rapport aux modèles existants, est qu'il inclut l'exploitation d'informations relatives à la phénologie des cultures, ce qui permet d'envisager des approches pronostiques.

Plusieurs travaux de recherche ont montré que le modèle SAFY, couplé à la télédétection, aboutissait à des estimations correctes de la biomasse et des rendements de blés irrigués en région semi-aride (Duchemin et al., 2008a ; Benhadj, 2008 ; Hadria et al., 2009 ; Fieuzal et al., 2011 ; Duchemin et al., 2015). Veloso (2014) et Claverie et al. (2012) ont étudié les performances du modèle couplé à des données satellitaires à hautes résolutions spatiale et temporelle pour estimer la biomasse et les rendements de cultures d'hiver (blé pluvial) et d'été (maïs, tournesol et soja) dans le Sud-Ouest de la France. Ces études ont démontré les potentialités de ce modèle et ont donc motivé le choix de son utilisation dans ma thèse. Mais la précision et donc la fiabilité des résultats obtenus n'était pas toujours satisfaisante et variait selon les années et les cultures. Une partie de mon travail de thèse a donc consisté à analyser les limitations observées dans les études précédentes et proposer des améliorations afin de répondre aux attentes du projet MAISEO. Mon travail a notamment conduit à proposer une amélioration du modèle SAFY permettant de mieux prendre en compte la dynamique saisonnière de la végétation (Battude et al., 2016).

Dans ma thèse j'ai également utilisé une version du modèle contenant un module de bilan hydrique, développé par Benoit Duchemin (Duchemin et al., 2015), permettant de simuler les besoins et consommations en eau des parcelles. Les consommations sont estimées à partir d'un module déclenchant des irrigations automatiquement, à partir de la détection du stress hydrique. Cette version du modèle repose sur le couplage de SAFY et d'un module de bilan hydrique inspiré de l'approche FAO (Allen et al., 1998). Ce modèle est nommé par la suite SAFY-FAO.

La FAO propose plusieurs méthodes d'estimation de l'évapotranspiration (ET_{ca} pour « *actual crop EvapoTranspiration* »). La méthode la plus simple l'estime à partir du produit entre l' ET_0 et un coefficient cultural K_c . Une autre découple le K_c en un coefficient de transpiration de la culture (K_{cb}) et un coefficient d'évaporation du sol nu (K_e). Pour aller plus loin, la FAO propose également des méthodes permettant de prendre en compte le stress hydrique via un coefficient K_s déterminé à l'aide d'un module de bilan hydrique du sol. Des détails sur les différentes méthodes d'estimation de l' ET_{ca} , dont les méthodes proposées par la FAO, sont fournis dans le Chapitre 3. La méthode la plus simple ($ET_{ca} = ET_0 * K_c$) est utilisée depuis plusieurs années par la CACG, les instituts techniques (Arvalis-Institut du Végétal, Terres Inovia) et les chambres d'agriculture pour estimer les besoins en eau des parcelles et conseiller les agriculteurs. En effet, les tables de la FAO-56 (Allen et al., 1998) fournissent des valeurs du coefficient cultural en fonction des cultures. Arvalis a

également établi des tables de K_c par culture qui proposent des valeurs en fonction du stade phénologique.

Parallèlement à cette approche, de nombreuses études ont permis de mettre en évidence le lien entre le NDVI et le coefficient cultural ([Heilman et al., 1982](#) ; [Bausch and Neale 1987](#) ; [Neale et al., 1990](#) ; [Jackson and Huete 1991](#) ; [Bausch 1993](#) ; [Choudhury et al., 1994](#) ; [Gutman 1999](#) ; [Bastiaanssen et al., 2000](#) ; [Duchemin et al., 2006](#) ; [Er-Raki et al., 2007](#)). De plus, certaines études ont montré que les estimations des besoins en eau étaient améliorées si l'on estimait séparément le K_{cb} et le K_e , plutôt que d'utiliser un coefficient unique (K_c) ([Niaghi et al., 2015](#)).

Récemment, [Rajan and Maas \(2014\)](#) se sont intéressés aux méthodes permettant d'estimer la transpiration des plantes. Les auteurs ont proposé une nouvelle méthode se basant sur un « spectral crop coefficient », K_{sp} . Dans cette méthode, le K_{sp} est calculé spécifiquement à la parcelle à partir du FCOVER (lui-même issu d'images satellite). Ils démontrent alors, sur quelques parcelles ayant des stratégies d'irrigation différentes (sec à entièrement irrigué), que l'utilisation du K_{sp} permet de reproduire assez fidèlement les mesures de flux par Eddy-Covariance. Dans une autre étude, [Saadi et al., \(2015\)](#) ont utilisé l'outil SAMIR (*Satellite monitoring of irrigation* ; [Simonneaux et al., 2009](#)) pour simuler l'ETca et les volumes d'irrigation de plusieurs périmètres irrigués dans la plaine du Kairouan en Tunisie. Cet outil reprend l'approche de la FAO, en utilisant le NDVI issu d'images satellite pour estimer le K_{cb} via une relation linéaire. L'intérêt de cette approche est de fournir un coefficient cultural spécifique à chaque parcelle contrairement aux tables statistiques qui fournissent un coefficient cultural unique pour chaque culture, et de plus indépendamment des pratiques donc invariant sur l'ensemble d'un territoire. De plus, lorsque l'on souhaite travailler sur de grands territoires, les tables statistiques sont rapidement limitées par la nécessité de connaître les stades culturaux. Une partie de mon travail de thèse a consisté à comparer l'utilisation de ces deux méthodes (tables et K_{cb} issus de la télédétection) pour l'estimation spatialisée des besoins en eau.

Cependant, même si l'on se tourne vers des modèles agro-météorologiques nécessitant moins de données d'entrée que des modèles plus complexes, les études portant sur de grands territoires se confrontent inmanquablement à un certain nombre de difficultés, en particulier celle relative à la disponibilité de données. En effet, les grandes étendues présentent de fortes hétérogénéités spatiales relatives au sol, au climat et aux pratiques culturales (irrigation, fertilisation, variété, travail du sol etc.) et l'absence ou l'imprécision des mesures permettant de caractériser ces hétérogénéités constituent une limitation majeure aux approches de spatialisation. La précision des sorties d'un modèle dépend non seulement des équations utilisées mais également de la qualité des données utilisées pour l'alimenter et le valider ([Hansen and Jones, 2000](#)). Ainsi, lorsque l'on souhaite travailler sur des surfaces relativement larges, il est nécessaire de pouvoir évaluer les outils et les modèles avec des données représentatives de la zone et des processus étudiés. Les mesures *in situ* sont donc indispensables pour quantifier l'état du système et l'incertitude associée. Il

est rare et souvent difficile de disposer d'un jeu de données *in situ* complet et adéquat. Grâce aux partenariats mis en place dans le cadre du projet MAISEO, notamment la CACG et Vivadour, nous avons pu bénéficier d'un important jeu de données de mesure *in situ*.

6. Démarche et plan de la thèse

Mon travail de thèse a donc consisté à proposer une démarche visant à fournir un diagnostic des besoins et consommations en eau du maïs à l'échelle d'un territoire. Pour réaliser ce travail, j'ai utilisé dans un premier temps le modèle SAFY qui simule le rendement des cultures à partir de la biomasse sans module hydrique, puis, dans un second temps, le modèle SAFY-FAO qui permet de simuler, en plus de la biomasse et du rendement, les besoins et consommation en eau. Le rendement a été utilisé dans ma thèse comme une donnée de validation, seule donnée disponible à l'échelle du département. Le modèle SAMIR également développé au CESBIO n'a donc pas été utilisé, car il ne permet pas d'estimer la production.

L'apport du module de bilan hydrique pour l'estimation du rendement a été évalué en comparant les sorties des deux modèles à des mesures *in situ* de rendement. Le module d'irrigation automatique a également été évalué. Les deux méthodes d'estimation du coefficient cultural ont été testées et leur impact sur l'ETca et les volumes irrigués évalué. Une analyse de l'incertitude des sorties des modèles en fonction de l'incertitude de certaines données d'entrée a également été abordé. Nous nous sommes concentrés sur la réserve utile du sol (RU), le climat (particulièrement les précipitations) et le GAI car ils peuvent présenter des incertitudes importantes.

Une réflexion a également été menée tout au long de ma thèse sur la calibration des deux modèles avec comme objectif de limiter au maximum le recours aux données *in situ*.

La quantité importante de mesures *in situ* et d'images satellitales mises à ma disposition ont constitué un atout majeur pour mener à bien ce travail. En effet, j'ai pu bénéficier de nombreuses mesures *in situ* issues de plusieurs années de campagne de mesures auxquelles j'ai participé avec d'autres membres du CESBIO. Les programmes spatiaux SPOT4-Take5 et SPOT5-Take5 [<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/>] m'ont également permis de disposer d'un jeu d'images optiques unique. La CACG et Vivadour m'ont également fourni des données précieuses notamment celles relatives à l'irrigation provenant de la CACG. Les données collectées ont permis de valider les modèles à différentes échelles : l'échelle régionale qui constitue l'objectif final de ce travail, mais aussi l'échelle parcellaire, étape préliminaire nécessaire pour s'assurer de la cohérence des sorties des modèles dans différentes situations. Ce travail d'analyse à l'échelle parcellaire a notamment permis d'identifier les problèmes potentiels et d'améliorer la méthode de calibration, en vue d'une application sur le territoire.

La thèse est organisée en trois chapitres :

- Le **chapitre 1** est dédié à la description de la zone d'étude et des données utilisées.

- Le **chapitre 2** présente les résultats de l'estimation de la biomasse et du rendement aux échelles locale et départementale avec le modèle SAFY. Une première section, présentée sous forme d'article, reprend les principaux résultats publiés ([Battude et al., 2016](#)). Les sections suivantes présentent des résultats complémentaires à l'article publié, avec notamment la comparaison des rendements simulés sur deux départements par les deux versions du modèle SAFY : la version originale et celle contenant l'amélioration proposée au cours de ma thèse et présentée dans l'article.

- Le **chapitre 3** est également présenté sous forme d'article ([Battude et al., 2017](#), soumis). Il reprend les résultats de la modélisation du bilan hydrique avec le modèle SAFY-FAO et l'analyse de l'apport de cette version pour l'estimation du rendement via la comparaison entre les modèles SAFY et SAFY-FAO. La calibration et l'évaluation du modèle SAFY-FAO à l'échelle locale sont détaillées, ainsi que les résultats issus de la spatialisation. Dans une deuxième partie, des résultats complémentaires sont présentés, portant sur l'analyse des sources d'incertitude liées à la méthode de calibration choisie ainsi qu'aux données d'entrée utilisées.

Enfin, une conclusion générale reprend les principaux résultats, éléments de discussion et perspectives de ce travail.

Chapitre 1

Chapitre 1 : Zone d'étude et données

1. Présentation de la zone d'étude

La zone d'étude (Figure 1-1) est située dans le Sud-Ouest de la France, près de Toulouse (1°26' E, 43°36' N). Elle s'étend sur deux départements : la Haute-Garonne et le Gers. Le climat tempéré est modulé par des influences atlantiques et méditerranéennes, avec des printemps pluvieux et des étés chauds et secs. La température atteint fréquemment plus de 35°C durant les mois les plus chauds (juillet-août). La Haute-Garonne se caractérise par une large plaine encadrée par deux grands massifs montagneux : la chaîne des Pyrénées au sud et le Massif Central au nord. Le Gers montre quant à lui des paysages plus vallonnés.

La moitié de la Haute-Garonne et jusqu'à 70% du Gers sont couverts par des terres agricoles. On peut y trouver un mélange de cultures irriguées et non irriguées ; principalement le tournesol, le maïs, le blé, l'orge, le soja et le colza. Les parcelles non irriguées (environ 20% des surfaces de maïs) sont principalement situées dans le sud de la Haute-Garonne, près des Pyrénées, et dans le nord-ouest du Gers. Dans la zone d'étude, les champs de maïs sont semés entre mi-avril et début juin, et la récolte a lieu à partir de mi-août (principalement maïs ensilage) jusqu'en novembre.

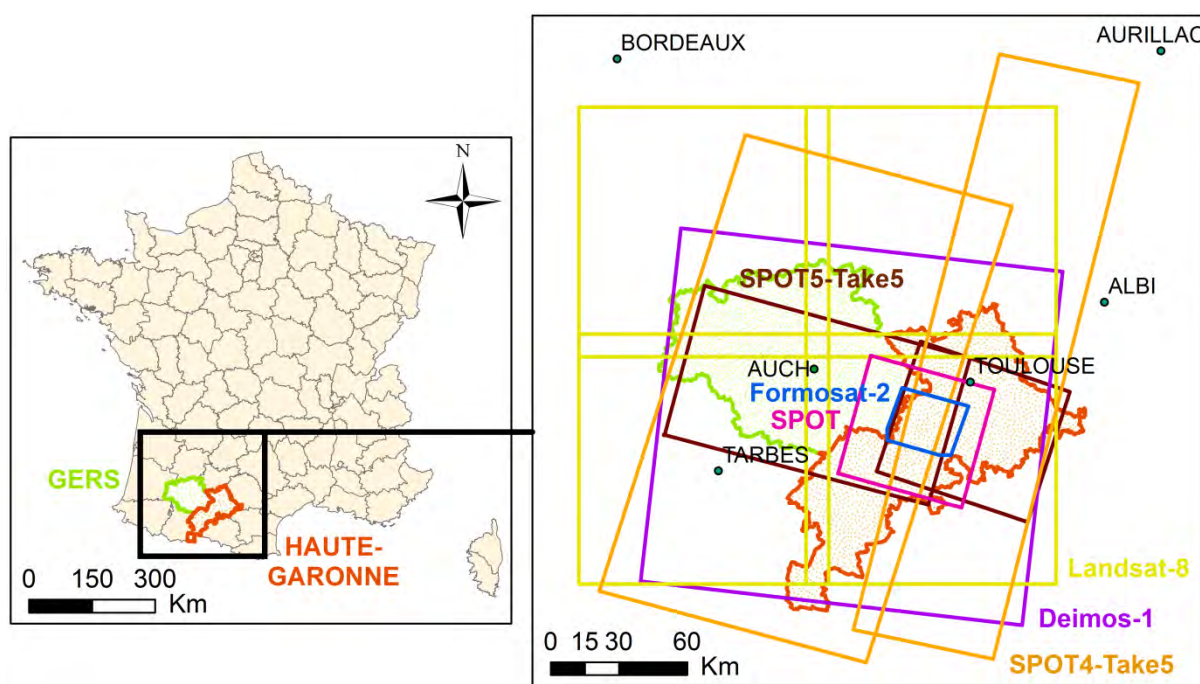


Figure 1-1: Localisation des départements de la Haute-Garonne (en orange) et du Gers (en vert). Les emprises des images utilisées sont également présentées avec Formosat-2 (2006-2014) en bleu, SPOT (2001-2012) en rose, SPOT4-Take5 (site « SudMiPy », 2013) en orange, Landsat-8 (2013-2015) en jaune, Deimos-1 (2014) en violet et SPOT5-Take5 (site « SudMiPy », 2015) en marron.

2. Parcelle expérimentale de Lamothe

Une partie des données utilisées dans ma thèse provient de la parcelle expérimentale de Lamothe (LAM). Cette parcelle d'une superficie de 32.3 ha est instrumentée depuis juillet 2004 pour le suivi de la végétation et l'étude des flux turbulents et de la dynamique de l'eau dans le sol. Elle est située au Sud-Ouest de Toulouse ($43^{\circ}49'65''\text{N}$, $01^{\circ}23'79''\text{E}$, altitude : 180 m), sur la plaine alluviale de la Garonne en bordure du Touch, dans l'emprise du satellite Formosat-2 (Figure 1-1). Elle appartient au domaine de Lamothe qui est une ferme expérimentale de l'école d'ingénieurs de Purpan (ESAP). Elle appartient au réseau ICOS (*Integrated Carbon Observation System*) et à l'OSR (*Observatoire Spatial Régional*) Midi-Pyrénées.

On y pratique une rotation de type blé/maïs ensilage. Le maïs a été cultivé en 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 et 2015. C'est du maïs ensilage utilisé pour l'alimentation du bétail. La récolte intervient avant l'achèvement de la sénescence, lorsque les plants sont encore verts. En plus des mesures météorologiques et micro-météorologiques, des mesures destructives sont réalisées chaque année pour analyser la dynamique de l'indice de surface verte (GAI, pour « *Green Area Index* ») et de la biomasse (DAM, pour « *Dry Aboveground Mass* »).

2.1. Données météorologiques et flux

La parcelle expérimentale est équipée de mâts de mesures météorologiques et micro-météorologiques. La tour à flux est installée vers le milieu de la parcelle à l'intérieur d'un enclos grillagé (Figure 1-2). Les capteurs ont été installés à une hauteur de 3.65 m de façon à ce que la distance minimale entre la hauteur maximale du couvert et les instruments soit d'environ 1 m (Béziat et al., 2009).



Figure 1-2: Photographies de l'anémomètre sonique et des mâts de mesures installés sur la parcelle de Lamothe (Photos © CESBIO).

Le système combine un anémomètre sonique 3D (CSAT3) et un analyseur de gaz infrarouge haute fréquence (LI-7500, 20 Hz). Les fluctuations turbulentes de CO_2 (F_{tc}), de vapeur d'eau (ETca pour l'évapotranspiration et LE pour le flux de chaleur latente) et de chaleur sensible (H) sont mesurées de façon continue par la méthode d'Eddy-Covariance (Aubinet et al., 2012 ; Baldocchi, 2003 ; Moncrieff et al., 1997). Les flux sont ensuite calculés avec le logiciel EdiRe (Robert Clement, © 1999, University of Edinburgh, UK). Le calcul des flux, le filtrage, la vérification de la qualité des flux et l'estimation des données manquantes et/ou filtrées sont effectués selon les recommandations de CarboEurope-IP [www.carboeurope.org].

Les capteurs du mât météorologique enregistrent la température de l'air, l'humidité relative, le rayonnement global et net, la vitesse et la direction du vent à 3.65 m de hauteur, les précipitations (pluviomètre à auget basculeur) et la pression atmosphérique (voir Annexe 2 pour des détails sur les capteurs). Les données météorologiques sont utilisées pour calculer l'évapotranspiration de référence en utilisant la formule de Penman-Monteith (ET_0 , Annexe 3). Le cumul de précipitations totales durant les six saisons de culture² atteignent respectivement 102 (2006), 129 (2008), 96 (2010), 120 (2012), 159 (2014) et 245 mm (2015).

Les diagrammes ombrothermiques (Gaussen and Bagnouls, 1954) présentés dans la Figure 1-3 montrent l'évolution de la température et des précipitations enregistrées sur la parcelle pour les six années étudiées. Ces diagrammes utilisant la norme de « deux pour un »³ sont particulièrement adaptés au climat des latitudes moyennes, et permettent de mettre en évidence les périodes de sécheresse, typiquement lorsque la courbe des précipitations se situe en dessous de celle des températures. Selon ces diagrammes, les périodes de sécheresse ont été différentes suivant les années. Si l'on se focalise sur les mois de mai à septembre (cycle du maïs), on peut noter les périodes suivantes : juin et juillet en 2006, juillet à septembre en 2010, juin à août en 2012, juin et septembre en 2014, mai en 2015 et aucune en 2008 qui a été une année particulièrement pluvieuse.

Les flux et les données météorologiques sont prétraités au CESBIO par Tiphaine Tallec (Physicienne CNAM, OMP-CESBIO) et Aurore Brut (MdC UPS-CESBIO), et fournis à un pas de temps semi-horaire. Les données sont par la suite cumulées ou moyennées pour obtenir des données journalières permettant la comparaison avec les sorties des modèles.

² Durées des saisons culturales (de la levée à la récolte) : 95, 77, 89, 95, 96 et 114 jours, respectivement.

³ Les gradations sont standardisées : une gradation de l'échelle des précipitations correspond à deux gradations de l'échelle des températures ($P = 2T$).

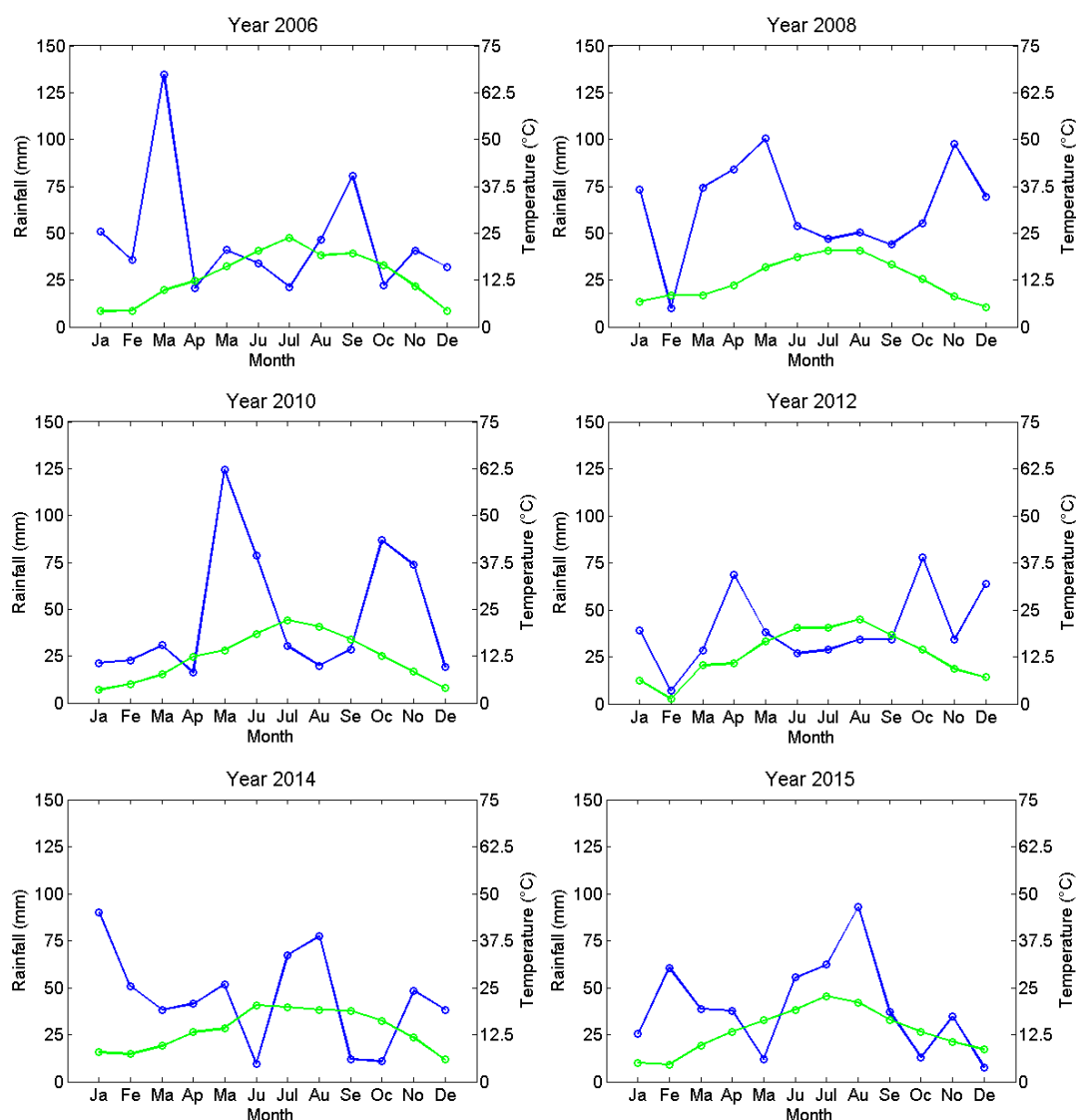


Figure 1-3: Diagramme ombrothermique (Gausson and Bagnouls, 1954): Pluviométrie mensuelle (en bleu) et température moyenne mensuelle (en vert) enregistrées à la station météorologique de la parcelle expérimentale pour les six années étudiées.

2.2. Données pédologiques

Nous disposons depuis l'année 2006 de mesures d'humidité du sol effectuées sur la parcelle expérimentale dans la zone d'influence (footprint) de la mesure d'Eddy-Covariance. Jusqu'en 2012, les mesures à 5 cm, 10 cm et 30 cm étaient effectuées dans trois fosses avec des sondes CS615 et CS616 (Campbell). La fosse A était positionnée dans l'enclos et les fosses B et C aux alentours de l'enclos. Une mesure supplémentaire était effectuée à 1 m de profondeur dans la fosse centrale (A).

De nouvelles fosses ont été creusées en septembre 2011 et équipées de sondes ThetaProbe ML2X. Le dispositif mis en place consiste en quatre fosses dont trois creusées autour de l'enclos à proximité des mâts instrumentés (B, C et D) et une centrale (A). Les

sondes sont placées dans les fosses, à six profondeurs : 0-5 cm, 5 cm, 10 cm, 30 cm, 50 cm et 1 m (Figure 1-4). Des prélèvements de sol sur 0-30 cm et 40-50 cm ont été réalisés lors de l'installation des nouvelles sondes en 2011 (Figure 1-4). Ces analyses de sol ont permis d'obtenir des informations sur la texture et sur les points d'humidité critique (Figure 1-5).

La parcelle est caractérisée par un sol profond (environ 1.5 m), argileux (environ 50% d'argile) et peu perméable, caractéristique de la vallée du Touch. Relativement homogène, elle présente une grande capacité de stockage de l'eau. Les propriétés hydrauliques sont présentées dans le Tableau 1-1. Des valeurs moyennes de $17 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ et $36 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ ont été utilisées pour le point de flétrissement (H_{wp}) et la capacité au champ (H_{fc}), respectivement.

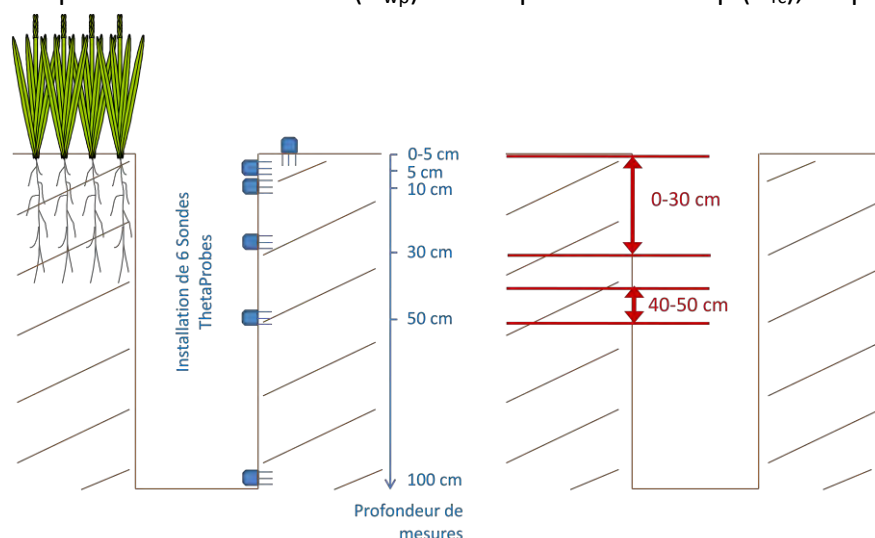


Figure 1-4: Dispositif de mesure de l'humidité du sol depuis 2012 (en bleu) et protocole de prélèvement (en rouge) (source : Tiphaine Tallec).

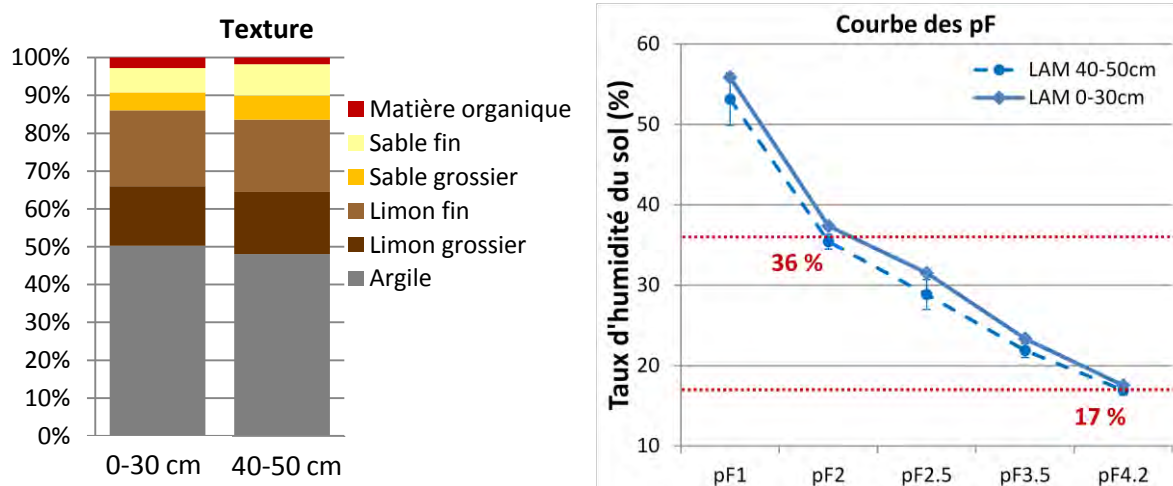


Figure 1-5: Texture du sol et courbe des pF à Lamothe. Les pF1, pF2, pF2.5, pF3.5 et pF4.2 correspondent à la saturation maximale, à la capacité au champ, au point de ressuyage, au point de flétrissement temporaire et au point de flétrissement permanent, respectivement (source : Tiphaine Tallec).

⁴ Le pF correspond au potentiel matriciel, défini comme l'énergie résultant de la pression de l'eau due aux effets de liaison autour des particules solides et aux effets de capillarité dans les pores (Gobat et al., 2010).

Couche	Profondeur (cm)	Argile (%)	Limon (%)	Sable (%)	H _{fc} (cm ³ .cm ⁻³)	H _{wp} (cm ³ .cm ⁻³)
1	0-30	50.3	35.8	11.2	37.35	17.53
2	40-50	48.1	35.5	14.7	35.41	16.93

Tableau 1-1: Propriétés hydrauliques du site expérimental de Lamothe.

2.3. Mesures destructives de GAI et biomasse

Les données *in situ* ont été collectées entre 2006 et 2015 par Tiphaine Tallec, Nicole Ferroni et l'équipe terrain (Figure 1-6) dans le footprint de la mesure d'Eddy-Covariance. Chaque année quatre à six prélèvements de végétation sont effectués. A chaque date, 5 zones sont échantillonnées. Dans chaque zone, quatre plants sont prélevés de part et d'autre du passage du canon d'irrigation sur une distance d'environ 20 mètres. Les organes sont triés (fleurs, épis, tige, feuilles) puis séparés en sénescents et vert avant d'être pesés. Les organes verts sont passés au planimètre (LI-COR 3100, Lincoln Inc., Nebraska) pour mesurer leur surface foliaire.

Après séchage à 55°C à l'étuve pendant au moins 72 h, les échantillons sont pesés, référencés et stockés. Au total, nous disposons de 31 mesures de biomasse effectuées sur les six années. La masse et la surface des feuilles ont été utilisées pour calculer la surface spécifique foliaire (SLA pour « *Specific Leaf Area* », en m².g⁻¹).

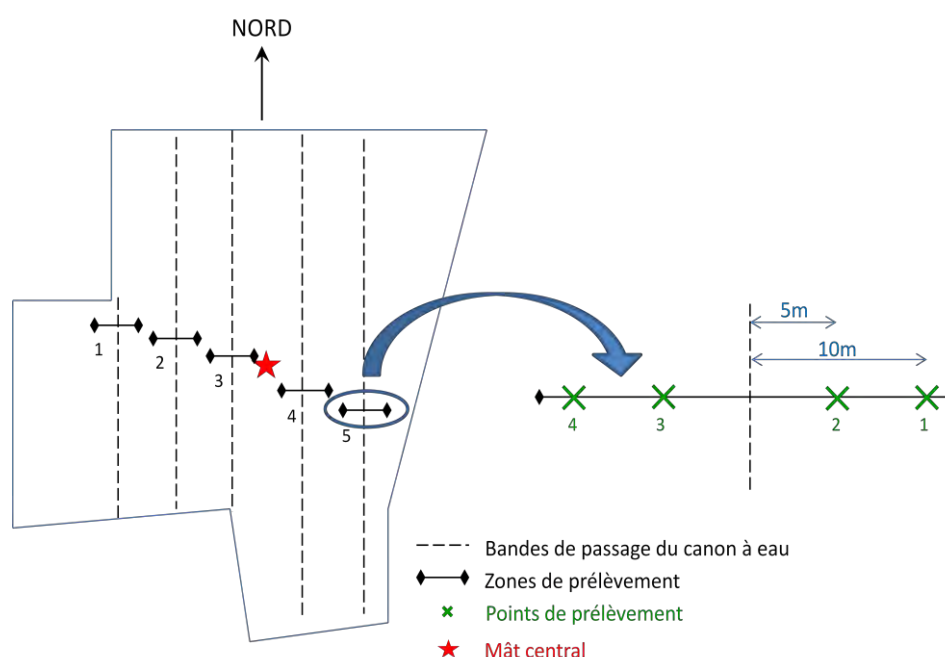


Figure 1-6: Protocole de mesure sur la parcelle de Lamothe (source : Tiphaine Tallec).

3. Les placettes « ESU »

Des données de GAI, biomasse et rendement ont été collectées sur des placettes selon le protocole d'échantillonnage spatial VALERI [<http://w3.avignon.inra.fr/valeri/>]. Ce protocole consiste à échantillonner une surface élémentaire homogène nommée « ESU » pour « *Elementary Sampling Unit* ») (Figure 1-7). Les mesures ont été réalisées au sein d'ESU d'environ 20 m de côté, correspondant à la taille moyenne des pixels de capteurs satellitaires à haute résolution spatiale.

Entre 2006 et 2015, 28 parcelles ont ainsi été échantillonnées. Jusqu'en 2014, les ESU sont localisées près du site expérimental de Lamothe (Figure 1-10). Les huit ESU de la campagne 2015 sont disséminées dans toute la Haute-Garonne, et quatre d'entre elles ont été échantillonnées sur des parcelles de maïs non irriguées. La localisation des ESU a été enregistrée avec un GPS afin de pouvoir les positionner sur les images satellitaires.

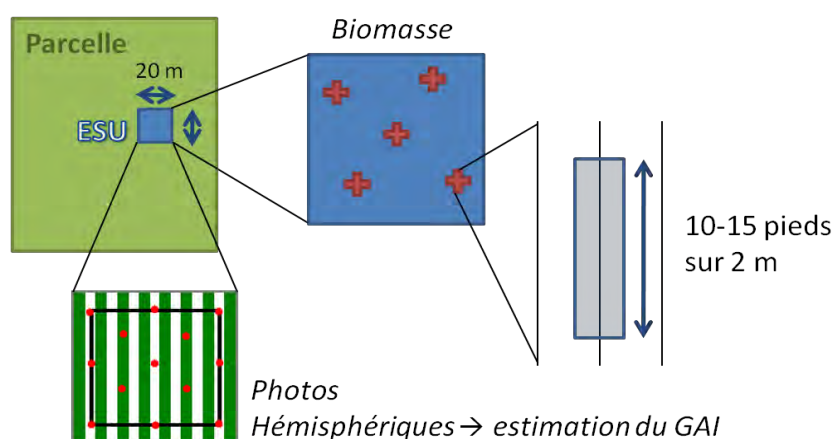


Figure 1-7: Protocole de mesure de la biomasse et du GAI (DHPs) sur les ESU.

3.1. Mesures indirectes du GAI

L'indice de surface verte (GAI) peut être estimé à partir de photographies hémisphériques (DHP pour « *Digital Hemispherical Photography* », Figure 1-8). Treize DHPs ont été acquises dans chaque ESU selon le protocole VALERI (Figure 1-7). Dans cette étude, les DHPs ont été acquises avec un appareil photographique Nikon CoolPix 8400, calibré et équipé d'un objectif fish-eye FC-E8. L'appareil est fixé au bout d'une perche afin de conserver les conditions de prises de vue (appareil orienté vers le bas) ainsi que la distance objectif-couvert (environ 1.5m) constantes tout au long du cycle cultural (Demarez et al., 2008). Les DHPs ont été collectées sur 15 parcelles de maïs, sept à dix fois par saison de culture en 2006, 2008 et 2013, aboutissant à 136 estimations de GAI. J'ai participé à la collecte des données effectuée durant l'année 2013.

Les DHPs ont été traitées par Bernard Marciel (AI CESBIO), David Morin (CDD CESBIO) et Olivia Mas Erauso (CDD CESBIO), avec le logiciel Can-Eye V6.2 développé par Marie Weiss et Frédéric Baret du laboratoire EMMAH de l'INRA d'Avignon [<http://www4.paca.inra.fr/can->

eye]. Ce logiciel permet d'effectuer les traitements par lots de plusieurs photos et de fournir, entre autres, des estimations du GAI « effectif » (Baret et al., 2010 ; Demarez et al., 2008). Un avantage de la photographie par rapport aux autres méthodes indirectes (LAI-2000, Sunscan) est la possibilité de visualiser les surfaces échantillonnées et de pouvoir, si besoin, faire la distinction entre LAI des parties vertes et sénescents.

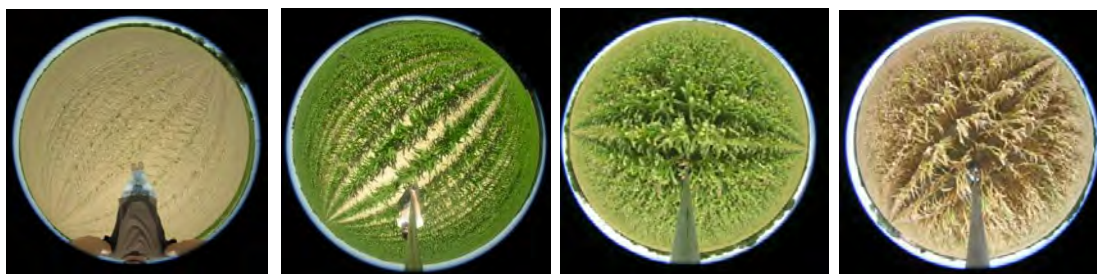


Figure 1-8: Photographies hémisphériques (DHPs) prises à différents stades de développement sur des ESU de maïs (Photos © CESBIO).

3.2. Mesures destructives de biomasse et rendement

Des mesures destructives de biomasse ont été effectuées pendant six années entre 2008 et 2015 à différents stades de croissance de la culture. Les stades échantillonnés varient en fonction des années. Dix à quinze plants sont prélevés le long de cinq transects de 2 m collectés aléatoirement à l'intérieur de chaque ESU (Figure 1-7). Suivant le même protocole que pour la parcelle de Lamothe, les organes (tiges, feuilles, épis) sont séparés et pesés au champ, puis placés à l'étuve avant la pesée du poids sec.

Des mesures de rendement ont été réalisées sur les ESU à partir de la campagne 2013. Une fois la biomasse totale estimée, les grains sont séparés manuellement des rafles et placés à l'étuve durant 24 h avant d'être pesés. Au total, 42 mesures de biomasse et 19 mesures de rendement grain ont donc ainsi été effectuées et utilisées pour la validation (Tableau 1-2).

4. Capteurs de rendement

Des cartes de rendement (Figure 1-9 a) estimées à l'aide de capteurs installés sur des moissonneuses-batteuses ont été fournies par la société Agri-Intranet [<http://www.agri-intranet.com/>]. Six parcelles ont été échantillonnées entre 2009 et 2010 et les cartes obtenues ont été utilisées pour la validation du modèle. Les six cartes (YM, pour « *Yield monitors* ») sont situées à la limite du Gers et de la Haute-Garonne (Figure 1-10). Pour chaque parcelle, nous avons comparé les simulations du modèle avec une valeur moyenne de rendement. La bordure des parcelles a été exclue de la comparaison. Ces cartes offrent une information sur la variabilité intra-parcellaire. Afin d'augmenter le nombre de points de validation, les parcelles ont été segmentées à l'aide d'images satellitaires (SPOT-5) (Figure 1-9). Nous avons utilisé l'algorithme « mean shift clustering » proposé par Comaniciu and

Meer (2002), implémenté dans l'Orféo ToolBox (logiciel libre, Michel et al., 2015). Pour ces cartes, nous ne disposons pas d'informations sur les pratiques culturales (apports en fertilisants, irrigation, travail du sol, etc.).

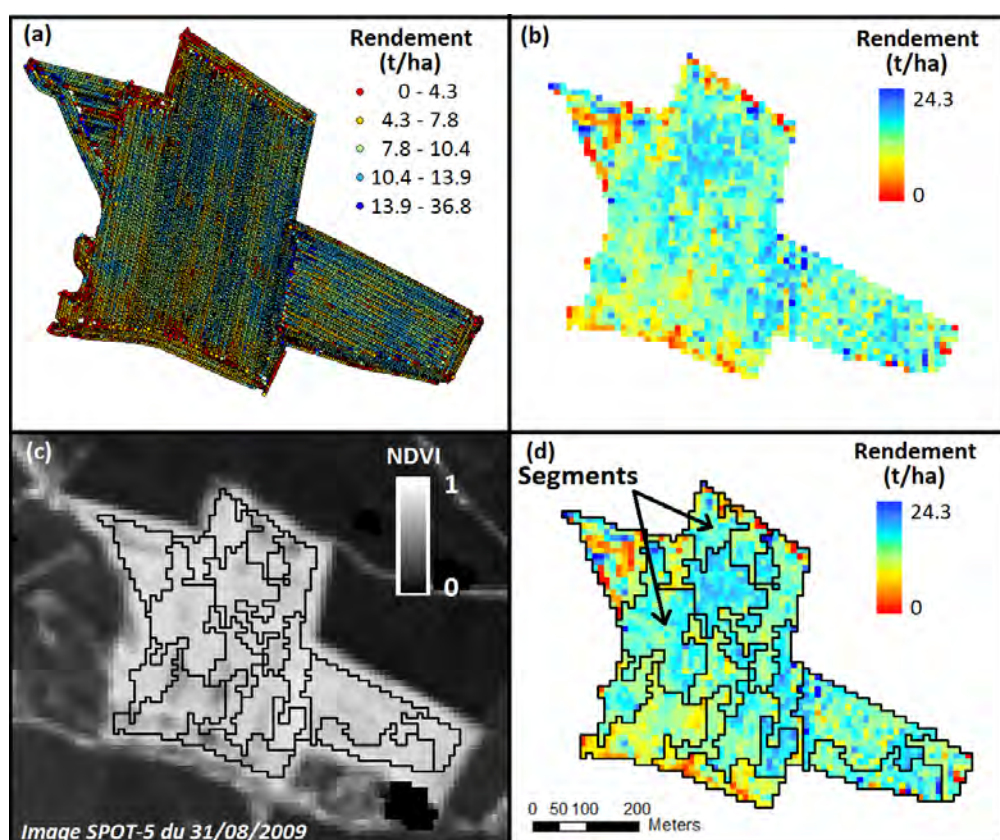


Figure 1-9: (a) Exemple de carte de rendement produite avec les capteurs de rendement. Les points de mesures sont séparés d'approximativement 1 m ou 2 m, (b) carte agrégée produite à partir des mesures (10 m de résolution, identique aux images SPOT-5), (c) segments obtenus par segmentation sur plusieurs images de NDVI (images SPOT-5) et (d) superposition des segments générés et de la carte agrégée.

5. Données des partenaires et enquêtes

Nous avons également bénéficié de mesures de rendement disponibles sur 25 parcelles suivies par la CACG en 2013 et 2014, ainsi que sur 34 parcelles collectées lors d'enquêtes réalisées auprès de deux agriculteurs de la région (ci-après nommées « ITK »). Des données sur les pratiques d'irrigation incluant les dates et quantités d'eau apportées sont disponibles sur les parcelles suivies par la CACG et sur 17 des 34 parcelles collectées lors des enquêtes. Pour les parcelles suivies par la CACG, nous disposons d'une information « experte » (fournie par les agriculteurs) sur la profondeur du sol. Au total, 42 parcelles ont été utilisées pour l'évaluation du module d'irrigation automatique du modèle (Tableau 1-2). Les parcelles ont été érodées d'un pixel afin de supprimer la bordure présentant souvent une mixité de signatures (fossé, routes, etc.).

Le [Tableau 1-2](#) récapitule l'ensemble des mesures de biomasse, de rendement et les données d'irrigation disponibles pour la validation du modèle. Le rendement de la parcelle expérimentale (LAM) n'est pas utilisé car il s'agit de maïs ensilage. Les données d'irrigation fournies par l'agriculteur sur cette parcelle ne sont pas exploitées car non représentatives des pratiques de la région.

Pour ma thèse, j'ai collecté, avec Claire Marais Sicre (IE UPS-CESBIO), les données des enquêtes réalisées durant trois années (ITK). J'ai également géré les campagnes de terrain (ESU) des années 2013 et 2014. La [Figure 1-10](#) montre la localisation des différents jeux de données utilisés.

Année	Origine	Parcelle	Biomasse	Rendement	Irrigation
2006	LAM	1	6	ensilage	--
2008	LAM	1	6	ensilage	--
	ESU	1	9	--	--
2009	ESU	5	5	--	--
	YM	4	--	4 (45)	--
2010	LAM	1	4	ensilage	--
	ESU	2	8	--	--
	YM	2	--	2 (19)	--
2012	LAM	1	5	ensilage	--
2013	ESU	6	6	5	--
	CACG	18	--	18	18
	ITK	11	--	11	6
2014	LAM	1	5	ensilage	--
	ESU	6	6	6	--
	CACG	7	--	7	7
	ITK	12	--	12	6
2015	LAM	1	5	ensilage	--
	ESU	8 ⁵	8	8	--
	ITK	11	--	11	5
2006-2015	TOTAL	99	73	84 (142)	42

Tableau 1-2: Description des mesures *in situ*, incluant l'année, l'origine des données et le nombre de parcelles échantillonnées. Le nombre de mesures collectées pour la biomasse, le rendement et l'irrigation (dates et doses) sont aussi détaillées. Les chiffres entre parenthèses correspondent au nombre de segments obtenus sur les six cartes de rendement (LAM: *parcelle de Lamothe*; ESU: *Elementary Sampling Units*; YM: *Yield monitors*; CACG: *parcelles de référence suivies par la CACG*; ITK: *itinéraires techniques, enquêtes agriculteurs*).

⁵ Dont 4 ESU de maïs non irriguées.

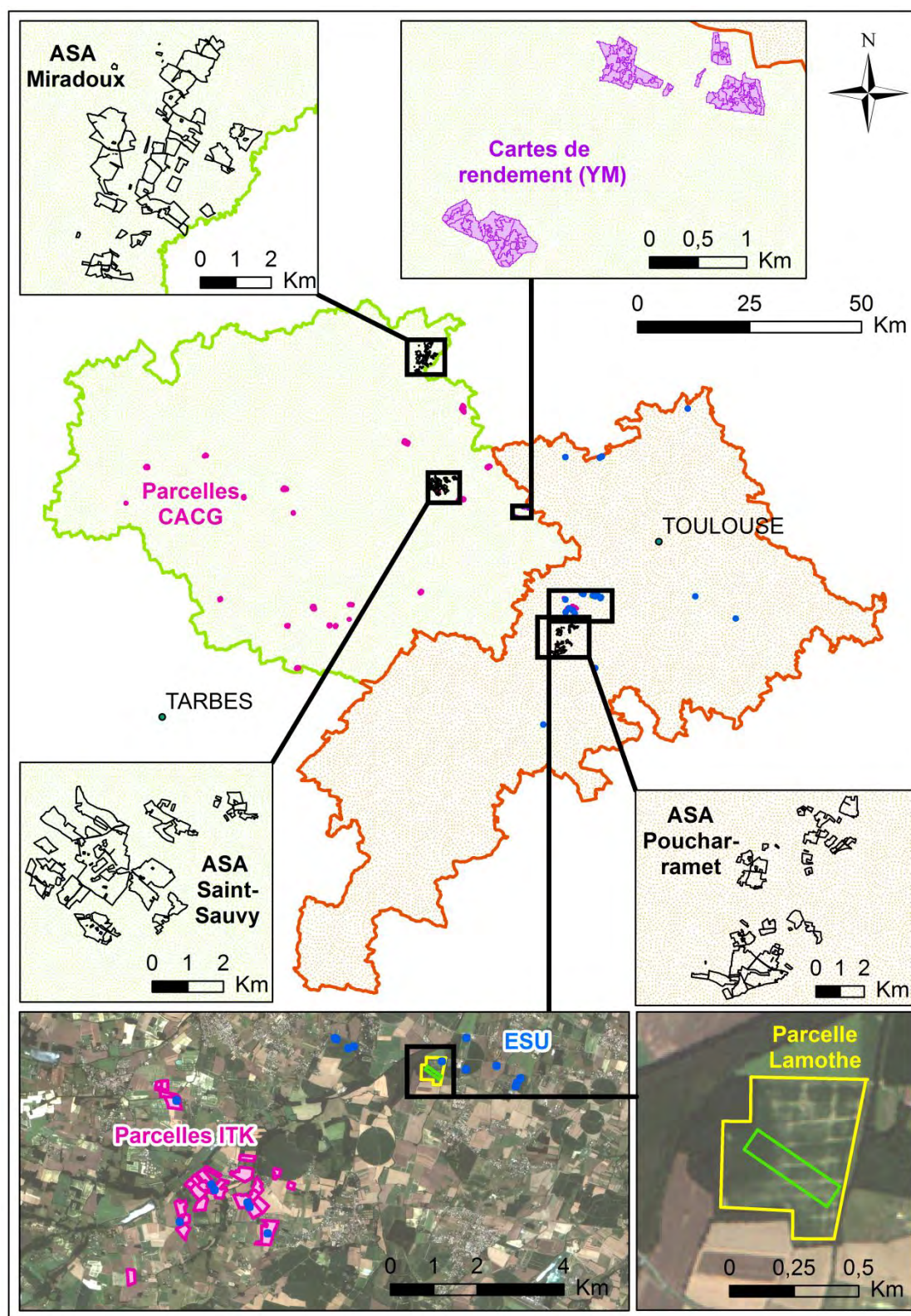


Figure 1-10: Localisation des différents jeux de données dans la zone d'étude. Les points bleus indiquent la position des ESU. Les cartes obtenues avec les capteurs de rendement (YM) apparaissent en violet. Les limites des parcelles de la CACG et des enquêtes agriculteurs (ITK) sont en rose, les trois périmètres irrigués (ASA) en noir. La parcelle expérimentale de Lamothe est délimitée en jaune, les prélèvements étant effectués dans le rectangle vert.

6. Données spatialisées

6.1. Registre Parcellaire Graphique (RPG)

Le Registre Parcellaire Graphique (RPG, [Figure 1-11](#)) disponible depuis 2006 est une base de données exhaustive de l'occupation du sol couvrant l'intégralité des zones agricoles du territoire français. Elle décrit des ilots de culture (forme, contours, localisation, culture, etc.) qui peuvent être « purs » ou « mixtes ». Un ilot pur est constitué d'une seule occupation du sol, alors qu'un ilot mixte en comportera plusieurs, appartenant toutes au même agriculteur. Vingt-huit classes d'occupation du sol permettent l'identification des cultures. L'Agence des Services de Paiement (ASP) est en charge de sa distribution chaque année dans le cadre de la politique de la PAC (Politique Agricole Commune).

Entre 2007 et 2009, le RPG informait également des intentions d'irrigation au sein de l'ilot (irrigué : O ou N). Cette information a été utilisée lors de la spatialisation des modèles pour identifier les parcelles irriguées des non irriguées (voir [Section 3.2.3.4 du Chapitre 2](#)).



Figure 1-11: Extrait du RPG de 2014. Pour chaque polygone on retrouve les cultures présentes (CULT_1 à CULT_5) ainsi que la surface associée (SURF_1 à SURF_5). Les tableaux correspondent aux parcelles avec les contours turquoise : à droite, un ilot pur constitué de 8.66 ha de maïs (code culture « 2 ») ; à gauche, un ilot mixte de 21.31 ha composé de 4 cultures (1 : blé tendre, 6 : tournesol, 2 : maïs et 13 : surfaces en gel, non productives).

6.2. Cartes d'occupation du sol

Une équipe du CESBIO coordonnée par Jordi Inglada (IE CNES-CESBIO) et Silvia Valero (MdC UPS-CESBIO) développe depuis plusieurs années des méthodes et outils de classification pour la production de cartes d'occupations des sols ([Figure 1-12](#)). Ces outils ont été utilisés par Claire Marais Sicre pour produire les cartes d'occupation du sol utilisées dans ma thèse. Ces cartes sont issues de classifications supervisées, c'est-à-dire basées sur

l'utilisation d'échantillons de référence pour l'apprentissage. Ces échantillons correspondent à des zones dont l'occupation du sol est connue et sont obtenus grâce à des données exogènes (forêt, zones urbaines, vignes etc.) et/ou grâce à des campagnes de reconnaissance sur le terrain. Durant ma thèse, j'ai participé à trois campagnes de 2013 à 2015 ayant permis d'échantillonner, chaque année, environ 2 500 parcelles localisées dans le Gers et la Haute-Garonne (Figure 1-12). Chaque année, nous avons effectué entre 3 et 5 sorties afin de suivre l'évolution de l'occupation du sol et valider les échantillons. Les cartes produites comportent 21 classes. L'algorithme utilisé est le « Random Forest » et la précision globale de la classification est supérieure à 85%, à la fois pour l'ensemble des cultures et pour le maïs spécifiquement.

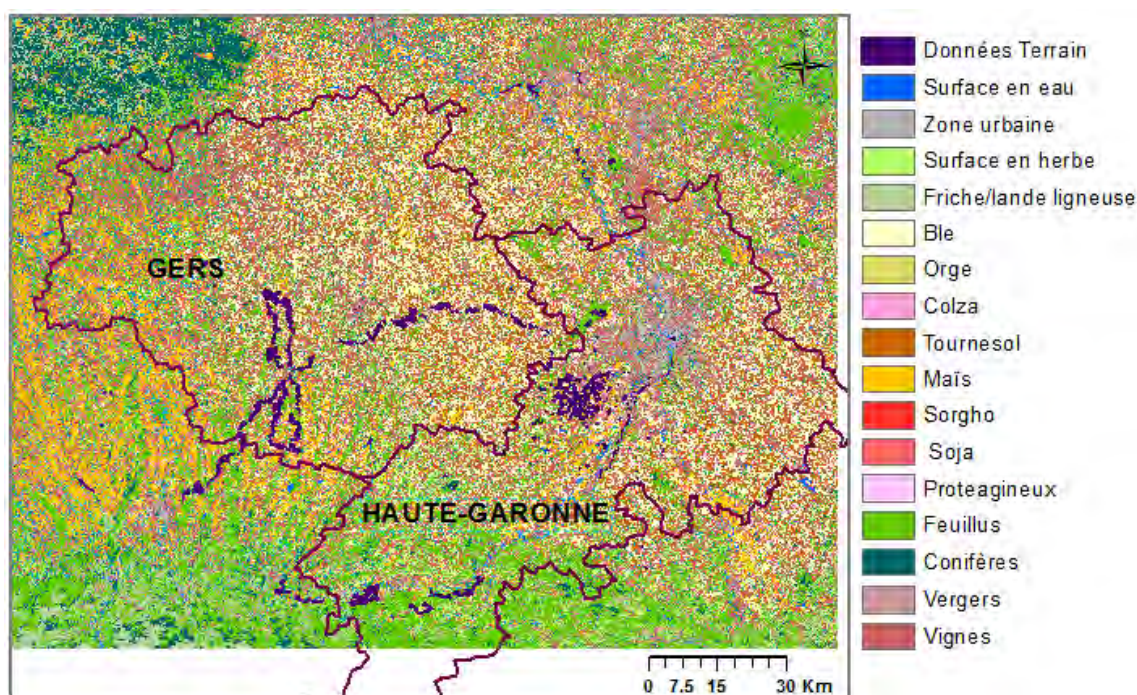


Figure 1-12: Cartes d'occupation du sol de l'année 2015 obtenue à partir d'une vingtaine d'images Landsat-8. Des regroupements de classes ont été effectués pour simplifier la légende (Image © Claire Marais Sicre).

6.3. Données météorologiques SAFRAN

Les données météorologiques utilisées sont issues du Système d'analyse atmosphérique à méso-échelle SAFRAN (Durand et al., 1993). Ces données comprennent la température de l'air à 2 m (T_a), le rayonnement global solaire (R_g), l'évapotranspiration de référence (ET_0) et les précipitations (P) basées sur une combinaison de données *in situ* (stations météorologiques) et de simulations de modèles. Les données sont disponibles au pas de temps hexahoraire sur une grille de 8 km de résolution.

Les données journalières moyennes de T_a , le cumul journalier de R_g , ET_0 et P (qui correspondent aux données climatiques requises en entrée du modèle SAFY-FAO) ont été

mesurés pour chaque parcelle en utilisant la valeur du point SAFRAN le plus proche. Vidal et al. (2010) ont effectué une évaluation des données SAFRAN sur le territoire français et montré que R_g et T_a étaient estimés avec des erreurs de l'ordre de 40 W/m^2 et $0.6 \text{ }^\circ\text{C}$, respectivement.

6.4. Carte pédologique

6.4.1. Présentation de la carte et de la base de données

Une carte des sols au 1/250 000 couvrant les deux départements a été utilisée pour calculer les caractéristiques pédologiques des parcelles étudiées. Cette carte est le fruit du programme IGCS initié par le groupe GisSol [<https://www.gissol.fr/le-gis/programmes/inventaire-gestion-et-conservation-des-sols-igcs-67>], dont le laboratoire Ecolab [www.ecolab.omp.eu] a été maître d'œuvre. Elle reporte les principales unités structurales de la zone. La carte est divisée en Unités Cartographiques de Sol (UCS, information spatialisée), elles-mêmes constituées d'une ou plusieurs Unités Typologiques de Sol (UTS, non spatialisée) associées à une description pédologique. A l'instar des ilots mixtes du RPG, les UTS ne sont pas localisées au sein des UCS et nous ne disposons que d'une information relative à leur surface. On retrouve 122 UCS et 153 UTS sur la carte de la Haute-Garonne, ainsi que 46 UCS et 61 UTS sur la carte du Gers.

La base de données associée à la carte informe sur la profondeur du sol et le pourcentage d'argile, de limon et de sable de chaque strate des UTS.

6.4.2. Méthode d'extraction de l'information

L'UCS correspondant à la parcelle étudiée peut contenir plusieurs UTS non localisées. La base de données fournit le pourcentage de chaque UTS dans l'UCS. A partir de cette information, nous avons reconstitué un UTS « fictif », en découpant le sol en fonction des strates des UTS qui le composent (Figure 1-13). Chaque nouvelle strate ainsi obtenue a été affectée d'un taux d'argile, de limon et de sable en effectuant une moyenne pondérée par le pourcentage de chaque UTS.

La texture du sol a ensuite été estimée pour chaque strate du sol à partir du triangle de textures de « l'Aisne » (Baize and Jabiol, 1995 ; Jamagne et al., 1977). La capacité volumique à la capacité au champ (pF 2.0) et au point de flétrissement (pF 4.2) ont été estimées en utilisant la fonction de pédotransfert proposée par Bruand et al., 2003 (Figure 1-13). Pour obtenir la valeur de la parcelle, nous avons calculé la moyenne des valeurs, pondérée par la profondeur des strates. La Figure 1-14 montre la carte de la réserve utile obtenue pour les départements du Gers et de la Haute-Garonne.

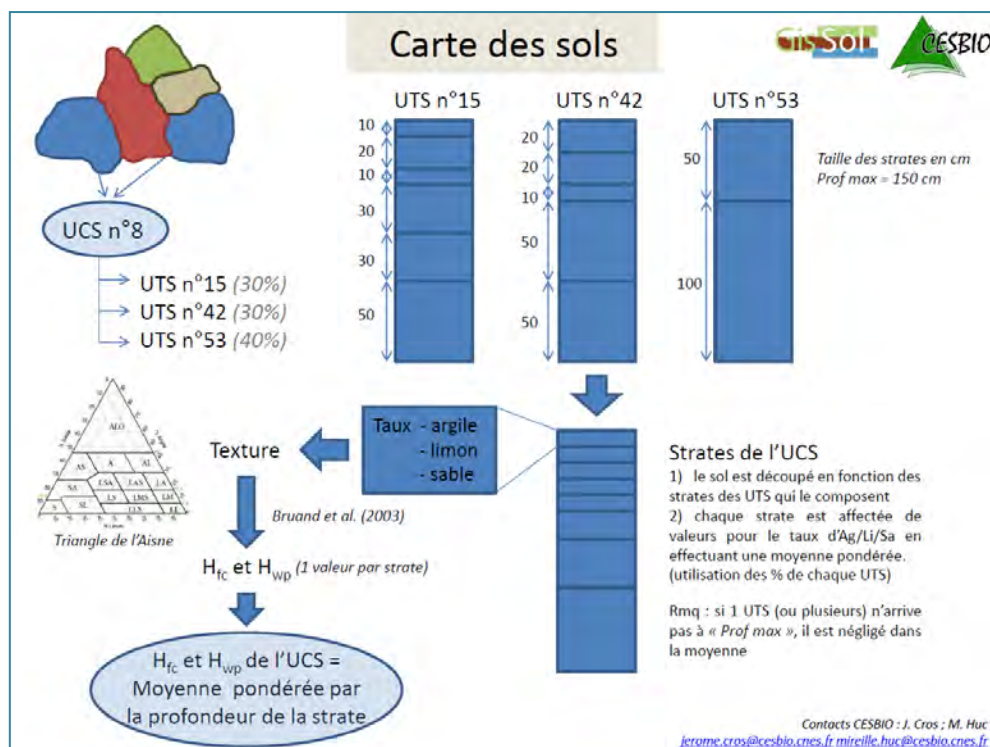


Figure 1-13: Méthodologie d'extraction de l'information relative au sol à partir de la carte des sols (UCS = Unités Cartographiques de Sol ; UTS = Unités Typologiques de Sol).

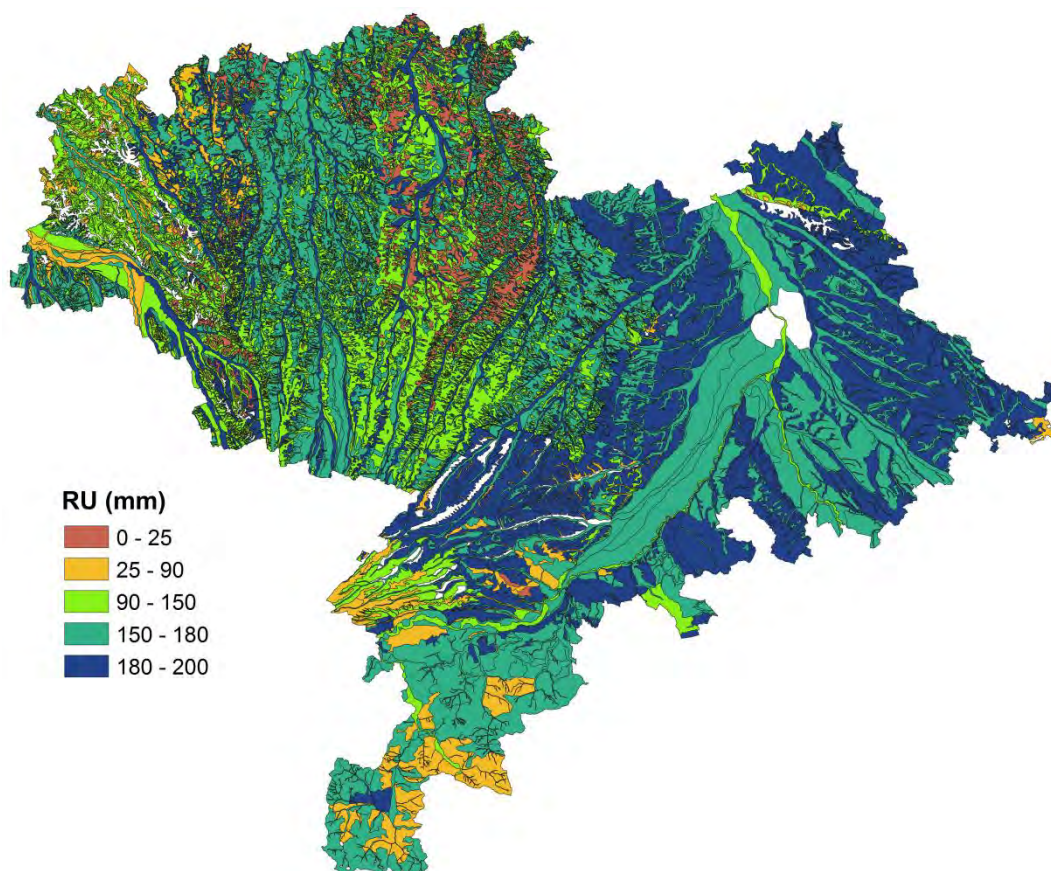


Figure 1-14: Carte de la réserve utile produite à partir de la carte pédologique du Gers et de la Haute-Garonne (source : programme IGCS).

7. Statistiques de rendement Agreste

La statistique agricole annuelle (SAA) Agreste (Figure 1-15) est la seule source de données fournissant des rendements à l'échelle des départements. Elle est établie par chaque service statistique des directions régionales du Ministère de l'Agriculture, de l'Agroalimentaire et de la Forêt et publiée sous forme de tableaux où apparaissent les résultats nationaux, régionaux ou départementaux [www.agreste.agriculture.gouv.fr]. Les données de rendements sont ainsi fournies chaque année par type de culture et par département pour tout le territoire national.

Les services régionaux disposent de diverses enquêtes statistiques fondées sur des échantillons représentatifs utilisant des réseaux d'enquêteurs spécialisés. Ils disposent également d'évaluations de correspondants et d'experts ainsi que de données chiffrées fournies par les organismes techniques professionnels. Les résultats de la SAA sont le fruit d'arbitrages conduisant à des données cohérentes dans le temps et homogènes dans l'espace.

Dans ma thèse, j'ai utilisé les statistiques des départements de la Haute-Garonne et du Gers de 2013 et 2014. Les années antérieures n'ont pas pu être exploitées car nous n'avions pas d'images couvrant l'ensemble de la zone. L'année 2015 n'a également pas pu être utilisée car nous ne disposions pas encore du RPG, utilisé pour identifier les maïs et délimiter les contours des parcelles (la carte d'occupation du sol de 2015 n'étant à elle seule pas suffisante étant donné qu'elle fournit des amas de pixels correspondant au maïs, et non les contours parcellaires).

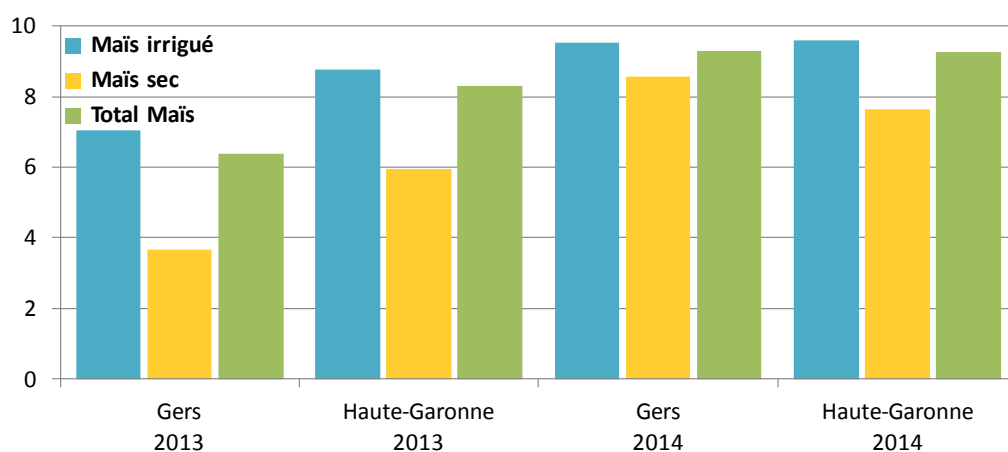


Figure 1-15: Données statistiques Agreste à 0% d'humidité [$t \cdot ha^{-1}$] pour les parcelles de maïs du département du Gers et de la Haute-Garonne en 2013 et 2014.

Le modèle simule la biomasse sèche aérienne (DAM) et donc le rendement sec à 0 % d'humidité. Or, les estimations de rendements sont fournies pour un taux d'humidité moyen d'environ 15%. Nous avons donc retranché la valeur correspondant à ce pourcentage aux estimations de rendements qui nous ont été fournies afin d'obtenir des rendements à 0 % d'humidité, comparables aux sorties du modèle.

8. Associations Syndicales Autorisées (ASA)

Les associations syndicales autorisées (ASA) sont des groupements de propriétaires qui contribuent à l'exercice de diverses missions d'utilité publique, mais aussi privée. Il existe en France de nombreuses ASA pour la plupart liées à l'agriculture. Ces associations réglementées depuis 1865 constituent des piliers essentiels de la politique française en matière de développement de l'irrigation.

Trois périmètres irrigués ont été étudiés : l'ASA de Poucharramet en Haute-Garonne et les ASA de Miradoux et Saint-Sauvy dans le Gers ([Figure 1-10](#)). L'ASA de Poucharramet étant couverte par les images du satellite Formosat-2 ([Figure 1-1](#)), nous avons pu exploiter neuf années de données, depuis 2006 jusqu'en 2014. Pour les deux autres ASA, seules les années 2013 et 2014 ont été étudiées.

Pour pouvoir faire tourner les modèles, il a cependant fallu localiser les parcelles au sein des périmètres et tracer leurs contours car ces informations n'étaient pas disponibles. Ce travail a été réalisé grâce à un outil développé par Mireille Huc (IR CNRS-CESBIO) et Claire Marais Sicre. Cet outil permet d'obtenir les limites des parcelles de maïs par croisement des cartes d'occupation du sol (voir [Section 6.2](#)) et du Registre Parcellaire Graphique (RPG ; voir [Section 6.1](#)) ([Figure 1-16](#)).

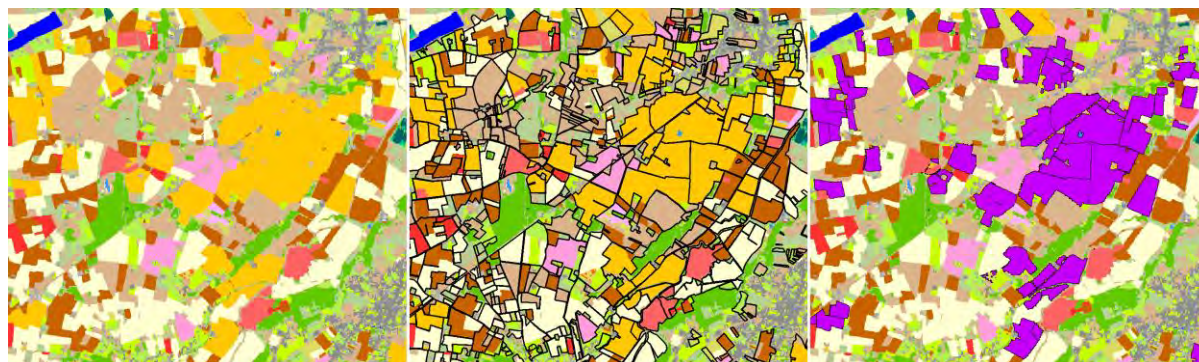


Figure 1-16: Méthode utilisée pour extraire les parcelles de maïs sur la zone étudiée. A gauche, la classification d'occupation du sol avec les maïs en orange. Sur l'image centrale, les contours du Registre Parcellaire Graphique (en noir). A droite, les parcelles de maïs (en violet) découpées automatiquement par l'algorithme.

9. Données satellitaires

La calibration du modèle requiert des estimations de GAI issues de la télédétection. Lobell et al. (2003) et Liu et al. (2010), qui ont travaillé sur la combinaison de modèles semi-empiriques avec des données satellite, ont souligné le besoin d'avoir des données à haute résolution à la fois spatiale et temporelle pour améliorer les prédictions des modèles. Le potentiel des données optiques est fréquemment limité par la présence de nuages engendrant des « trous » dans les observations. Pour obtenir des séries temporelles continues de GAI couvrant la totalité du cycle cultural, nous avons choisi de combiner des données provenant de plusieurs capteurs incluant Formosat-2, SPOT (4 et 5), Landsat (5 et 8) et Deimos-1.

9.1. Présentation des images

Les images utilisées varient selon l'année et la zone d'étude. Les caractéristiques de ces images sont présentées dans le [Tableau 1-3](#).

A la fin de la vie de chaque satellite, le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) lance un appel à idées pour des expériences à court terme qui se déroulent avant la désorbitation du satellite. Ainsi, pour la fin de vie de SPOT-4 survenue en début d'année 2013, le CESBIO a eu l'occasion de mettre en place l'expérience « Take-5 » [<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/>]. Avec 44 autres sites répartis sur le globe, le site « SudMiPy » de l'OSR ([Figure 1-1](#)) correspondant à notre zone d'étude a ainsi pu bénéficier d'images acquises tous les 5 jours avec un angle de visée constant. Ces images ont été acquises durant 5 mois entre le 31 janvier et le 19 Juin 2013. Cette expérience a permis d'obtenir un jeu de données unique avec des images ayant des caractéristiques spectrales, spatiales et temporelles très proches des données Sentinel-2 (ESA, 2015). Le CNES a renouvelé l'expérience « Take-5 » sur 150 sites du 8 avril au 8 septembre 2015, pour la fin de vie du satellite SPOT-5. Notre site d'étude a donc à nouveau pu bénéficier d'images multi-spectrales acquises tous les 5 jours avec une résolution spatiale de 10 m. Ces images ont été utilisées durant ma thèse mais étant donné la durée relativement limitée de ces deux expériences, elles ne permettaient pas à elles seules un suivi temporel sur toute la période de culture donc nous avons eu recours à des images provenant d'autres capteurs (Landsat-8, Deimos-1, Formosat-2).

La [Figure 1-18](#) correspond au calendrier des acquisitions entre 2006 et 2015. Parmi toutes les images acquises depuis 2006, nous avons utilisé une quantité totale de 385 images, avec une répartition temporelle variable au fil des ans. Concernant les images Formosat-2, seules celles ayant une couverture nuageuse inférieure à 20% ont été commandées après 2006. Cela explique le grand nombre d'images pour l'année 2006 par rapport aux années postérieures.

Nous avons bénéficié d'une importante couverture d'images satellitaires depuis 2006 ([Figure 1-18](#)) pour les parcelles incluses dans l'emprise des images Formosat-2 et SPOT

(LAM, ESU, ITK, ASA de Poucharramet, voir [Figure 1-1](#) et [Figure 1-10](#)). Les cartes de rendement parcellaire (YM) de 2009 et 2010 n'étant pas sur l'emprise de Formosat-2, et les images SPOT étant peu nombreuses en 2009, nous avons eu recours aux images Landsat-5 pour compléter les séries temporelles. Enfin, nous bénéficions depuis le début de l'année 2013 d'un jeu de données conséquent alliant plusieurs satellites (Landsat-8, Deimos-1 et les expériences « Take 5 »). Ces images permettent de couvrir une large zone ([Figure 1-1](#)) et d'exploiter les données des parcelles de la CACG, des ESU de 2015 et des ASA de Miradoux et Saint-Sauvy ([Figure 1-10](#)).

9.2. Prétraitement des images

Les images que j'ai utilisées ont été soumises à différents pré-traitements. Elles sont tout d'abord ortho-rectifiées, puis corrigées des effets radiométriques et atmosphériques. Ces traitements sont effectués avec la chaîne de traitement KALIDEOS [<http://kalideos.cnes.fr>] ou la méthode MACCS selon le satellite considéré ([Hagolle et al., 2008, 2015](#)). Les images sont également filtrées des nuages et des ombres ([Hagolle et al., 2010](#)). Le résultat final correspond à des ortho-images en réflectance TOC (pour « *Top Of Canopy* ») ([Figure 1-17](#)) associées à des masques de nuages (niveau 2A⁶).

Les images brutes et traitées sont stockées dans un Système d'Information Environnemental (SIE) géré par Jérôme Cros (IE CNRS-CESBIO) dans le cadre de l'Observatoire Spatial Régional (OSR). Le but de l'OSR est de recueillir et d'organiser les données (télédétection et mesures *in situ*) utilisées dans de nombreux travaux de recherche.

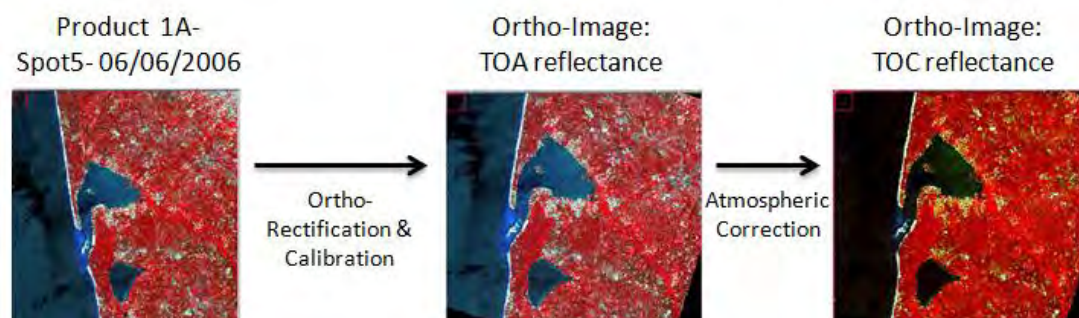


Figure 1-17: Chaîne de traitement depuis les produits 1A jusqu'aux réflectances TOC ortho-rectifiées (source: [Lafrance et al., 2012](#)).

⁶ Nomenclature de Sentinel-2 : 1C (image monodate ortho-rectifiée, exprimée en réflectance TOA), 2A (image monodate ortho-rectifiée, exprimée en réflectance TOC, accompagnée d'un masque de nuages/ombres de nuages/neige/eau), 3A (synthèse mensuelle ortho-rectifiée des pixels non nuageux provenant des images 2A).

Capteur		Résolution Spatiale	Résolution temporelle	Bandes Spectrales ⁷	Emprise	Angles de visée
Formosat-2		8 m	Journalier	Bleu (450-520 nm), Vert (520-600 nm), Rouge (630-690 nm), PIR (760-900 nm)	24 x 24 km	Constant (17° ou 27° selon année)
SPOT	SPOT-4	20 m	2-3 jours selon la latitude	Vert (500-590 nm), Rouge (610-680 nm), PIR (780-890 nm), SWIR (1580-1750 nm)	60 x 60 km	Variable
	SPOT-5	10 m (SWIR 20 m)				
SPOT-4 Take5 Site SudMiPy		20 m	5 jours	Vert (500-590 nm), Rouge (610-680 nm), PIR (780-890 nm), SWIR (1580-1750 nm)	160 x 270 km	Constant (13°)
SPOT-5 Take5 Site SudMiPy		10 m (SWIR 20 m)			160 x 60 km	Constant (Est : 12° Ouest : 23°)
Landsat-5		30 m	16 jours	Vert (500-600 nm), Rouge (600-700 nm), PIR (700-800 nm), PIR (800-1100 nm)	110 x 110 km	Constant (0° au Nadir)
Landsat-8		30 m		Aérosols (433-453 nm), Bleu (450-515 nm), Vert (525-600 nm), Rouge (630-680 nm), PIR (845-885 nm), SWIR-1 (1560-1660 nm), SWIR-2 (2100-2300 nm), Cirrus (1360-1390 nm)		
Deimos-1		22 m	3-4 jours	Vert (520-600 nm), Rouge (630-690 nm), PIR (770-900 nm)	160 x 160 km	Variable

Tableau 1-3: Description des capteurs.

⁷ Sauf panchromatique et infrarouge thermique.

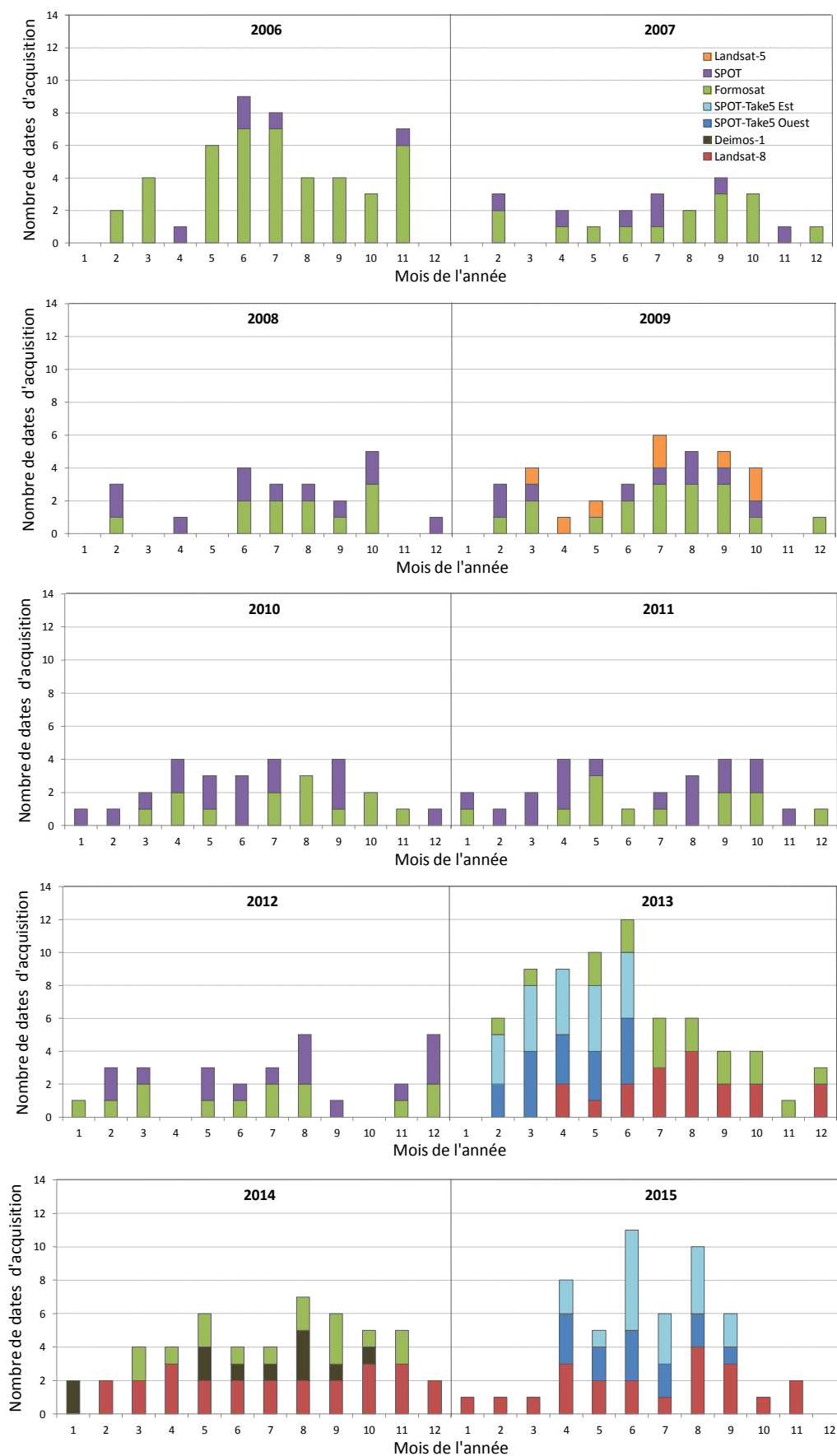


Figure 1-18: Dates et nombre d'images pour tous les capteurs entre 2006 et 2015.

9.3. Inter-comparaison des capteurs

Afin d'évaluer la cohérence entre les images issues de différents capteurs, j'ai comparé les valeurs de NDVI obtenues avec ces capteurs pour des dates proches (< 2 jours). J'ai ainsi comparé les NDVI des satellites Formosat-2, SPOT et Landsat-5 en 2009, 2010 et 2011 ([Figure 1-19](#)). Puis les NDVI des satellites Formosat-2, SPOT-4 (expérience Take5), Landsat-8 et Deimos-1 en 2013 et 2014 ([Figure 1-20](#)). Enfin, les NDVI des satellites Landsat-8 et SPOT-5 (expérience Take5) en 2015 ([Figure 1-21](#)). Les dates utilisées pour la comparaison sont présentées dans l'[Annexe 4](#).

Pour la comparaison, j'ai tout d'abord extrait les ilots purs du RPG sur l'emprise commune des capteurs. Toutes les cultures ont été utilisées. Les ilots ont été érodés de 30 m afin d'éviter les effets de bords dus aux pixels mixtes. Seules les parcelles de taille supérieure à 2 ha ont été conservées afin d'augmenter la rapidité des traitements.

Les [Figure 1-19](#), [Figure 1-20](#) et [Figure 1-21](#) montrent la comparaison des NDVI entre les différents capteurs, avec une symbologie traduisant le nombre de jours d'écart entre les dates comparées. Ainsi, les points noirs correspondent à des dates identiques, les points verts à un écart d'une journée entre les acquisitions et les points rouges à un écart de deux jours. Les résultats révèlent que les satellites produisent globalement des valeurs de NDVI assez proches, avec une différence plus importante lorsque l'écart entre les deux dates d'acquisition augmente.

La [Figure 1-22](#) montre l'exemple des profils temporels de GAI obtenus avec l'outil BVNet sur les six ESU prélevés en 2013 en combinant les données Formosat-2, SPOT-4 Take5 et Landsat-8. On constate que les profils sont assez peu bruités.

Pour l'année 2015, des différences conséquentes ont été observées entre les données Landsat-8 et SPOT-5 Take5, mais également entre les deux tuiles « Take5 ». Ces différences sont principalement dues au fait que les deux tuiles n'ont pas les mêmes angles d'acquisition (voir [Tableau 1-3](#)). Il en est de même pour SPOT-5 et Landsat-8. Compte tenu de ces différences, nous avons donc décidé d'utiliser uniquement les données Landsat-8. En effet, elles permettaient à elles seules de suivre le développement du maïs. Les images Landsat-8 et les images SPOT-5 des deux tuiles (Est et Ouest) ont été utilisées conjointement pour deux cas particuliers : deux ESU pour lesquelles nous n'avions pas suffisamment de données Landsat-8 (ESU n°1 et ESU n°2 ; voir [Annexe 5](#)).

Lors de l'extraction des séries temporelles de NDVI ou de GAI sur une parcelle donnée, nous appliquons un filtre sur le pourcentage de nuages et d'ombres des images. Ainsi, le pourcentage de pixels non nuageux est calculé pour chaque image couvrant la parcelle. L'image est conservée uniquement si ce pourcentage est supérieur à 50%. Compte tenu de la petite taille des ESU (quelques pixels), un seuil de 100% a été appliqué. Cela réduit donc parfois considérablement le nombre d'images utilisées pour construire les profils temporels de NDVI et de GAI.

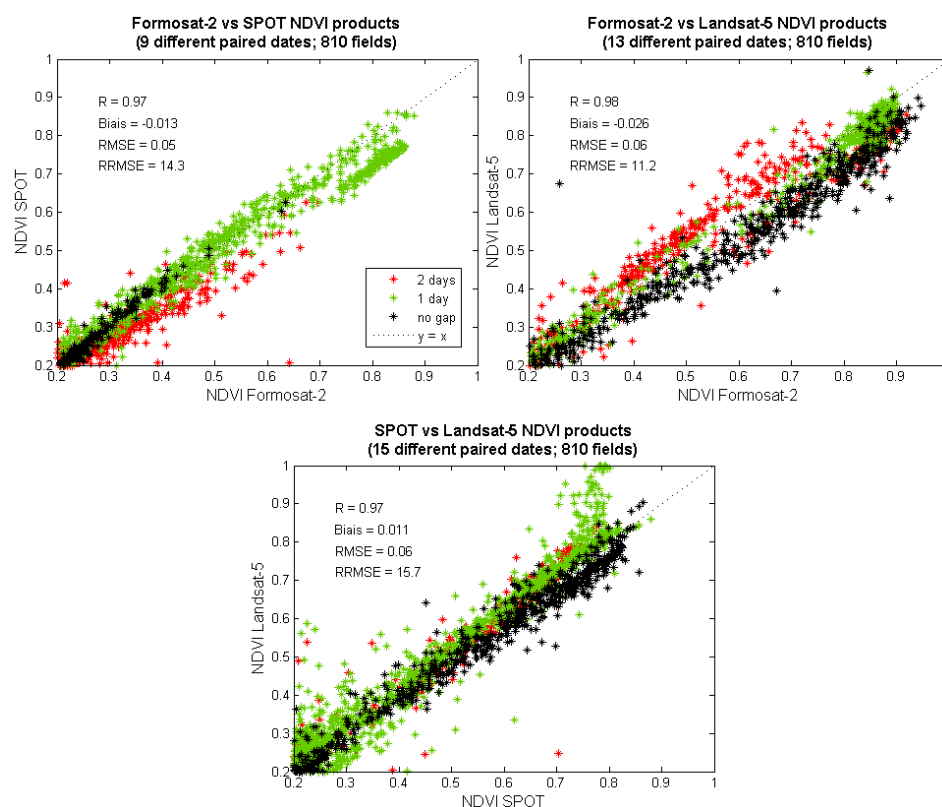


Figure 1-19: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs de maïs en 2009, 2010 et 2011 à des dates proches avec Formosat-2, SPOT (4 et 5) et Landsat-5.

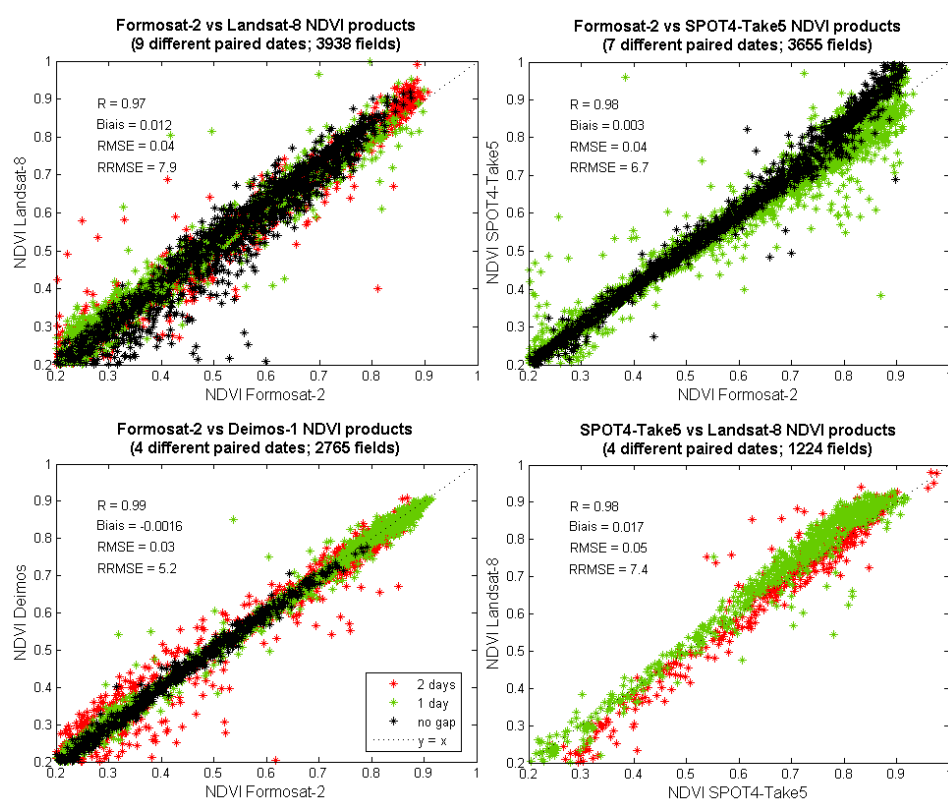


Figure 1-20: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs (toutes cultures) en 2013 et 2014 à des dates proches avec Formosat-2, Landsat-8, SPOT-4 Take5 et Deimos-1.

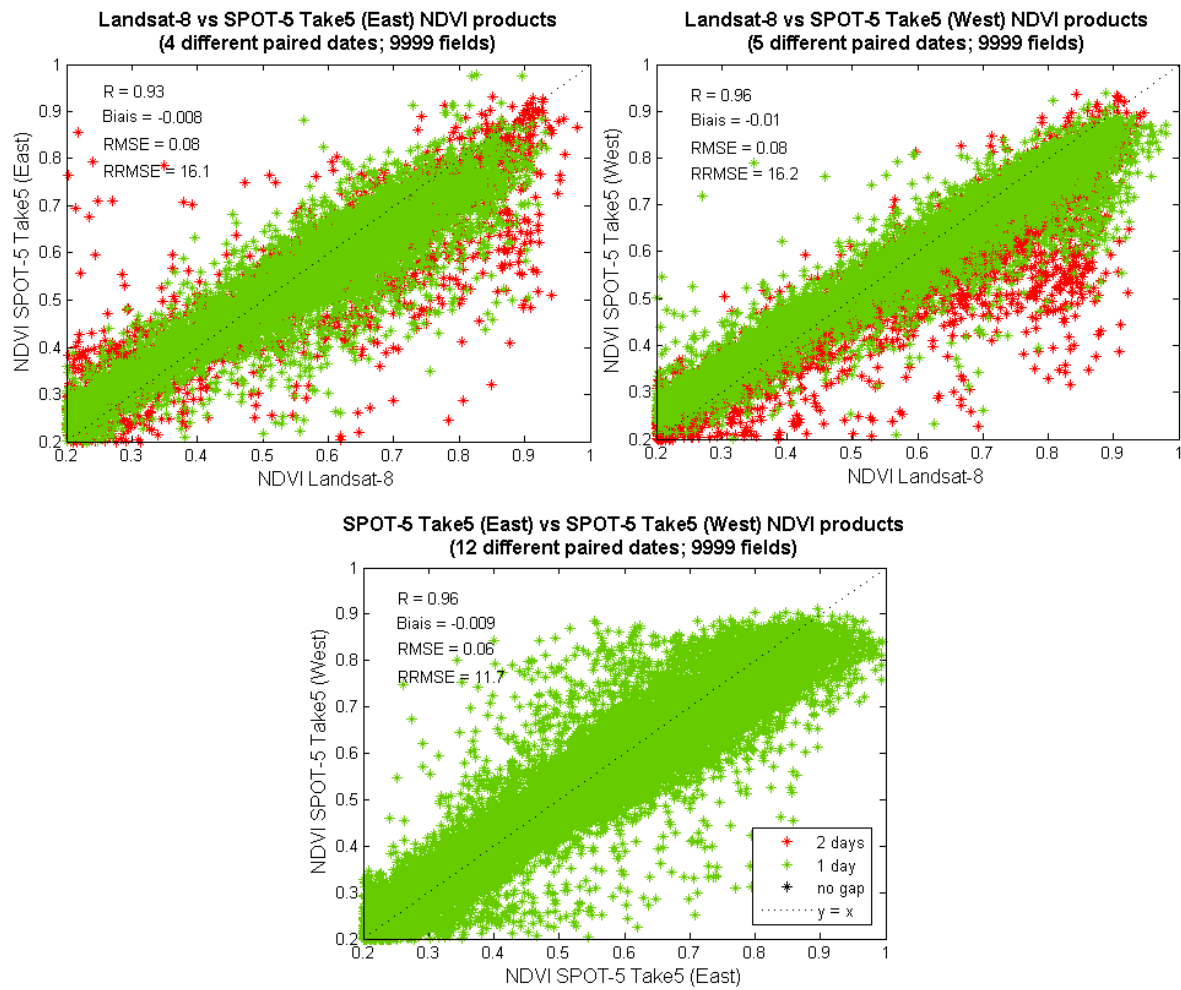


Figure 1-21: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs (toutes cultures) en 2015 à des dates proches avec Landsat-8 et avec les deux tuiles de SPOT-5 Take5.

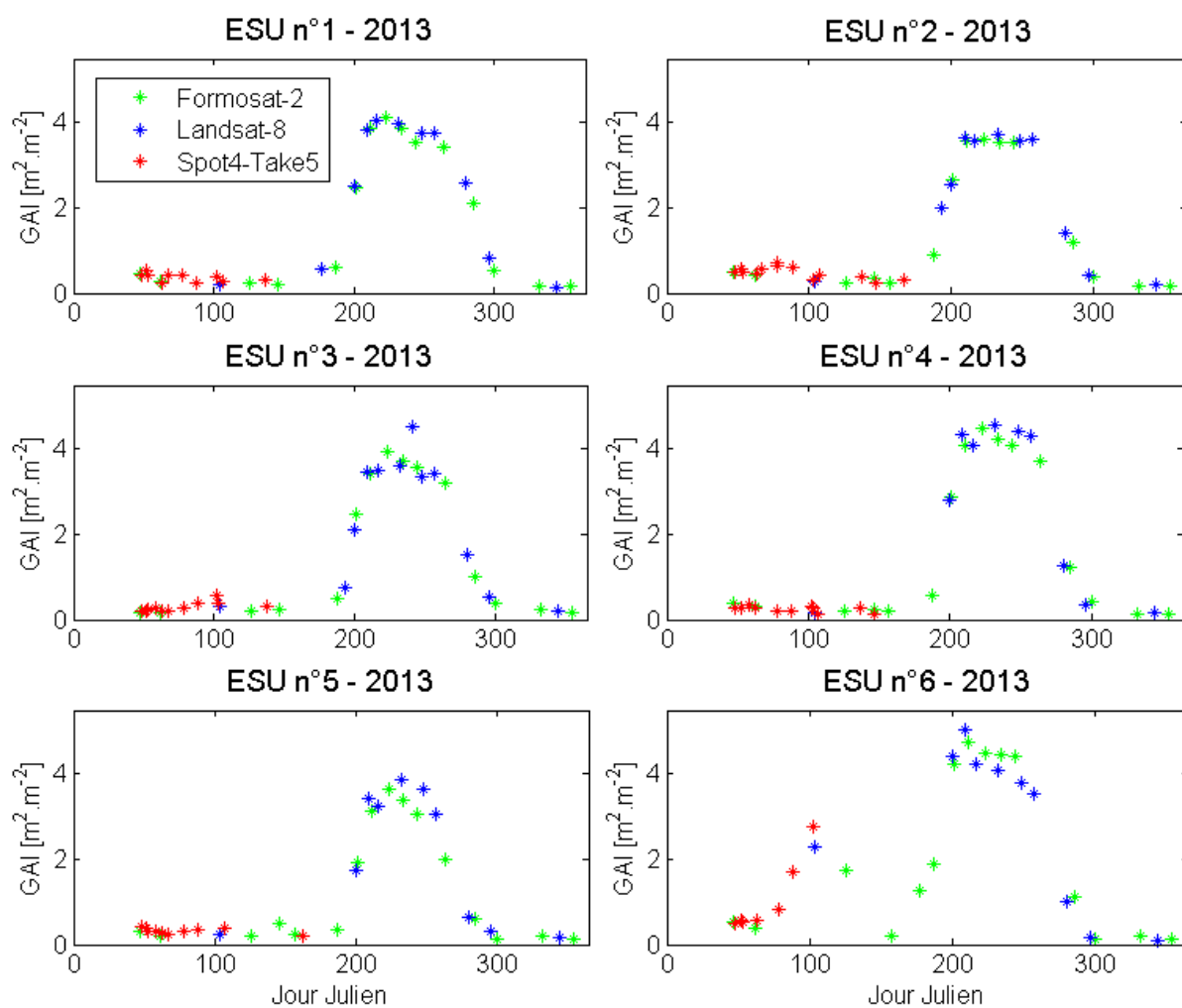


Figure 1-22: Profils de GAI « satellite » obtenus avec l'outil BVNet pour les six ESU de l'année 2013 en utilisant les différents capteurs (Formosat-2, Landsat-8 et Spot4-Take5).

9.4. Séries temporelles de variables biophysiques

Parmi les variables biophysiques accessibles par télédétection, on retrouve l'indice foliaire (LAI ou GAI), le taux de couverture (FCOVER), la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbée par la végétation (FAPAR) ou encore le contenu en chlorophylle.

9.4.1. Définitions

Le LAI (« *Leaf Area Index* » en $\text{m}^2.\text{m}^{-2}$) est un indice largement utilisé permettant de caractériser la quantité de matière du couvert végétal. Il est défini comme la moitié de la surface totale développée de la végétation par unité de surface de sol horizontale (Chen and Black, 1992). Etant donné l'impossibilité pour le satellite de distinguer les feuilles des autres organes verts de la plante, nous avons privilégié dans ma thèse l'utilisation du GAI (« *Green Area Index* » en $\text{m}^2.\text{m}^{-2}$) introduit par Baret et al. (2010) (Tableau 1-4). Le GAI est la variable biophysique accessible par télédétection la plus populaire utilisée comme un proxy pour la production de biomasse et l'élaboration du rendement (Hoefsloot et al. 2012).

		Seulement vert	vert + non-vert	Seulement les feuilles	Tous les éléments	Méthodes
LAI	Leaf Area Index		✓	✓		Seulement les méthodes destructives
GLAI	Green Leaf Area Index	✓		✓		Seulement les méthodes destructives
GAI	Green Area Index	✓			✓	Mesures depuis le haut du couvert: photographie (GF), télédétection
PAI	Plant Area Index		✓		✓	Mesures de fractions de trous

Tableau 1-4: Définitions de LAI, GLAI, GAI and PAI et méthodes de mesure associées. Toutes les quantités sont exprimées en $\text{m}^2.\text{m}^{-2}$ (source : Baret, 2016).

Le FAPAR (« *Fraction of absorbed photosynthetically active radiation* », adimensionnel) est la fraction de rayonnement solaire photosynthétiquement actif absorbée par les plantes dans le domaine spectral du PAR (« *Photosynthetically active radiation* », entre 400 et 700 nm) (Möktus et al., 2012). Le FAPAR est utilisé notamment dans des modèles simples de production primaire (McCallum et al., 2009).

Le FCOVER (« *Fraction of cover* », adimensionnel) est la fraction de la surface du sol couverte par la végétation lorsqu'elle est observée au nadir. Il varie entre 0 et 1 et agit sur les processus de fonctionnement liés aux surfaces couvertes, parmi lesquels figure l'évapotranspiration.

9.4.2. Estimation des variables biophysiques par télédétection

L'estimation de variables biophysiques est nécessaire pour un grand nombre d'applications. Les méthodes d'estimation de variables biophysiques à partir des données de télédétection ont été largement étudiées par la communauté scientifique depuis les premières missions spatiales comme Landsat en 1972. La plupart d'entre elles reposent sur l'utilisation de l'imagerie optique et d'importants progrès ont pu être réalisés grâce à l'amélioration des capteurs embarqués. Deux grandes approches ont été développées: les approches empiriques basées sur des modèles de régression et les approches utilisant des modèles de transfert radiatif (MTR) (Figure 1-23).

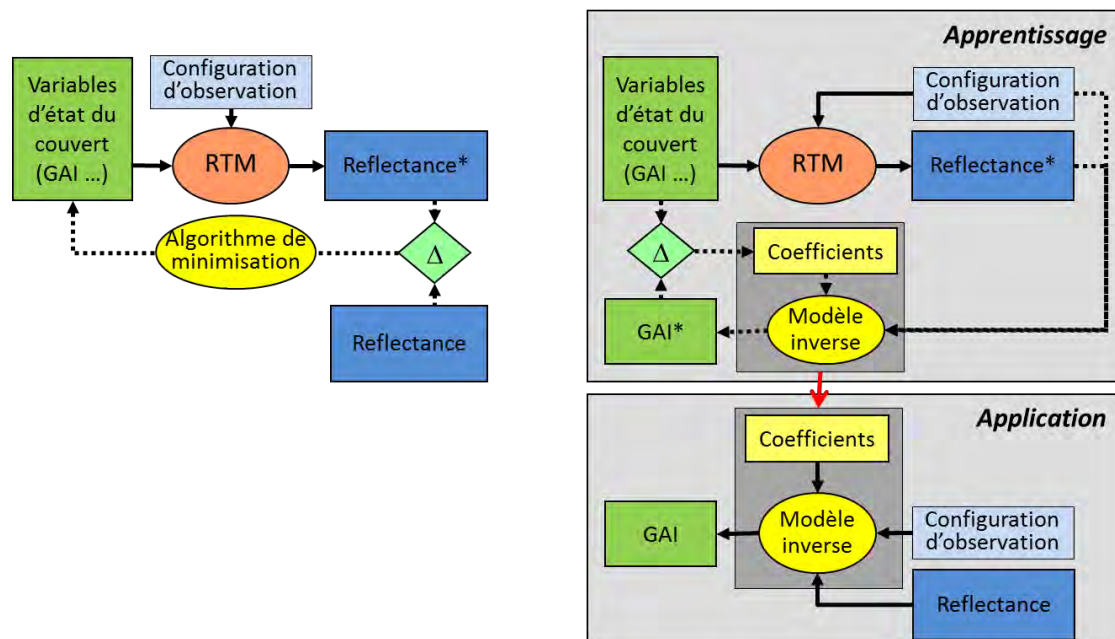


Figure 1-23: Les deux grandes approches utilisées pour estimer les caractéristiques du couvert à partir de la mesure de réflectance (ρ). A gauche, l'approche centrée sur les ρ , minimisant l'écart entre les ρ mesurées et simulées (notées avec *). A droite, l'approche est centrée sur les variables d'intérêt, minimisant l'écart entre le GAI de la base d'apprentissage et le GAI estimé par le modèle inverse (noté GAI*). Δ représente la fonction coût à minimiser pour les ρ ou les variables d'intérêt (source : Baret, 2016).

9.4.2.1. L'approche empirique

Cette approche consiste à relier les variables biophysiques aux réflectances (Bsaibes et al., 2009) ou à des combinaisons de réflectance correspondant à des indices de végétation. Le NDVI est largement utilisé et fait figure de référence (Walthall et al., 2004). De nombreuses études ont ainsi démontré l'aptitude de cet indice pour estimer correctement le LAI, le FAPAR ou le FCOVER (Myneni and Williams, 1994 ; Duchemin, 1999 ; Verger et al., 2009). La relation entre le LAI et le NDVI la plus couramment utilisée par la communauté scientifique (Gong et al., 1995 ; Gilibert 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 observée sur des couverts denses.

La simplicité de mise en œuvre a conduit à une large utilisation de ce type d'approche par la communauté scientifique ([Asrar et al., 1984](#) ; [Huete, 1988](#) ; [Wiegand and Richardson, 1990](#)). Cependant, même si ces relations empiriques sont faciles à mettre en place, elles nécessitent un étalonnage basé sur un nombre important de données *in situ*. Ces données doivent être les plus représentatives possible de la gamme de variation des variables recherchées. Ces conditions étant rarement remplies, 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. De plus, les données utilisées pour étalonner les relations sont souvent entachées d'incertitudes.

9.4.2.2. L'approche utilisant des MTR

Les méthodes exploitant des MTR, bien que plus complexes, permettent de s'affranchir des mesures *in situ* nécessaires à l'étalonnage des approches empiriques. Les MTR décrivent les processus physiques associés aux trajets des photons dans le couvert végétal. Ils simulent les processus de transfert du rayonnement en fonction de la configuration géométrique d'observation et d'éclairement et des caractéristiques de la végétation et du sol. L'inversion consiste à retrouver certaines entrées du MTR à partir de ses sorties ([Baret, 2016](#)).

L'outil BVNet (« *Biophysical Variables Neural NETWORK* ») développé par l'INRA ([Baret et al., 2007](#)) permet l'inversion des réflectances obtenues par télédétection à l'aide de réseaux de neurones. L'apprentissage du réseau est réalisé avec le MTR PROSAIL ([Baret et al., 1992](#)). Ce modèle résulte du couplage entre le modèle SAIL (« *Scattering by arbitrarily inclined leaves* », développé par [Suits, 1971-1973](#) et amélioré par [Verhoef, 1984](#)) simulant le transfert radiatif dans la végétation et le modèle foliaire PROSPECT ([Jacquemoud, 1992](#) ; [Jacquemoud et al., 2009](#)).

L'approche requiert des images de réflectance pour toutes les bandes spectrales disponibles et les informations de géométrie correspondant à l'acquisition (angles solaire et de visée, angle azimutal). De plus, elle nécessite des intervalles de distribution délimités pour les variables d'entrée, qui décrivent les propriétés optiques des feuilles et du sol, ainsi que la géométrie du couvert. Cette méthode présente donc l'avantage de tenir compte des angles d'acquisition et de visée ce qui permet d'homogénéiser, dans une certaine mesure, les mesures de réflectance issues des différents capteurs.

Le pilotage du modèle SAFY est réalisé via le profil temporel du GAI de la culture. Ce profil est extrait des images satellitaires acquises tout au long de la saison culturale. Il n'est donc disponible qu'en fin de saison dans le cas d'approches diagnostiques. BVNET permet l'estimation des variables biophysiques (GAI, FAPAR, FCOVER) sur de grandes surfaces. La

méthode reposant sur l'outil BVNet, opérationnelle et transposable à d'autres cultures (Weiss et al., 2000 ; Claverie et al., 2012), a donc été privilégiée pour ma thèse.

L'outil BVNet a été évalué à l'aide d'un ensemble de mesures effectuées sur des parcelles de maïs. Parmi la variété des techniques de mesure du GAI (voir revue de Weiss et al., 2004), nous avons choisi d'utiliser les photographies hémisphériques (DHPs, Demarez et al., 2008, voir Section 3.1). La comparaison du GAI effectif estimé par BVNet avec celui estimé avec les DHPs montre une bonne corrélation ($R = 0.92$) avec une RMSE moyenne de 0.4 (Figure 1-24). L'augmentation de la dispersion observée pour les valeurs de GAI supérieures à 2 s'explique par l'effet de saturation du GAI.

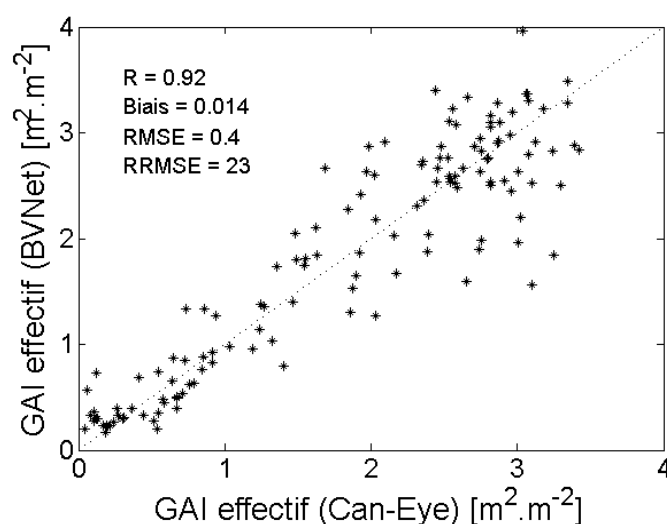


Figure 1-24: Validation du GAI effectif obtenu avec l'outil BVNet à partir d'images Formosat-2, SPOT et Landsat-8 en utilisant le GAI effectif obtenu avec les DHPs en 2006, 2008 et 2013 sur 15 parcelles de maïs.

Chapitre 2

Chapitre 2 : Estimation de la biomasse et du rendement

1. Introduction

La première partie de mon travail de thèse consistait à proposer une approche pour l'estimation de la biomasse et du rendement du maïs sur de grands territoires. Ce travail avait déjà été initié dans la thèse de Martin Claverie ([Claverie, 2012](#)) qui avait mis en évidence des limitations que j'ai cherché à résoudre dans le cadre du travail présenté ici, et qui a donné lieu à une publication ([Battude et al., 2016](#)).

Ainsi, les résultats obtenus dans sa thèse avaient révélé la nécessité d'interpoler les séries temporelles de NDVI pour optimiser la calibration des paramètres du modèle. De plus, la stratégie de calibration qui consistait à fixer certains paramètres d'entrée à des valeurs médianes n'était pas optimale. Cette stratégie semblait trop restrictive car elle ne permettait pas de reproduire correctement la variabilité interannuelle des rendements. Pour le maïs, le fait qu'aucune distinction ne soit réalisée entre les parcelles irriguées et non irriguées pouvait également expliquer en partie les moins bons résultats obtenus, particulièrement durant les années les plus sèches. Une autre limitation mise en évidence durant sa thèse provenait de l'utilisation dans le modèle d'une efficacité de conversion de la lumière effective (ELUE) considérée fixe durant toute la période de culture. Les résultats qu'il obtenait avaient révélé une sous-estimation de la biomasse en fin de cycle, probablement liée à une valeur de ELUE trop faible. De plus, l'algorithme d'optimisation utilisé pour sa thèse, basé sur la méthode du simplexe, présentait des temps de calcul importants peu compatibles avec la spatialisation envisagée pour ma thèse. Nous avons ainsi proposé une autre méthode, le « Multistart », permettant de réduire le temps de traitement tout en restant robuste ([Veloso, 2014](#)). Ce travail a été réalisé avec l'aide d'Ahmad Al Bitar (IR, CNRS-CESBIO) qui a également recodé entièrement le modèle au début de ma thèse pour le rendre plus lisible et modulaire.

Mon travail a donc consisté à proposer des solutions face à ces différentes limitations. Un des objectifs était d'arriver à une méthode de calibration robuste dans le temps et l'espace, ayant le moins possible recours aux mesures *in situ*. Un premier travail a donc été réalisé avec le modèle SAFY ([Duchemin et al., 2008a](#)).

Pour ce travail, nous avons bénéficié d'un important jeu de données *in situ* ainsi que de nombreuses images satellitaires à haute résolution spatiale (8 m à 30 m) et temporelle. Les images Formosat-2 (24 km²) acquises depuis 2006 ont ainsi permis d'évaluer le modèle sur un ensemble de parcelles durant plusieurs années. A partir de l'année 2013, l'extension de

la zone d'étude liée au projet MAISEO a conduit à évaluer le modèle sur deux départements du Sud-Ouest de la France: le Gers et la Haute-Garonne.

La première partie du chapitre présente la description de la version originale du modèle SAFY (Duchemin et al., 2008a). La seconde partie du chapitre, présentée sous forme de publication (Battude et al., 2016), présente les améliorations apportées au modèle et celles relatives à la méthode de calibration. Les résultats de validation sont présentés à l'échelle locale (LAM, ESU et YM) et sur les deux départements. L'apport de la double logistique pour l'estimation de la biomasse a également été évalué, en comparaison à la méthode du « filtre manuel » utilisée pour déterminer le cycle cultural dans de précédentes études (Claverie, 2012 ; Veloso, 2014). De plus, la comparaison des biomasses estimées par la version d'origine et la nouvelle version du modèle a été réalisée sur les parcelles de validation (LAM et ESU). La dernière partie du chapitre expose certaines analyses et résultats complémentaires non inclus dans la publication. On retrouvera notamment l'étude de l'apport de la double logistique pour l'estimation des dates de levée, ainsi que la comparaison des deux versions du modèle sur les deux départements. L'apport d'une correction permettant de réduire la sous-estimation du GAI effectif est également analysé.

2. Le modèle SAFY

Le modèle SAFY (*Simple Algorithm for Yield Estimates* - Duchemin et al., 2008a) simule la dynamique de l'indice foliaire vert (GAI en $\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$) et de la biomasse sèche aérienne (DAM pour « *Dry Aboveground Mass* » en $\text{g} \cdot \text{m}^{-2}$) au pas de temps journalier à partir de la date de levée (D_0). La date de levée initie la croissance du GAI. C'est cependant une notion différente de la date de levée agronomique. Si en agronomie, la levée du maïs correspond à la sortie de terre du coléoptile, la levée telle que définie dans SAFY correspond au début de la croissance du GAI observé par télédétection. Il y a donc un écart temporel pouvant être assez important entre la levée agronomique et celle estimée par SAFY (voir Section 4.1).

Le nombre de paramètres du modèle est limité à 14 car il ne nécessite pas d'informations sur le contenu en eau du sol, ni sur les pratiques culturales. La production de biomasse est basée sur la théorie des efficacités de Monteith (1972). Elle dépend de l'efficacité effective de conversion de la lumière (ELUE pour « *Effective Light Use Efficiency* » en $\text{g} \cdot \text{MJ}^{-1}$), de la température de l'air journalière (T_a) et de la quantité de rayonnement photosynthétiquement actif absorbée par le couvert (APAR en $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) [Eq. 2.1, Eq. 2.2, Eq. 2.3 et Eq. 2.4]. La ELUE traduit la capacité de la plante à convertir ce rayonnement en biomasse.

L'effet de la température sur la croissance de la plante est pris en compte via une fonction de stress thermique (F_T) [Eq. 2.4]. C'est une fonction polynomiale de degré β définie par une température moyenne optimale (T_{opt}) et deux températures extrêmes (T_{min} and T_{max}) au-delà desquelles la croissance de la plante est nulle (Brisson et al., 2003). Dans le modèle SAFY, tous les autres facteurs de stress pouvant affecter la croissance de la plante

(stress hydrique, déficit azoté, maladies) sont supposés être pris en compte à travers le GAI et la ELUE.

$$\Delta_{\text{DAM}} = \text{ELUE} * F_T(T_a) * \text{APAR} \quad [\text{Eq. 2.1}]$$

$$\text{avec } \text{APAR} = \text{FAPAR} * \varepsilon_c * R_g \quad [\text{Eq. 2.2}]$$

$$\text{et } \text{FAPAR} = 1 - e^{-K_{\text{ext}} * \text{GAI}_{j-1}} \quad [\text{Eq. 2.3}]$$

$$\text{et } \begin{cases} F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{\text{opt}} - T_a}{T_{\text{opt}} - T_{\text{min}}} \right\}^\beta & \text{si } T_{\text{min}} < T_a < T_{\text{opt}} \\ F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{\text{opt}} - T_a}{T_{\text{opt}} - T_{\text{max}}} \right\}^\beta & \text{si } T_{\text{max}} > T_a > T_{\text{opt}} \\ F_T(T_a) = 0 & \text{si } T_a < T_{\text{min}} \text{ ou } T_a > T_{\text{max}} \end{cases} \quad [\text{Eq. 2.4}]$$

où R_g correspond au rayonnement global incident, ε_c à l'efficacité climatique et K_{ext} au coefficient d'extinction de la lumière (Monsi and Saeki, 1953, 2005).

Une fois la croissance initiée (à partir de D_0), la fonction de partition foliaire (PI pour « *Partition-to-leaves* ») permet d'allouer aux feuilles et donc au GAI une partie de la biomasse produite quotidiennement [Eq. 2.5, Eq. 2.6 et Eq. 2.7]. PI varie entre 0 et 1 et dépend du cumul de température depuis la levée (SMT pour « *Sum of temperature* »). Elle est fonction de deux paramètres : PI_a et PI_b . Le terme $(1-PI_a)$ correspond à la fraction de biomasse allouée aux feuilles à la levée.

Le GAI est ensuite obtenu en convertissant la production quotidienne de biomasse foliaire ($\Delta_{\text{DAM}} * PI$) en surface foliaire (Δ_{GAI}^+) via la surface spécifique foliaire (SLA pour « *Specific Leaf Area* ») [Eq. 2.5].

$$\text{Si } PI > 0, \quad \Delta_{\text{GAI}}^+ = \Delta_{\text{DAM}} * PI * \text{SLA} \quad [\text{Eq. 2.5}]$$

$$\text{avec } PI = 1 - PI_a * e^{PI_b * \text{SMT}} \quad [\text{Eq. 2.6}]$$

$$\text{et } \text{SMT} = \sum_{D_0}^j (T_a - T_{\text{min}}) dj \quad [\text{Eq. 2.7}]$$

La sénescence de feuilles (Δ_{GAI}^-) débute lorsque la somme de température atteint un seuil spécifique : la somme de température pour la sénescence (S_{TT} pour « *Sum of temperature for senescence* »). La sénescence est dépendante du temps thermique et elle est modulée par un paramètre définissant la vitesse de sénescence (RS pour « *Rate of senescence* ») [Eq. 2.8].

$$\text{Si } \text{SMT} > S_{\text{TT}}, \quad \Delta_{\text{GAI}}^- = \text{GAI}_{j-1} * \frac{(\text{SMT} - S_{\text{TT}})}{R_s} \quad [\text{Eq. 2.8}]$$

Le GAI journalier est calculé à partir du GAI du jour précédent (GAI_{j-1}) auquel on ajoute le terme d'accroissement (Δ_{GAI}^+) et l'on soustrait le terme de sénescence (Δ_{GAI}^-) [Eq. 2.9].

$$GAI_j = GAI_{j-1} + \Delta_{GAI}^+ - \Delta_{GAI}^- \quad [\text{Eq. 2.9}]$$

Le rendement final est calculé en multipliant la valeur de la biomasse maximale par un indice de récolte spécifique à la culture (HI pour « *Harvest Index* ») [Eq. 2.10]. Le HI étant défini comme le ratio entre le rendement final et la biomasse totale finale.

$$\text{Yield} = \text{HI} * \text{DAMmax} \quad [\text{Eq. 2.10}]$$

3. Résultats publiés⁸ - Estimating maize biomass and yield over large areas using HSTR Sentinel-2 like remote sensing data (*Remote Sensing of Env.*)

Marjorie Battude*, Ahmad Al Bitar, David Morin, Jérôme Cros, Mireille Huc, Claire Marais Sicre, Valérie Le Dantec, Valérie Demarez

CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

* Corresponding author: marjorie.battude@cesbio.cnes.fr, Tel.: +33.5.61.55.85.78

3.1. Introduction

Changes in climate and demography are critical elements for food security. Climate change is thus projected to have significant impacts on agricultural production and many scenarios reveal that agriculture might be highly impacted by water resources restrictions. Beyond a better management of environmental resources, it remains necessary to maintain sufficient levels of crop production. In a world where population is constantly increasing, crop production needs to be monitored and predicted to ensure food security. It is therefore necessary to have tools that enable the understanding of crop functioning and the assessment of crop yield over large areas.

Several process-based models ([Wit et al., 1970](#)) have been developed to simulate crop production (e.g., AFRCWHEAT2 ([Porter, 1993](#)), CERES-Maize ([Dyke et al., 1986](#)), Sirius ([Jamieson et al., 1998](#)), SUCROS2 ([van Laar et al., 1992](#)), STICS ([Brisson et al., 2003](#)), SUNFLO ([Casadebaig et al., 2011](#)), SWHEAT ([van Keulen and Seligman, 1987](#))) but they need a large set of agro-environmental input parameters that limit their application to local scales. Simpler approaches based on the calculation of efficiencies (light-use efficiency theory - [Monteith, 1972](#)) enable crop production estimates, which are based on empirical relationships between remote sensing vegetation indices ([Dong et al., 2003](#) ; [Tucker and Sellers, 1986](#) ; [Wessels et al., 2006](#)) and *in situ* crop biomass and yield. These models are easy to parameterize but their application is limited to the study site and the ground data set for which the relationships were established ([Faivre et al., 2004](#)).

Halfway between complex and empirical approaches, some crop models have been specially designed for cases when *in situ* data are missing. They combine the descriptions of the main biophysical processes and simple empirical parameterizations (e.g. AqYield ([Constantin et al., 2015](#)), PolyCrop ([Nana et al., 2014](#)), WOFOST ([Supit et al., 1994](#)), AquaCrop ([Steduto et al., 2009](#)), Pilote ([Mailhol et al., 1997](#))). [Nana et al. \(2014\)](#) studied maize yield in Italy using a hydrologically based crop model called PolyCrop. [Paredes et al.](#)

⁸ Voir [Annexe 12](#).

(2014a) have shown the adequacy of the FAO AquaCrop model for estimating biomass and yield of maize crop. Furthermore, Constantin et al. (2015) have recently shown equal performances of soil-crop models STICS and AqYield to predict yield and soil water content for irrigated crops in the context of poor *in situ* dataset and no nitrate stress conditions. Such works highlight the potential of semi-empirical approaches for estimating yield accurately. However, most of these models have been only applied at local scale as they are not designed for a spatialized approach.

Numerous studies revealed the strong potential of methods based on the combination of remote sensing data with semi-empirical crop models to estimate crop production over large areas (Moulin et al., 1998 ; Pinter et al., 2003 ; Tucker et al., 1983 ; Hadria et al., 2010). Recently, Padilla et al. (2012) used the GRAMI model (Maas, 1992) combined with LANDSAT satellite imagery to monitor regional yield of wheat in Southern Spain. Li et al. (2014) obtained quite good estimations of regional yield of maize using a WOFOST-HYDRUS coupled-model combined with lower temporal resolution Landsat ETM+ data. The main drawback of these studies is that they need *in situ* biomass and yield data for the model calibration whereas such data are rarely available over large areas as their acquisition is highly time consuming. Moreover, even if available, they are always estimated with quite strong uncertainties.

The potential of high temporal and spatial remote sensing data to describe the spatiotemporal variability of crop biophysical variables has been already demonstrated (Courault et al., 2008 ; Bsaibes et al., 2009 ; Fieuzal et al., 2011 ; Claverie et al., 2013 ; Ferrant et al., 2014) and the recent availability of high spatial and temporal resolution (HSTR) remote sensing data such as Formosat-2 (Chern et al., 2006) and more recently the Sentinel-2 images offer new perspectives for crop monitoring and modeling. The methodology presented here is based on the use of a relatively simple crop model combined with high spatial and temporal optical remote sensing data. Our objective was to propose a strategy of calibration and spatialization independent as much as possible of *in situ* measurements and robust over large areas (i.e. *at regional scale*) and under various climatic conditions. The model used for this study is the SAFY model (Duchemin et al., 2008a) that combines the Monteith's light-use efficiency theory (1972) with a leaf partitioning function based on the Maas formulation (1993). Maas (1993) demonstrated the potential of such function for simulating time series of leaf area index and biomass for maize and wheat crops.

The main originality of our approach is to use remote sensing time series of Green Area Index (GAI) to calibrate SAFY input parameters. The GAI is known to be related to crop biomass and yield and can now be easily available over large areas thanks to high spatial and temporal resolutions images. Previous studies revealed that the SAFY model, once calibrated with GAI time series estimated from remote sensing data, resulted in accurate estimates of dry aboveground biomass for wheat cultivated in semi-arid regions (Duchemin et al., 2008a ; Fieuzal et al., 2011 ; Hadria et al., 2009 ; Duchemin et al., 2015). Claverie et al.

(2012) already investigated the ability of the SAFY model combined with high temporal and spatial remote sensing data to estimate biomass and regional yield of summer crops (maize, sunflower and soybean) in the south west of France for a few years. However, results were more or less satisfactory depending on crops, years and location.

We propose here a new methodology that removes the main drawbacks of the previous studies conducted with SAFY model (Duchemin et al., 2008a ; Claverie et al., 2012) in order to provide crop yield estimations over large areas and under contrasted climatic conditions. The study focused on maize crops (*Zea mays*), over irrigated or rainfed conditions, which represent a major component of the land cover in the southwest of France.

Several modifications of the calibration procedure were proposed and evaluated. The introduction of a new version of the model improved estimations of biomass and crop yield over large areas. The validation procedure of the model outputs was conducted with a validation dataset based on multiannual *in situ* local biomass and yield measurements and regional yield estimates. We also took advantage of numerous remote sensing images (i.e. 195 images) from several sensors providing a high temporal frequency that allowed the evaluation of the potential of the Sentinel-2 images.

3.2. Material and Methods

3.2.1. New model version

Until now, studies using SAFY model have considered *SLA* and *ELUE* parameters as constant for the entire crop growing period although it is known that these parameters vary during the plant cycle. We propose here a new version that allows them to evolve during the growth period for a better characterization of the plant development.

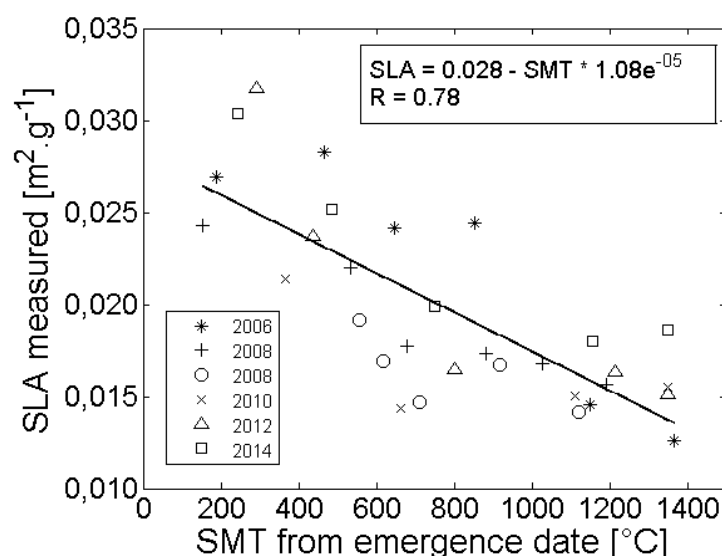
Measurements available over 6 maize fields for 5 different years showed a decrease of *SLA*⁹ with the sum of temperature from the emergence (Figure 2-1 a). Our findings confirm results found by Danalatos et al. (1994) that studied the change in specific leaf area of maize, due to the increasing thickness of the leaves during the plant growth. Taking into account the reduction of *SLA* appears to be a crucial point for a better description of the dynamics of the vegetation that may improve SAFY model results.

Our measurements also revealed that the *ELUE* increases during the crop cycle. The *ELUE* is given by the ratio of aboveground biomass variation and *APAR* between two consecutive dates. The rise of *ELUE* may be due to several processes acting during the maturation of the plant, which is able to convert radiation into aboveground biomass more efficiently when it approaches maturity. The major process is the variation of the root-shoot ratio during the plant growth (Amos and Walters, 2006). Indeed, in the early stages of the plant development, much of the solar energy is allocated to roots, while at the end of the

⁹ *SLA* = rapport de la surface foliaire au poids sec de la feuille (exprimé en m².g⁻¹).

plant growth the solar energy is allocated to aerial organs. This leads to an increase of the ELUE as defined into the SAFY model, confirmed by our measurements.

(a)



(b)

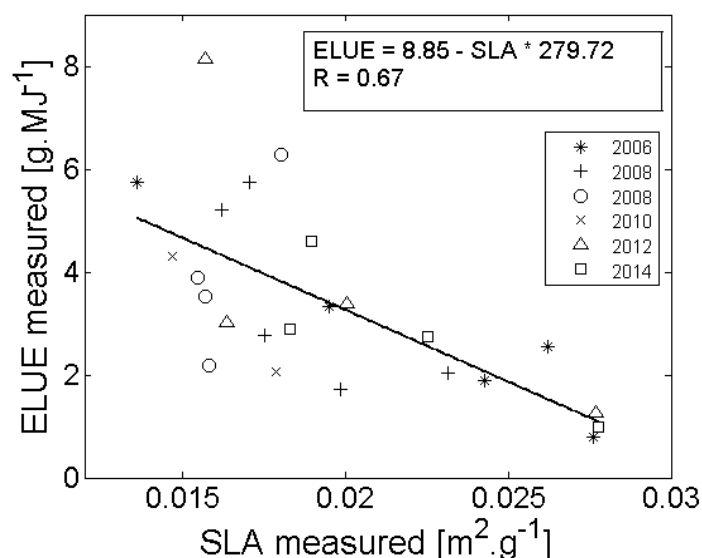


Figure 2-1: Relationship between (a) SLA and the sum of temperature from plant emergence date and (b) SLA and ELUE parameters.

As these two parameters evolve simultaneously during crop growth, with an increase of *ELUE* associated to a decrease of *SLA*, we decided to relate them (Figure 2-1 b). We thus introduced two new equations in the model, which increased the number of parameters from 14 to 16 [Eq. 2.11 and Eq. 2.12].

$$SLA = SLA_0 - SMT * LTC \quad [Eq. 2.11]$$

Where SLA_0 is the initial value of *SLA* ($m^2.g^{-1}$) and *LTC* is the coefficient of thickening of leaves.

$$ELUE = ELUE_p - SLA * PMI \quad [\text{Eq. 2.12}]$$

Where $ELUE_p$ is the potential value of ELUE (g.MJ^{-1}) and PMI is the plant maturation index.

3.2.2. Calibration procedure

As mentioned above, our approach differs from those in the literature in that input parameters are constrained and calibrated without using *in situ* biomass or yield measurements. Nine of the sixteen parameters considered as field specific (D_0 , S_{TT} , Pl_a , Pl_b , RS , SLA_0 , LTC , $ELUE_p$ and PMI) were optimized using the remotely sensed GAI time series (Tableau 2-1).

The remaining seven parameters regarded as crop specific (ϵ_c , T_{min} , T_{opt} , T_{max} , θ , K_{ext} , HI) were fixed according to a literature review (Tableau 2-1). We used an HI equal to 0.5, which correspond to the FAO reference value (Steduto et al., 2012). This value is close to those reported by other studies. For maize, Katerji et al. (2013) found a value of 0.46, Paredes et al. (2014b) a value of 0.49, Tollenaar and Lee (2002) a value of 0.5, Kiniry et al. (2004) a value of 0.52, Sibley et al. (2014) a value of 0.54. The use of the FAO reference value seems suitable for the application of the model over large areas.

3.2.2.1. Initialization of input parameters

- *Double logistic function: D_0 and S_{TT}*

A major modification compared to previous studies using SAFY model (Duchemin et al., 2008a ; Claverie et al., 2012) is the determination of *a priori* values of D_0 and S_{TT} from the daily interpolated NDVI time series. The interpolation is done with a double logistic function [Eq. 2.13] (Figure 2-2) that is fitted to remotely sensed NDVI time series thanks to a cost function that uses a non-linear solver with a bell shaped weighting function. The fitted profile is then used to retrieve 4 key dates allowing the delimitation of the growing period. These dates correspond to the day of plant emergence (L1), the days of the beginning and ending of the plateau phase (L2 and L3) and the day of the ending of the growing period (L4). A method based on the computation of derivatives was used to extract these 4 points of interest. The *a priori* values of D_0 and S_{TT} parameters correspond respectively to the L1 point and to the sum of temperature at L3 point.

$$NDVI_t = NDVI_{min} + (NDVI_{max} - NDVI_{min}) \left\{ \frac{1}{1 + \exp(-mA(t-A))} - \frac{1}{1 + \exp(-mS(t-S))} \right\} \quad [\text{Eq. 2.13}]$$

With

$NDVI_{min}$; $NDVI_{max}$: NDVI value of bare soil and NDVI value at maximal vegetal development

A ; S : dates of the inflection points for the increasing curve and senescence curve

mA ; mS : slope of increasing curve and senescence curve at inflection points

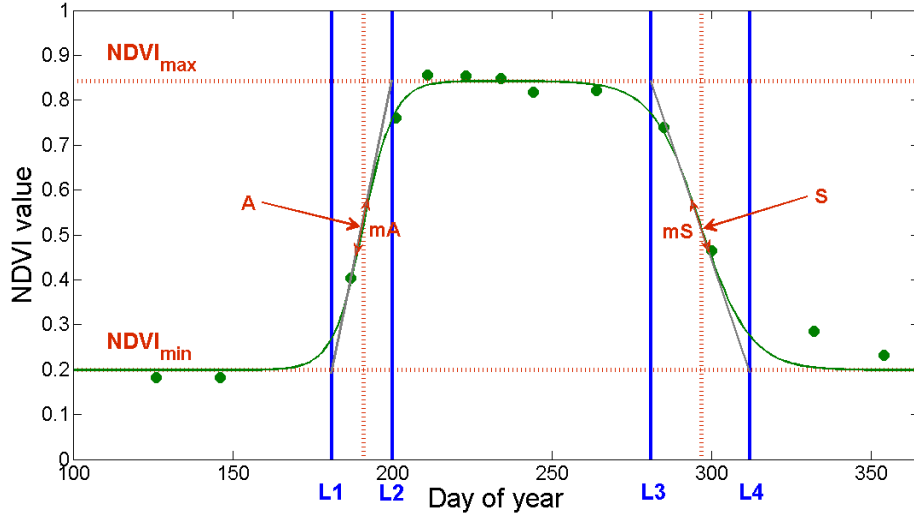


Figure 2-2: Visualization of an NDVI time series (satellite data as green points and interpolated NDVI as green line). The six parameters of the logistic function are reported ($NDVI_{max}$, $NDVI_{min}$, A , mA , S , mS) and blue vertical lines mark the four key dates determined (L1 to L4).¹⁰

- **Constrained optimization: Pl_b and RS**

To reduce the equifinality and high dispersion of the retrieved values, a two by two correlation analysis was done on the retrieved SAFY parameters. We tried to highlight a correlation between some of them (e.g. Pl_a/Pl_b ; RS/S_{TT}) or a link with the parameters of the logistic function (e.g. RS/mS ; Pl_a/A ; Pl_a/mA). The analysis showed a high correlation between Pl_a and Pl_b (Figure 2-3 a) and between RS parameter and the sum of temperature from the beginning to the end of the senescence (Figure 2-3 b)¹¹. Internal equality conditions based on this have been implemented in the optimization procedure [Eq. 2.14 and Eq. 2.15]. Looking at model equations, Pl_a and Pl_b act simultaneously in the Pl function [Eq. 2.6]. Concerning RS parameter, a low SMT difference between harvest and S_{TT} means a quick senescence phase and thus a high Δ_{GAI}^- obtained with a low RS value [Eq. 2.8]. The longer the senescence phase is, the higher the RS parameter is. Based on these findings, we chose to constrain Pl_b and RS using the found regressions.

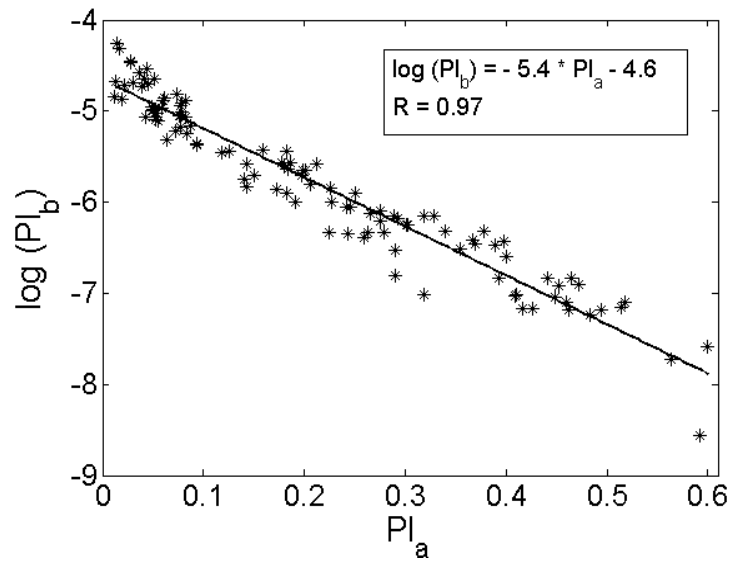
$$Pl_b = \exp(-5.4 * Pl_a - 4.6) \quad [\text{Eq. 2.14}]$$

$$RS = 1725.7 * \exp(0.002 * (SMT_{harvest} - S_{TT})) \quad [\text{Eq. 2.15}]$$

¹⁰ D_0 correspond à $L1 \pm 20$ jours et S_{TT} correspond à $SMT(L3 \pm 20$ jours).

¹¹ Ces valeurs de Pl_a , Pl_b , RS et S_{TT} sont obtenues en utilisant le modèle SAFY une première fois sur un grand nombre de parcelles de maïs, en laissant les paramètres relativement « libres » avec des bornes assez larges.

(a)



(b)

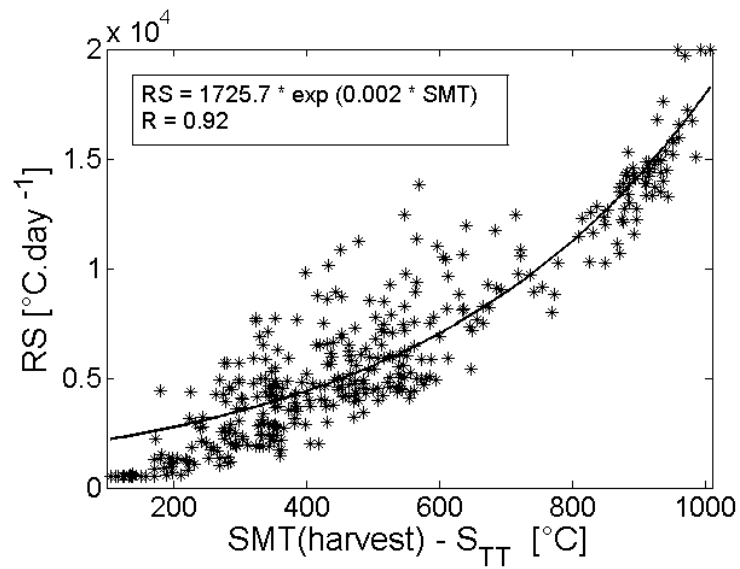


Figure 2-3: Relationship (a) between PI_a and PI_b parameters and (b) between RS and the sum of temperature between S_{TT} and the harvest date.

Tableau 2-1 reported the initial conditions chosen for the sixteen SAFY parameters. A *priori* value and bounds could be defined according to different ways including measurements. However, the SAFY optimization is only based on remote sensing data, with the minimization of the Root Mean Square Error (RMSE) between the remotely sensed GAI time series and the GAI estimated by the model. For each parameter, the *a priori* value was considered as the center of the interval of variation.

	Name	Notation	Unit	Value	Source
FIXED	Climatic efficiency	ε_c	-	0.48	Literature (Varlet Grancher et al., 1982)
	Temperature for growth [minimal, optimal, maximal]	$T_{min}, T_{opt}, T_{max}$	°C	8-30-45	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Polynomial degree	β	-	2	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Light-interception coefficient	K_{ext}	-	0.5	Literature (Cavero et al., 2000)
	Harvest index	HI	-	0.5	Literature (Steduto et al., 2012)
OPTIMIZED	Initial specific leaf area	SLA_0	$m^2.g^{-1}$	[0.024 ; 0.032]	Figure 2-1 a
	Leaf thickness coefficient	LTC	-	[-1.3e-05 ; -9e-06]	Figure 2-1 a
	Potential effective light-use efficiency	$ELUE_p$	$g.MJ^{-1}$	[7 ; 11]	Figure 2-1 b
	Plant maturation index	PMI	-	[-260 ; -300]	Figure 2-1 b
	Day of plant emergence	D_0	day of year	L1 +/-20j	Logistic function
	Sum of temperature for senescence	S_{TT}	°C	SMT(L3 +/-20j)	Logistic function
	Partition-to-leaf function : par a	Pl_a	-	[0.05 - 0.5]	Literature (Claverie et al., 2012)
	Partition-to-leaf function : par b	Pl_b	-	linked to Pl_a	[Eq. 2.14]
	Rate of senescence	RS	°C.day ⁻¹	linked to S_{TT}	[Eq. 2.15]

Tableau 2-1: List of the sixteen SAFY parameters with their initial value or range and the source of data.

3.2.2.2. Cost function

The nine parameters were optimized with the minimization of the Root Mean Square Error (RMSE) between the remotely sensed GAI time series and the GAI estimated by the model [Eq. 2.16]. Among the variety of local and global solvers methods, we chose to use the global and linear MultiStart (Ugray et al., 2007 ; Lagarias et al., 1998) for the minimization procedure. This algorithm starts a local solver from multiple start points uniformly distributed within bounds. The local solver chosen is the Fminsearch which is an implementation of the search Nelder-Mead simplex algorithm (Lagarias et al., 1998). The MultiStart algorithm allows to increase in robustness while keeping a relatively low processing time.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (GAIs_i - GAI m_i)^2} \quad [\text{Eq. 2.16}]$$

Where i is the index for acquired value, $GAIs$ is the model value of GAI and $GAI m$ is the observed value of GAI.

3.2.3. Dataset

3.2.3.1. Study area

The study was carried out in the south west of France, near Toulouse (Figure 2-4). We focused on two departments: Haute-Garonne and Gers. The climate is temperate mild, with rainy springs and warm and dry summers (temperature often exceeding 35°C).

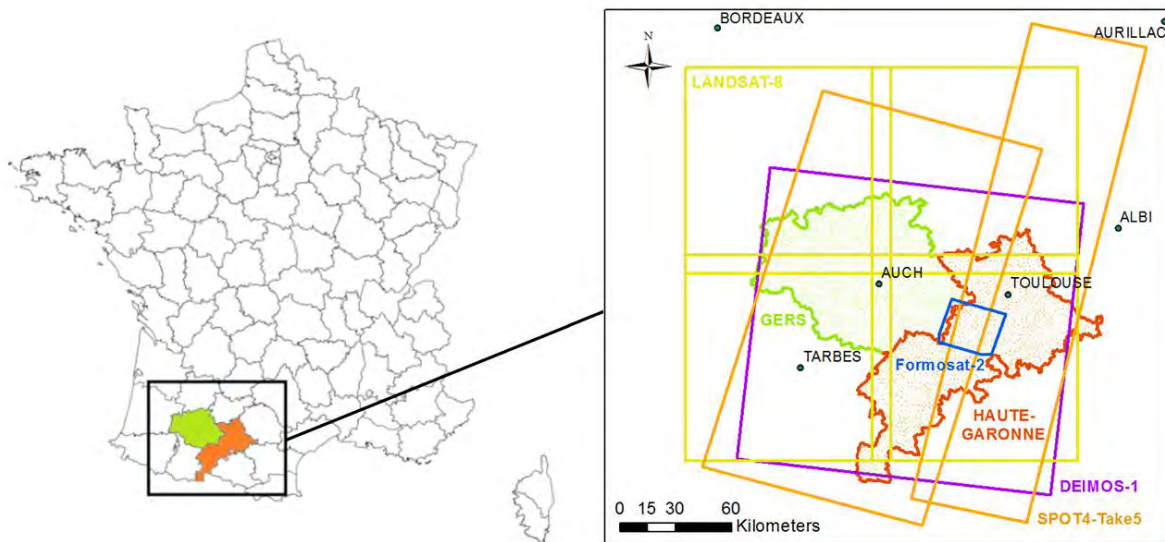


Figure 2-4: Location of Haute-Garonne and Gers departments and of the different sensors footprints (Formosat-2 in blue; SPOT4-Take5 in orange; Landsat-8 in yellow and Deimos-1 in purple).

The Haute-Garonne department is characterized by a wide plain stretching across the north and a mountainous region in the south that is a part of the Pyrenean massif. The Gers department is characterized by hilly landscapes. Half of Haute-Garonne and up to 70% of Gers are covered by agricultural land. We find a mix of irrigated and non-irrigated crops; mainly sunflower, maize, wheat, barley, soybean and rapeseed.

In the study area, maize fields are sown from mid-April to early June, and harvest takes place from September to late October. On the Formosat-2 footprint, most of maize fields are irrigated during the hottest months (July and August). Non-irrigated maize fields (~20% of maize surfaces) are mainly located in the south of the Haute-Garonne (near Pyrenees) and in the north west of Gers.

3.2.3.2. Meteorological data

Meteorological data used by the model were produced by Météo-France using the mesoscale atmospheric analysis system SAFRAN (Durand et al., 1993). The SAFRAN data provide air temperature at 2m above the ground (T_a) and incoming global radiation (R_g). It is based on a combination of measurements (weather stations) and modeling. The data are available every 6h over a 8 km spatial resolution grid. The daily mean T_a and cumulated daily R_g (which are the climatic variables required to run the SAFY model) were calculated for each field over the study area, by using the values of the closest SAFRAN point. Vidal et al. (2010) performed an evaluation of SAFRAN data all over the French territory, and concluded that R_g (RMSE $\approx 40 \text{ W/m}^2$) and T_a (RMSE $\approx 0.6 \text{ }^\circ\text{C}$) are relatively accurately estimated.

3.2.3.3. Remote sensing data

The calibration of the SAFY crop model required remotely sensed estimates of GAI. Lobell et al. (2003) and Liu et al. (2010), who worked on the combination of such semi-empirical models and remote sensing data, have underlined the need for high temporal and spatial resolution satellite data to improve model predictions. However, the potential of optical remote sensing data is often limited by cloud cover and/or gaps in observation. Thus, to obtain a continuous GAI time series covering the whole vegetation cycle and the whole area, we combined data from various sensors including Formosat-2, SPOT-4, Landsat-8 and Deimos-1 satellites. The SPOT-4 images come from the SPOT4-Take5 experiment. This experiment [<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/>] was supported by the National Space Agency (CNES). It provided high spatial (10 m) and temporal (every 5 days) images, similarly to the Sentinel-2 mission. Spatial and multispectral characteristics of sensors are given in Tableau 2-2. Among all the images acquired during the seven year period on the study area, we used a total amount of 195 images (Figure 2-5). A Formosat-2 dataset from 2006 up to 2014 was used to assess the model performance at local scale. The three other sensors were combined for years 2013 and 2014 for the regional validation given their wide footprints (Figure 2-4).

Sensor	Spatial resolution	Revisit Interval	Spectral Bands	Sensor footprint	Viewing angles
Formosat-2	8 m	Daily	Blue (450-520 nm), Green (520-600 nm), Red (630-690 nm), NIR (760-900 nm)	24 x 24 km	Constant (17° or 27° according to year)
SPOT-4 <i>(Take5 SudMiPy site)</i>	20 m	5 days	Green (500-590 nm), Red (610-680 nm), NIR (780-890 nm), SWIR (1580-1750 nm)	160 x 270 km	Constant (13°)
Landsat-8	30 m	16 days	Aerosol (433-453 nm), Blue (450-515 nm), Green (525-600 nm), Red (630-680 nm), NIR (845-885 nm), SWIR-1 (1560-1660 nm), SWIR-2 (2100-2300 nm), Cirrus (1360-1390 nm)	110 x 110 km	Constant (0° at Nadir)
Deimos-1	22 m	3-4 days	Green (520-600 nm), Red (630-690 nm), NIR (770-900 nm)	160 x 160 km	Variable

Tableau 2-2: Description of sensors.

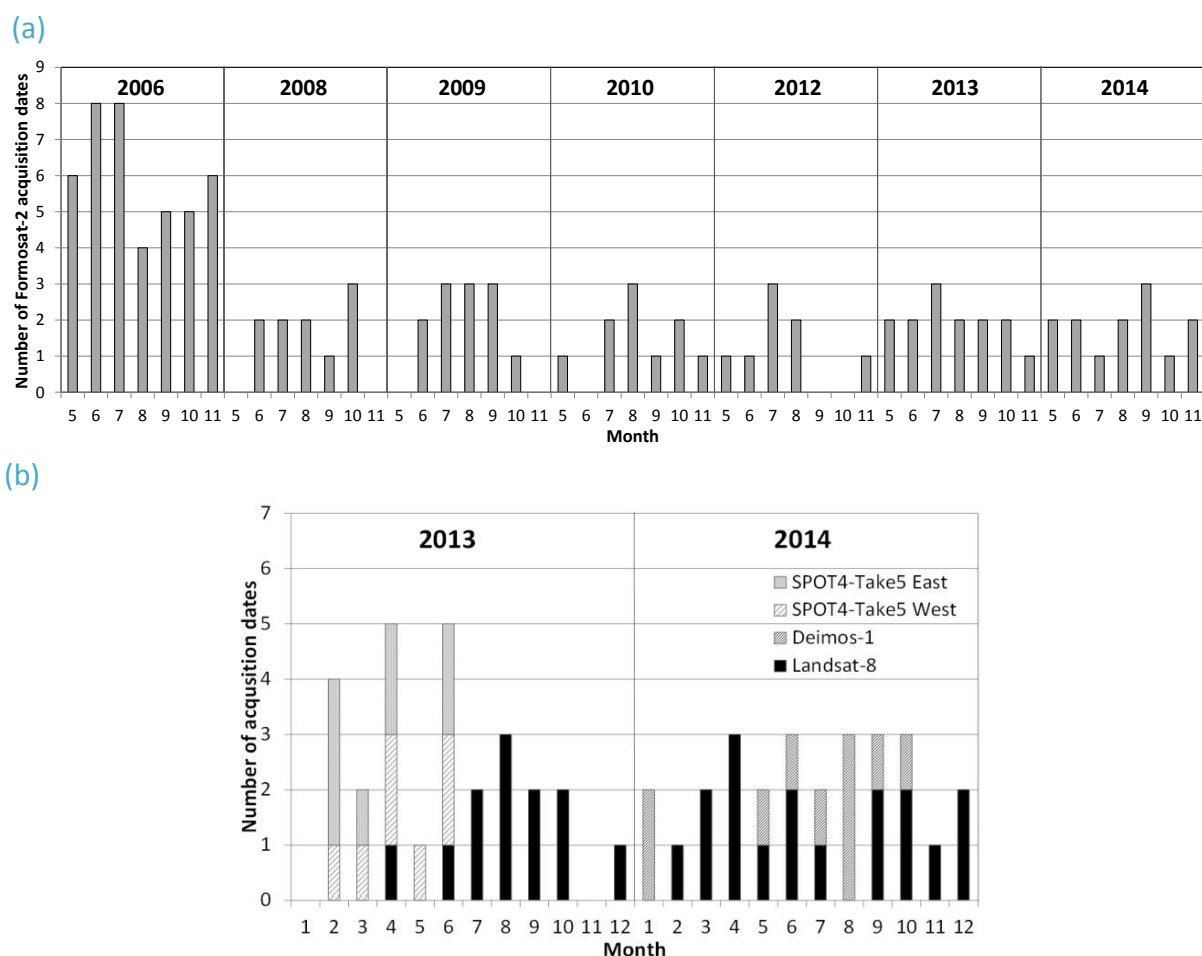


Figure 2-5: Schedule of images acquisition (a) for Formosat-2 sensor and (b) for the other sensors used for regional validation. Only Formosat-2 images acquired during maize growing period (May to November) are displayed.

• Images pre-processing

Images are first ortho-rectified and then pre-processed for geometric, radiometric and atmospheric corrections with either the KALIDEOS processing chain [<http://kalideos.cnes.fr>] or MACCS method depending on the sensor (Hagolle et al., 2008, 2015). Images are also cloud and cloud-shadow filtered (Hagolle et al., 2010). The final output product provides TOC (i.e. *top of the canopy*) surface reflectance images corrected from topographic effects (sun and shade hillsides) with associated cloud masks. The absolute location accuracy is better than 0.4 pixels (Baillarin et al., 2008).

All these processes provide essential corrections for time series studies. The quality of the correction and the weak impact of the sensor effects is illustrated in Figure 2-6 by comparing the NDVI measured at close dates (time gap ≤ 2 days) for the different sensors over various crop fields (maize, sunflower, soybean, wheat etc.) during the growing period (NDVI > 0.2). Figure 2-6 shows that close linear relationships are observed ($R = 0.97$ to 0.99 ; RRMSE = 5.2 to 7.9%) for each comparison, with higher similarities for the paired dates without time gap (*black symbols*).

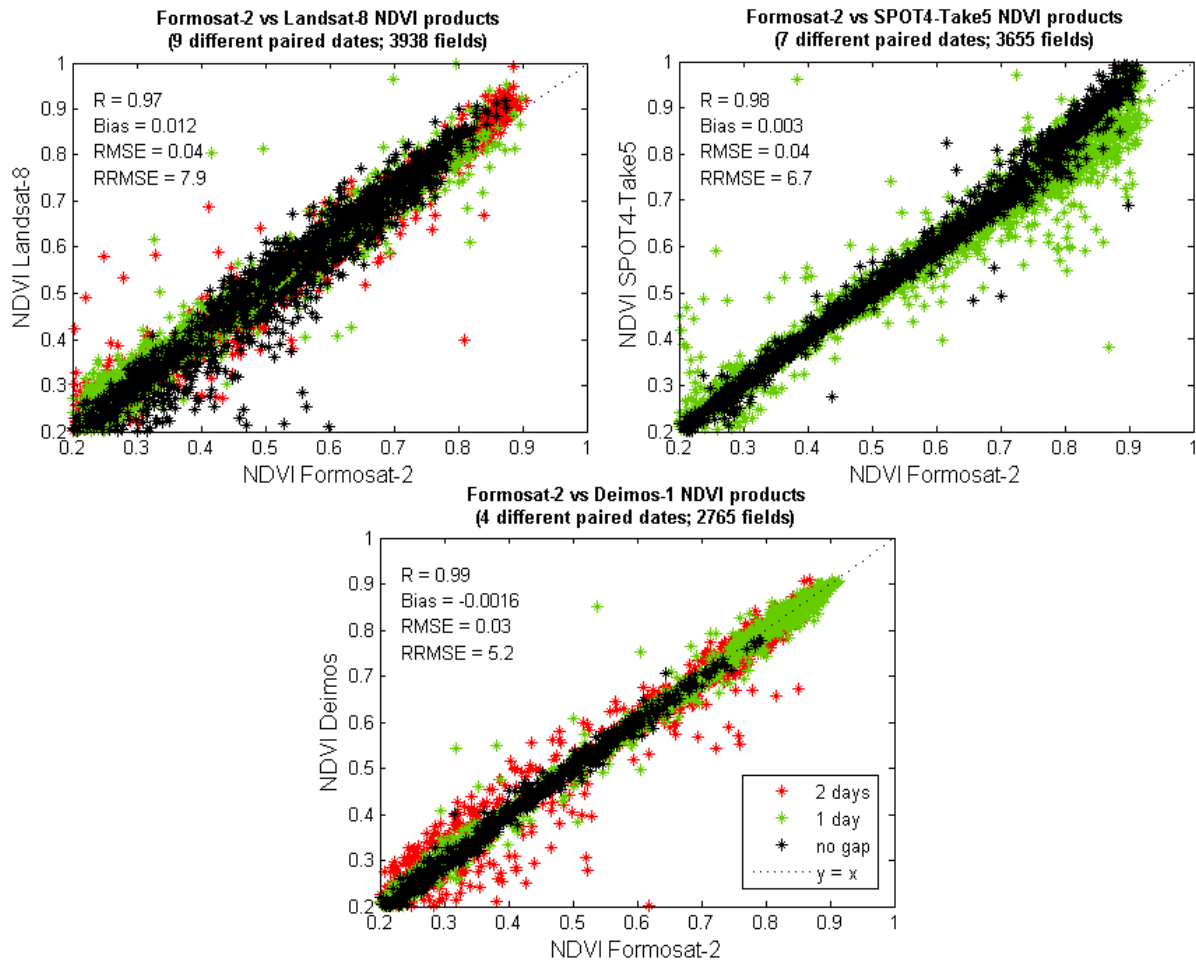


Figure 2-6: Comparison of Formosat-2 NDVI products with those obtained with three other sensors used for the regional validation (Landsat-8, SPOT-4, Deimos-1).

- *Homogenized GAI time series from multi-sensors acquisitions*

In the used crop model, the calibration is performed through the Green Area Index (GAI, Baret et al., 2010). GAI is defined as the ratio between the photosynthetically active plant area, without organ distinction, per meter square ground. The seasonal dynamics of remotely sensed GAI were estimated with the BVNet tool (Biophysical Variables Neural Network) developed by Baret et al. (2007).

BVNet enables the estimation of biophysical variables (GAI, FAPAR and FCOVER) from the inversion of the radiative transfer model PROSAIL (Baret et al., 1992) using artificial neural network. The BVNet tool uses the Green, Red and NIR spectral bands, and the SWIR band when available (see Tableau 2-2). It computes GAI taking into account for the spectral and directional characteristics (illumination and viewing angles) of the remote sensing data. This point is of major importance when combining different sensors. Here, the GAI were estimated using the Formosat-2, SPOT and Landsat-8 images and were evaluated with *in situ* GAI measurements (see 4.4.1).

3.2.3.4. GAI, biomass and yield datasets

Model evaluation was performed at two different scales: local and regional. At the local scale, we benefit from a large dataset of *in situ* aboveground biomass measurements and some yield measurements. At the regional scale (i.e. *thousands of hectares*), given that biomass estimation is seldom available, the evaluation was done on yields we retrieve from a large database provided by the French government that gives yield estimations per year and per department (i.e. *division of the territory according to administrative boundaries*).

SAFY model was run based on the GAI time series averaged over the pixels that encompassed the sampled areas (see 4.4.2. and 4.4.3. for details). The model evaluation was performed using several statistical criteria including correlation coefficient (R), bias, Root Mean Square Error (RMSE) and Relative Root Mean Square Error (RRMSE).

- ***GAI in situ measurements***

In situ GAI measurements have been obtained in 2006, 2008 and 2013 on maize fields in the south west of France. The *in situ* GAI were estimated using Digital Hemispherical Photographs (DHP) processed with the Can-Eye software [<https://www6.paca.inra.fr/can-eye>]. Can-Eye software provides GAI estimation called « effective GAI» (Demarez et al., 2008; Jonckheere et al., 2004 ; Weiss et al., 2004) that was used to evaluate the BVNet GAI estimations (for more details about protocols, see Claverie et al., 2012).

- ***Biomass measurements***

SAFY model biomass estimates were compared with *in situ* measurements. For this purpose, some intensive field campaigns had been carried out for seven years following an «elementary sampling unit » (ESU) protocol. The destructive measurements were performed within a 20m sided square area located in a homogenous zone within the field. Five 2m-transects (10-15 plants) were randomly collected within each ESU and dry weight after oven drying was measured. The ESUs' location was recorded with a GPS so they can be well located in the satellite images (for more details about protocols, see Claverie et al., 2012).

Total aboveground biomass data (leaves, stems, cobs) were collected during seven growing seasons between 2006 and 2014. Depending on the year, there may be either a single or several biomass measurements performed per plot during the growing season. A total amount of 60 biomass measurements were available.

- *Yield measurements*

Local scale

Part of yield estimations used to evaluate the SAFY model was performed manually over 11 ESU on irrigated maize fields during the 2013 and 2014 growing seasons. The fieldwork took place between October 2 and October 25 in order to be close to the harvest date.

After the measurement of the final biomass, the grains are separated from the cobs and placed in an oven for 48h. Final yield measurement of the ESU corresponds to the mean dry weight of the 5 transects. Yields were also measured over six fields using yield monitors in 2009 and 2010 and given by farmers [<http://www.agri-intranet.com/>].

Regional scale

The Annual Agreste Agricultural Statistics are collected by the regional institutes of the Ministry of Agriculture, Food and Forestry [www.agreste.agriculture.gouv.fr]. Data by crop type and department are available each year for all the French territory. Maize plots were identified by means of the French cartographic field pattern registry (RPG for « *Registre Parcellaire Graphique* »). The RPG is a detailed land use database describing the cultivated fields (shape, limits, location, crop species, etc.). The Agency for Services and Payment (ASP) is in charge of its distribution every year under the framework of the Common Agricultural Policy (CAP).

Between 2007 and 2009, this database provided information on the presence of irrigation on the field. We thus took advantage of this information, assuming that the maize plots of 2013 and 2014 that had already been irrigated during these three previous years are very likely to be irrigated again. The same assumption was made for non-irrigated maize fields. SAFY model was run over the 5874 selected fields and a mean yield value was calculated for each department, allowing the comparison with Agreste Statistics.

3.3. Results and discussion

3.3.1. Validation of effective GAI retrieved from BVNet tool

The comparison between DHP and BVNet effective GAI estimations (Figure 2-7) reveals a good correlation ($R = 0.92$) and an $RRMSE = 23\%$; comparable to those found in the literature (Bsaibes et al., 2009 ; Duan et al., 2014 ; Liu et al., 2012 ; Berjón et al., 2013).

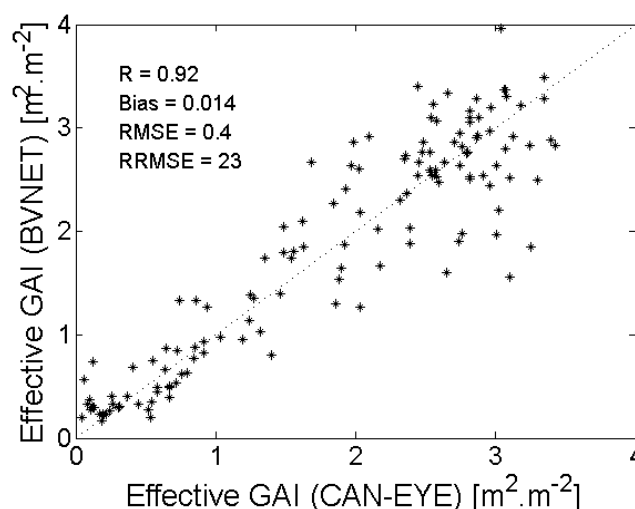


Figure 2-7: Validation of effective GAI from BVNet tool (Formosat-2, SPOT and Landsat-8 images) using effective GAI estimated from Digital Hemispherical Photographies (DHP) for Maize crop.

3.3.2. Model performances at local scale

3.3.2.1. Contribution of the new model version

The SAFY simulated biomass values were compared to 60 destructive dry aboveground biomass measurements performed over 25 ESU during different growth stages. The results show that the SAFY model, calibrated using remotely sensed GAI, is able to reproduce accurately the *in situ* biomass throughout the whole vegetative period ($R = 0.98$; $RRMSE = 16\%$) (Figure 2-8 b).

We also ran the model in its original version (i.e. *version with a constant value of SLA and ELUE parameters*). Results show an underestimation of the maximum biomass (Figure 2-8 a). We note that the new model formulation induces a reduction of the mean bias (-1.2 t.ha^{-1} to -0.8 t.ha^{-1}), allowing us to conclude that it improves biomass estimates. An increase of ELUE provides better estimates of maximum biomass. Meanwhile, a higher value of SLA at the beginning of the growth period provides good estimates of biomass a few days after the plant emergence (Figure 2-8 b).

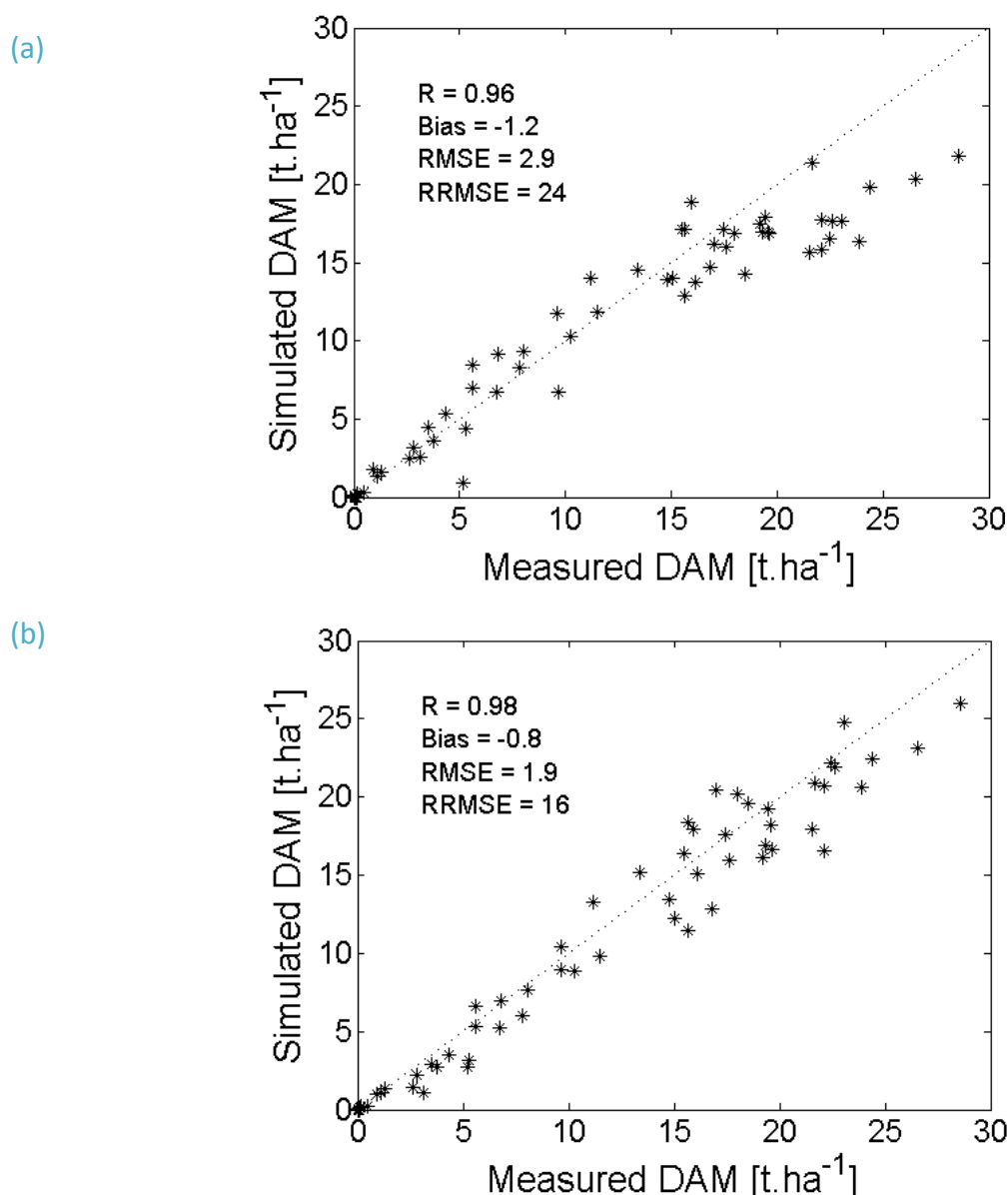


Figure 2-8: Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with (a) the original version of SAFY model and (b) the new model version.

3.3.2.2. Relevance of the double logistic function

Determining correctly the emergence date is crucial for the biomass and yield estimations. To assess the relevance of the new methodology, we evaluated the biomass estimates obtained using the double logistic function (see Figure 2-2), and those obtained without using it, such as in Claverie et al. (2012). The double logistic function is used to constrain the initial D_0 and S_{TT} values used in the SAFY model. In Claverie et al. (2012), the delimitation of growing period was done on remote sensing GAI time series that were not interpolated. The algorithm identified first the maximum of GAI and then seeks backward and forward to determine the starting and ending of the period (i.e. *L1* and *L4* points). Thus, when remote sensing data were missing, the *L1* dates were determined at best with strong uncertainties or, in worst cases could not be determined at all.

Figure 2-9 shows the biomass estimates obtained with the two methods when there is a lack of remote sensing data at the time of emergence, between the end of April and late June. Among the 25 ESU available for validation, only 10 were exploitable when using the manual filter, instead of all with the double logistic method. Results shows that the logistic function leads to more accurate biomass estimates ($R = 0.97$; $RRMSE = 18\%$) than the manual filter ($R = 0.96$; $RRMSE = 46\%$), which means that the interpolation remains very effective in the case of lack of data.

Finally, as the manual filter method is not automatic (i.e. *based on a window determined by the user*), it also needs to be adapted manually for each studied crop. With the double logistic method, the process is straightforward.

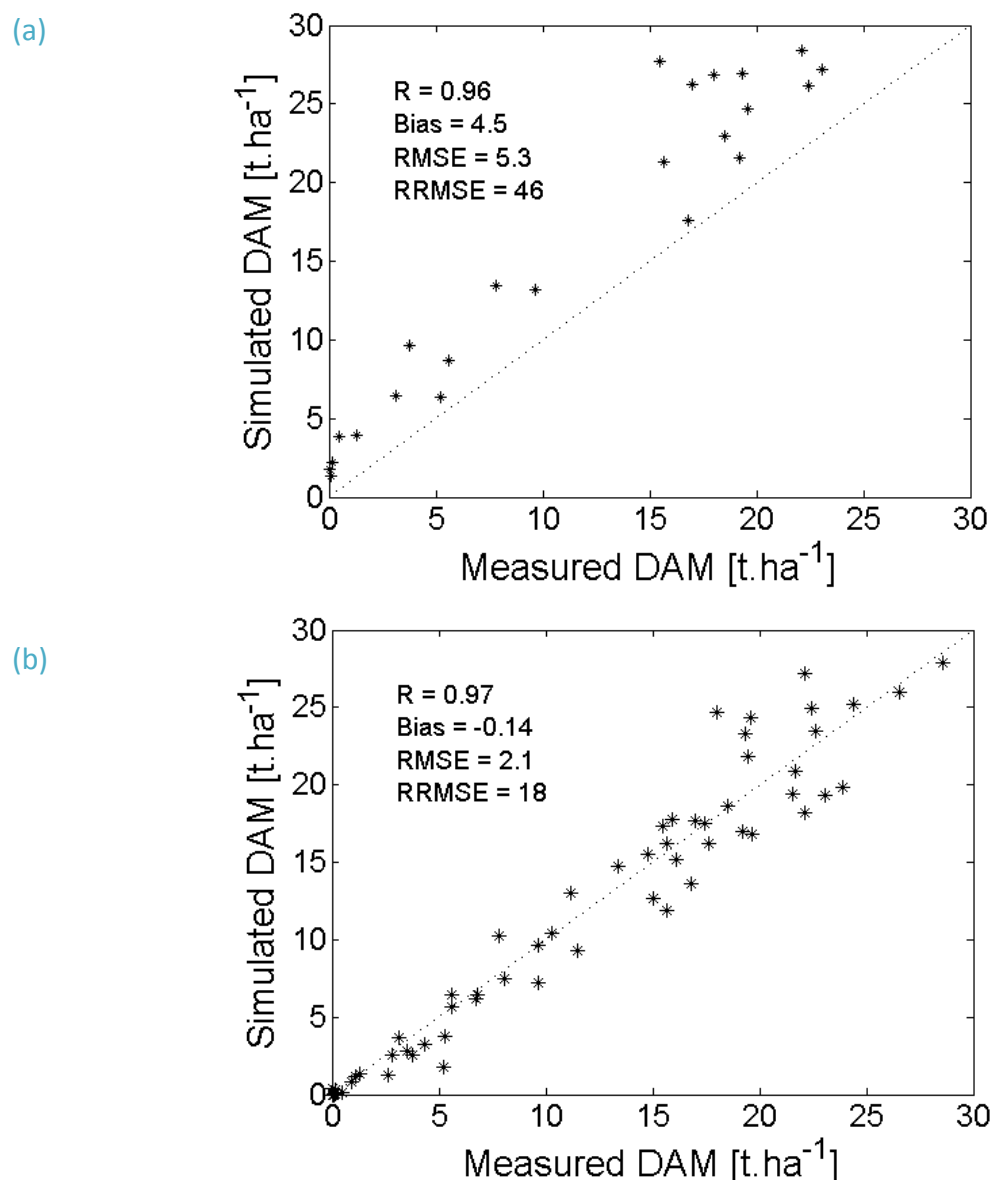


Figure 2-9: Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with a) manual filter vs b) double logistic function in case of lack of data at the time of emergence (May-June).¹²

¹² Les profils de GAI et de biomasse (DAM) exploitables avec les deux méthodes sont présentés en [Annexe 6](#).

3.3.2.3. Impact of multi-sensors approach on biomass estimates

We performed a comparison of DAM estimates using the different sensors. Only the 11 ESU of 2013 and 2014 field campaigns have been used since this is the only dataset for which all sensors were available. First, SAFY model was run using Formosat-2 time series. Second, the model was run using the same combination of sensors as the one used for the regional validation. In year 2013, Landsat-8 was thus combined with SPOT4-Take5 and in year 2014, Landsat -8 was combined with Deimos-1.

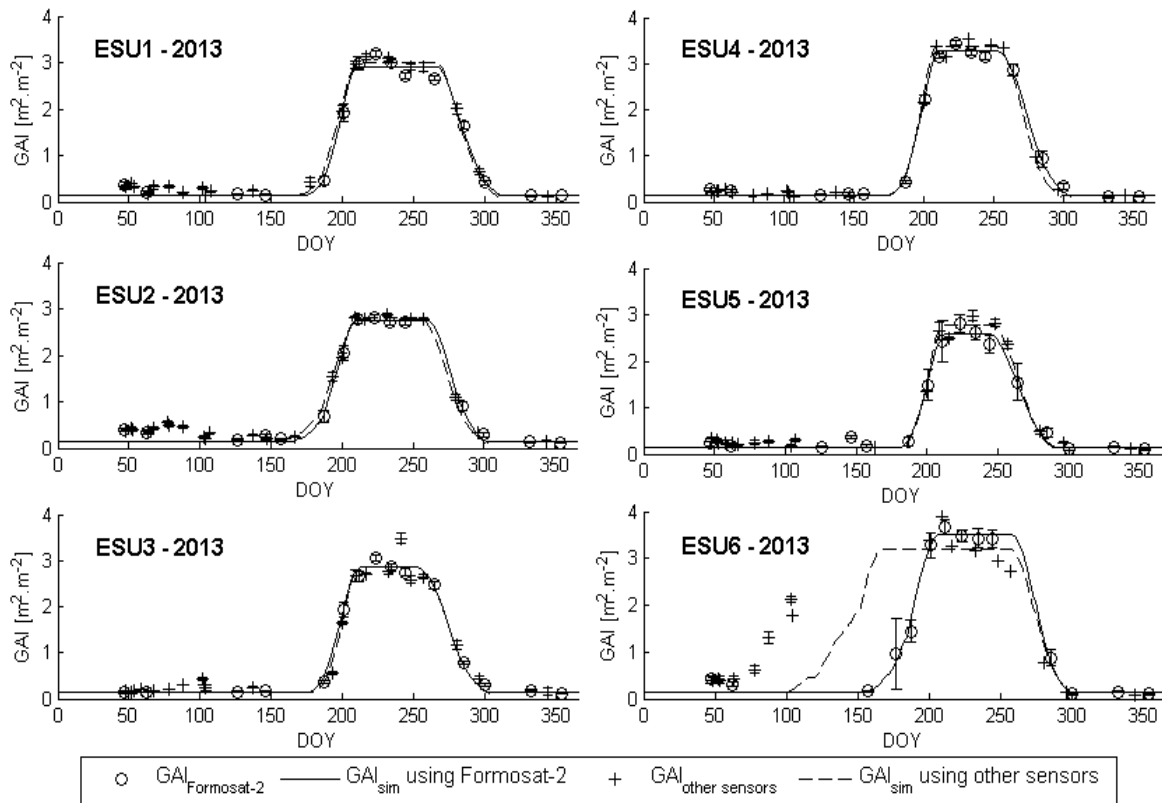


Figure 2-10: GAI simulated by SAFY model (GAI_{sim}) while using different remotely-sensed GAI time series over the 2013 ESU dataset. Comparison of GAI from Formosat-2 and GAI from other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in year 2013). GAI time series are not shown for year 2014 given that results are similar to year 2013.

Only the ESU number 6 in year 2013 shows a greater discrepancy, due to the small samples of remote sensing data because of cloud cover (Figure 2-10). Apart from this particular case, results highlight that final DAM is weakly impacted by the choice of remotely-sensed GAI time series used ($R = 0.64$; $RRMSE = 9.5\%$) (Figure 2-11). Moreover, we can see that GAI time series are relatively smooth even if we combined sensors. It also highlights that the standard deviation of GAI is weakly affected by the type of sensor. This confirms the performance of the whole processing chain, including several images corrections (geometric, atmospheric) and the application of BVNet tool to extract GAI. The current results show that the time sampling (frequency of revisit) is of more importance than the choice of sensors. In this study we used Sentinel-2 like SPOT4-Take5 images. These images have the same time revisit as Sentinel-2 but conserve the same spectral sampling as

SPOT-4. So the impact of spectral sampling may be different with the use of actual Sentinel-2 images as this mission has 13 spectral bands with an optimized sampling for the vegetation red edge.

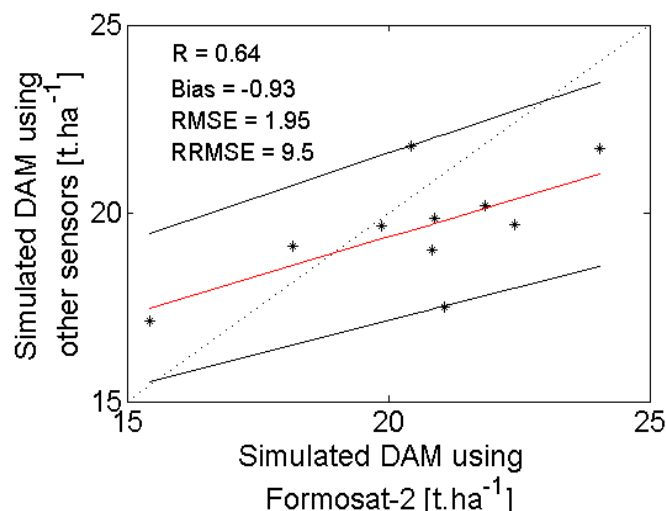


Figure 2-11: Comparison of simulated maximum DAM using Formosat-2 remotely-sensed GAI time series or using the other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in 2013 and Landsat-8 and Deimos-1 in 2014). ESU number 6 of year 2013 is not plotted. The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.

3.3.2.4. Yield estimates at local scale

Manual (ESU) yields and yield monitor measurements were compared to simulated ones (Figure 2-12). Results reveal a global underestimation of the model essentially due to an underestimation of the ESU yields. This is because the yield values estimated manually over small areas generally overestimate the actual value of the whole field because they do not take into account the loss due to the tractor's wheels during the harvest.¹³

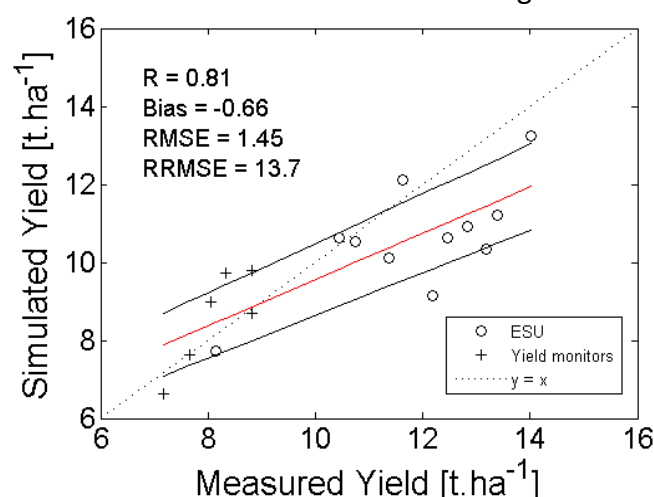


Figure 2-12: Comparison of measured and simulated yield for the ESU (2013 and 2014 datasets) and yield monitors (2009 and 2010 datasets). The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.

¹³ Autre hypothèse : possible biais dans l'échantillonnage si les expérimentateurs sélectionnent inconsciemment des zones où le maïs est mieux développé.

A regression was performed between the maximum DAM and yield measurements for the 11 ESU dataset, leading to an harvest index (*HI*) value equals to 0.54. This value is higher than those usually found in the literature (Katerji et al., 2013 ; Paredes et al., 2014b ; Tollenaar and Lee, 2002). Thus as manual field measurements seem not to be representative of the whole field, we decided to use an *HI* given by FAO equal at 0.5 for the regional validation. This value seems more suitable for the model application over large areas.

3.3.3. Model performances at regional scale

We applied SAFY model over 5874 fields extracted from the RPG database. Results are sorted following two criterions. Fields showing a RMSE value (between simulated GAI and satellite-derived GAI) above 0.4 and less than three satellite acquisitions are removed. After this filtering, 2584 fields are kept for validation for 2013 and 1981 for 2014¹⁴. This represents about 85% and 70% of the original fields number and around 8600 hectares.

The comparison between SAFY model outputs and Agreste Annual Yield Statistics shows a very good adequacy ($R = 0.96$; $RRMSE = 7.9\%$; Figure 2-13 and Figure 2-14). The maps presented in Figure 2-15 show the simulated yield values of maize fields and their location. It highlights the correlation between maize type (rainfed or irrigated) and simulated yield, with a lower value for rainfed fields. As presented in Figure 2-14, comparison between the two maps reveals that the yield is generally higher in year 2014 than in year 2013, due to weather conditions that are more appropriate for maize growth.

The largest difference between simulated and Agreste value was observed for the rainfed fields of the Gers department in 2013 (+ 1.4 t.ha⁻¹). The year 2013 was not typical as rainy and cold spring led to a shift of about one month in the sowing dates. After an early summer with favorable weather conditions (i.e. *high temperatures and reduced rainfall*) allowing good leaf production (equivalent for irrigated and rainfed fields), an important drought phase occurred in August. This led to a particularly low production for this year comparing to the production of 2014 which was a good year in terms of yield for maize crop. Looking at Agreste statistics, the Gers department seems more affected than the Haute-Garonne department, which has a milder climate. Considering the important amount of water stress in Gers departement during 2013, the chosen harvest index ($HI=0.5$) may explain some part of the error found for rainfed fields. In addition to the use of the same *HI* for all fields, the chosen value might be more suitable for non-stressed maize. The water stress can either enhance or reduce *HI* value depending on stress timing and severity (Hsiao et al., 2009). Some models that consider optimal *HI* also applied a stress factor for the yield calculation (e.g. AqYield (Constantin et al., 2015)). Some other models directly take into account the impact of water stress for the calculation of biomass and they require the soil water content (e.g. AquaCrop (Steduto et al., 2009), WOFOST (Supit et al., 1994), CERES-

¹⁴ L'Annexe 7 présente un tableau avec le nombre de parcelles utilisées pour chaque année/département.

Maize (Dyke et al., 1986)). In the SAFY model, we consider that water stress impact is taken into account in the GAI and *ELUE* dynamics. However, the results suggest that this may not be enough in cases of high water scarcity. The use of SAFY-WB model (Duchemin et al., 2015) - a coupling of SAFY with a water balance model adapted from the FAO-56 method (Allen et al., 1998 ; Allen, 2000) - may be needed.

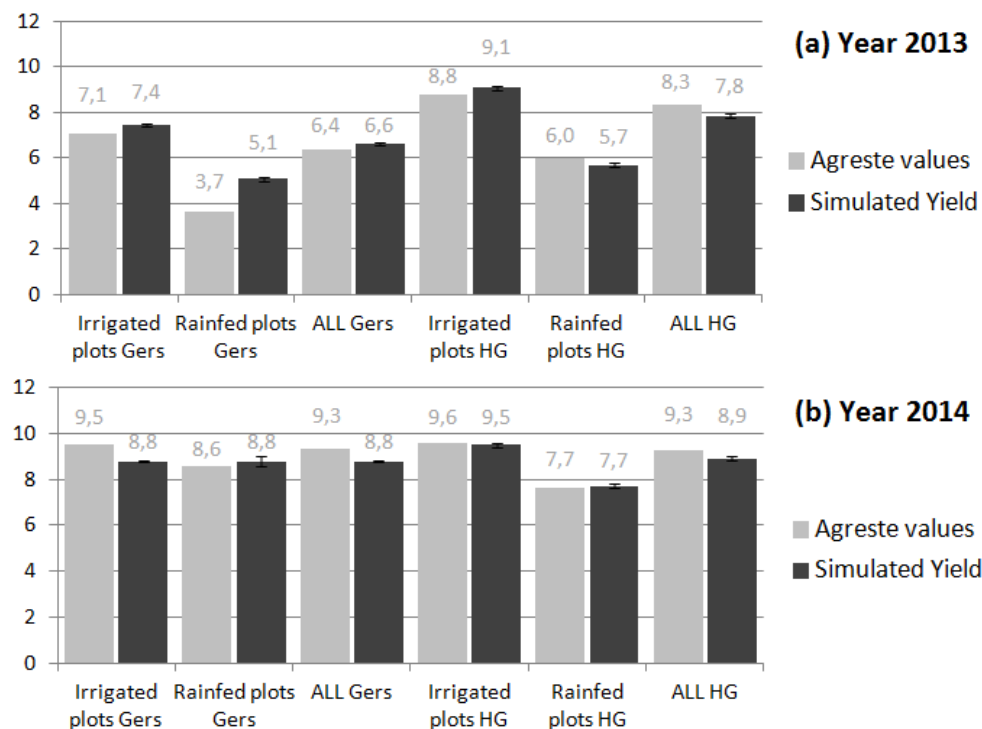


Figure 2-13: Comparison of Simulated yield and Agreste values [t.ha⁻¹] for the Gers and Haute-Garonne departments with the distinction of irrigated and rainfed plots in (a) 2013 and (b) 2014. Standard errors¹⁵ associated to simulated values are reported.

Other factors that influence the biomass production such as diseases or nitrogen deficit could also explain the reduction of the production, whereas the leaves growth have not been impacted. In this kind of situations, the satellite-derived GAI time series might be insufficient to detect a problem of biomass production. All these factors may explain part of the error found for the rainfed fields in Gers in 2013. Overall, we can conclude that proposed approach leads to very good results for these two contrasted years (*year 2013*: $R = 0.95$; $RRMSE = 11.8\%$ and *year 2014* $R = 0.89$; $RRMSE = 4.4\%$), with a good retrieval of the inter-annual and intra-annual variability.

Results showed that the use of a single HI equal to 0.5 for all maize fields leads to satisfactory yield estimates over large areas. This approach may be less suitable for an application at a local scale given that the HI varies with variety, water stress, nitrogen deficit or diseases. At local scale, process-based models such as CERES-Maize (Dyke et al., 1986) or STICS (Brisson et al., 2003) may be more adapted. However, the good results obtained on

¹⁵ Ne pas confondre la « standard error » (SE = erreur-type ; mesure d'un intervalle de confiance) avec la « standard deviation » (SD = écart-type ; mesure de la variabilité). $SE = SD / \sqrt{n}$ (taille de l'échantillon).

yield estimations at regional scale ($R = 0.96$; $RRMSE = 7.9\%$) reveal that the use of remotely sensed GAI combined with the SAFY model is well designed for spatialization purposes.

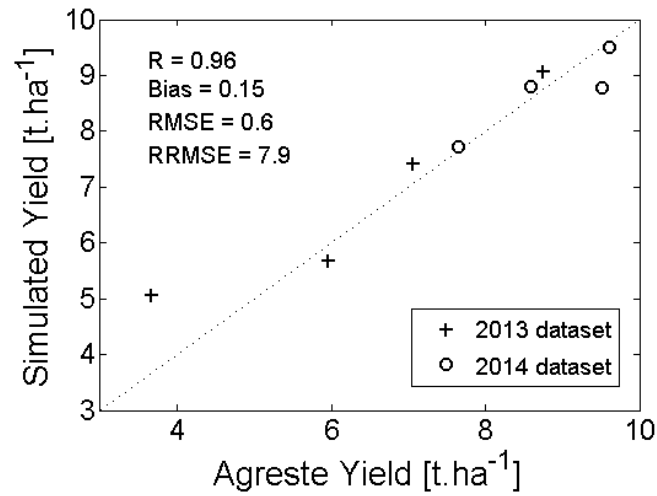


Figure 2-14: Comparison of Simulated yield and Agreste values [$t \cdot ha^{-1}$] for the irrigated and rainfed plots for the two departments in 2013 and 2014.

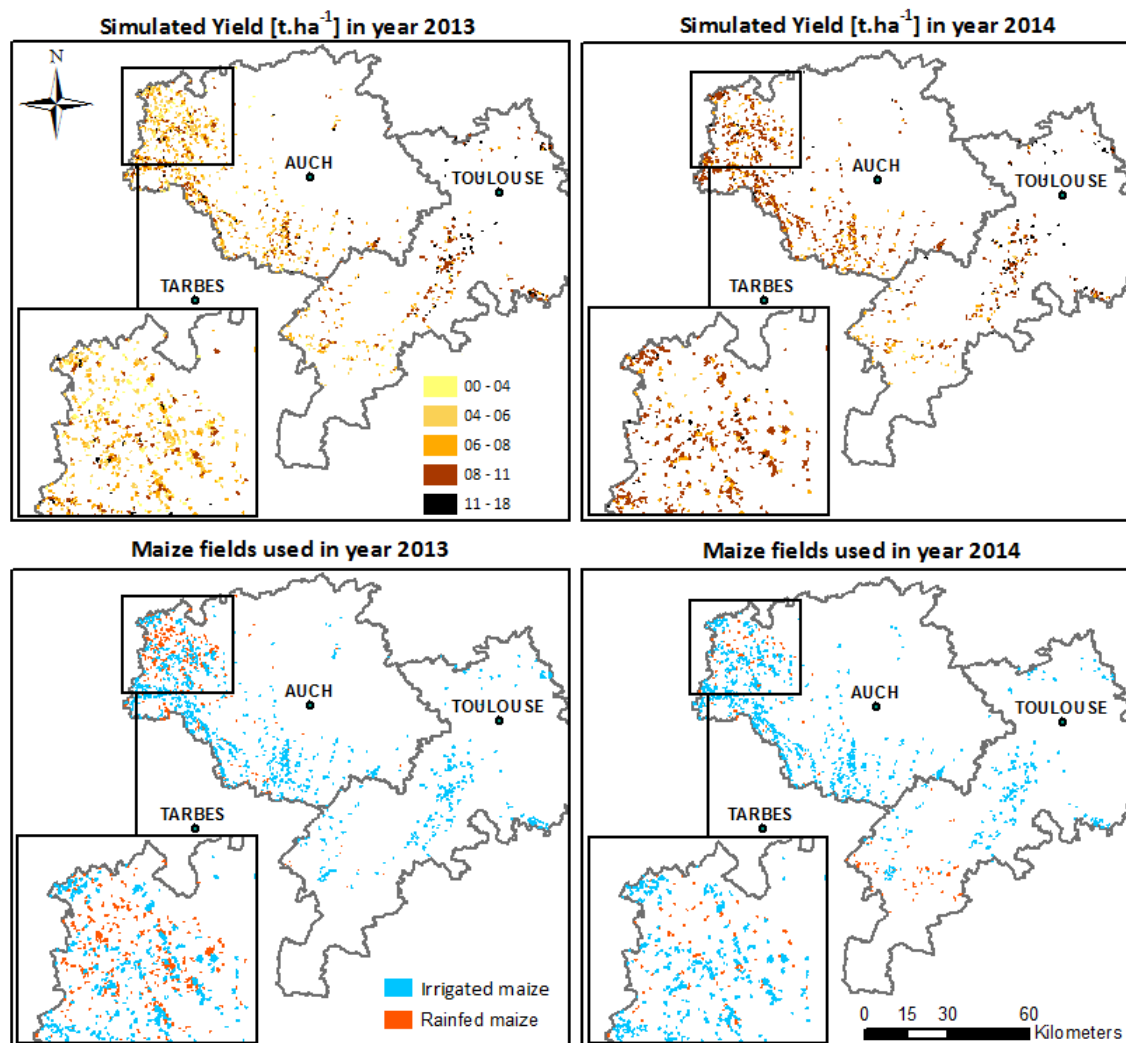


Figure 2-15: Spatial map of maize yield obtained with the SAFY model in 2013 and 2014 and location of rainfed and irrigated fields over the study area.

3.4. Conclusion

One main objective in this study was to provide reliable estimations of biomass and yield of maize crop over large areas. For that we used a simple agro-meteorological model (SAFY) combined with high spatial and temporal remote sensing data. Our objective was to develop a generic method for model calibration that took advantage of high spatial and temporal remote sensing data without the need of *in situ* GAI, biomass or yield measurements.

The model was evaluated with biomass at local scale and yield estimates at both local and regional scales. The model was improved by introducing two new equations allowing seasonal variation of the SLA and the ELUE parameters. The new version allowed to better simulate the biomass ($R = 0.98$; $RRMSE = 14\%$) during the whole plant cycle compared to the previous version (Claverie et al., 2012). However, such results should be confirmed with other years and under various crop practices.

At the regional scale, an overall very good agreement between model and yield statistics was found. Despite a slight overestimation for rainfed maize of Gers department in 2013, results were quite good for both irrigated ($R = 0.92$; $RRMSE = 5\%$) and rainfed fields ($R = 0.95$; $RRMSE = 11\%$). Such results revealed that the GAI appears to be a good indicator for estimating valuable yield for irrigated maize over large areas. It is especially interesting as GAI could be estimated directly from remote sensing data over large areas without requiring information of soil water content. The SAFY model, which does not simulate soil water content, shows very satisfactory results while remaining relatively simple to use for spatialization. For rainfed fields that could be impacted by high level of water stress, the use of a soil component that takes into account soil water availability could be needed. This will be investigated in future works. Finally, the use of a double logistic function to interpolate GAI time series improves the robustness of the biomass and yield estimates when the time sampling of remote sensing data is decreased.

This study demonstrates the great potential of high spatial and temporal resolution remote sensing data. SPOT4-Take5 data using the same temporal sampling as Sentinel-2 mission were used. The study highlights the importance of temporal sampling using multi-sensor data. Nevertheless, the impact of the spectral sampling of Sentinel-2 was not possible in this study and remains to be investigated. The methodology developed here can be considered as generic enough to be applied to Sentinel-2 images and to other crops over large areas.

4. Résultats et analyses complémentaires

Cette partie présente un ensemble d'analyses et de résultats qui ne sont pas présentés dans la publication.

- L'apport de la double logistique pour délimiter le cycle cultural et interpoler les profils de NDVI (ou GAI) a été démontré dans le papier via son impact sur les estimations de biomasse. Ces résultats seront complétés par une analyse des dates de levée estimées par le modèle en utilisant cette méthode, en comparaison avec méthode dite du « filtre manuel ».
- Les résultats d'estimation de la biomasse et du rendement obtenus sur toutes les parcelles depuis 2006 jusqu'en 2015 seront exposés, en complément de l'article publié qui ne comportait qu'une partie du jeu de données.
- L'apport de la nouvelle version du modèle permettant de simuler l'évolution saisonnière des paramètres SLA et ELUE est évalué en comparant les rendements simulés par les deux versions de SAFY (sans et avec la dynamique saisonnière de SLA et ELUE) sur deux départements. Des détails sur l'initialisation des paramètres SLA et ELUE dans la version d'origine du modèle SAFY seront présentés.
- Nous avons également testé l'apport d'un facteur de correction permettant de corriger la sous-estimation observée sur le GAI effectif comparativement au GAI destructif mesuré sur le terrain.

4.1. Comparaison des méthodes: double logistique vs filtre manuel

Nous avons comparé l'utilisation de la double logistique à la méthode utilisée dans les précédents travaux (Claverie et al., 2012 ; Veloso, 2014). Pour cela, nous avons comparé les dates de levée obtenues avec ces deux approches sur 113 parcelles de maïs pour lesquelles nous connaissions la date de levée agronomique. Parmi ces parcelles, certaines sont fournies par les agriculteurs (ITK), par la chambre d'agriculture des Hautes-Pyrénées et par les partenaires du projet MAISEO (CACG, Vivadour). D'autres proviennent des tournées terrain d'occupation du sol durant lesquelles nous notions les stades culturaux (voir Section 6.2 du Chapitre 1).

La méthode du filtre « manuel » est détaillée dans Claverie et al. (2012) (Figure 2-16). La délimitation du cycle cultural est effectuée grâce à un algorithme identifiant le maximum de NDVI (ou de GAI) à l'intérieur d'une fenêtre temporelle déterminée par l'utilisateur. Une fois le maximum de NDVI identifié, l'algorithme cherche en amont et en aval de cette valeur les dates de début et de fin de la période culturale.

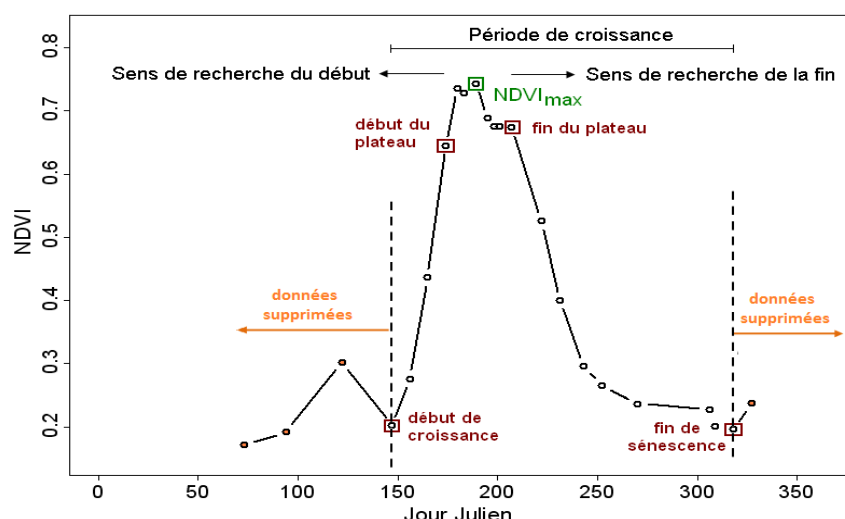


Figure 2-16: Schéma représentant le fonctionnement du filtre manuel.

L'algorithme s'arrête lorsqu'il trouve la valeur minimale de NDVI parmi les données satellitaires. Toutes les données n'appartenant pas à la période culturale sont ensuite éliminées. Les données n'étant pas interpolées, les dates clés (L1, L2, L3, L4) correspondent à des dates d'acquisition d'images. Ainsi, il arrive fréquemment que la date L1 soit la même pour plusieurs parcelles ayant les mêmes dates d'acquisition. De plus, la détection des dates clés est très dépendante des fenêtres choisies. En effet, on voit sur la Figure 2-16 que le début de croissance pourrait correspondre au premier point du profil (Jour Julien n°73) si la fenêtre de recherche avait été élargie. Cette méthode peut donc générer de fortes incertitudes sur les dates de levées.

Les deux méthodes ont été appliquées sur les 113 parcelles et ont permis d'initialiser le modèle SAFY via les dates clés. Le modèle interpole ensuite les profils de GAI et simule la date de levée (correspondant à $L1 \pm 20$ jours). Les parcelles conservées pour l'analyse devaient répondre aux critères suivants :

- présenter un nombre suffisant d'acquisitions satellite durant la période de croissance
- avoir un $RMSE_{GAI}$ inférieur à 0,4 (*traduisant une interpolation correcte du profil de GAI*)

La Figure 2-17 montre la comparaison des dates de levée agronomiques à celles estimées par SAFY via le satellite en utilisant les deux méthodes de filtrage. Les points en rouge correspondent aux parcelles ayant une valeur de $RMSE_{GAI}$ supérieure à 0.4 alors que les points en bleu sont celles qui ont une valeur inférieure à 0.4, et qui ont donc été conservées.

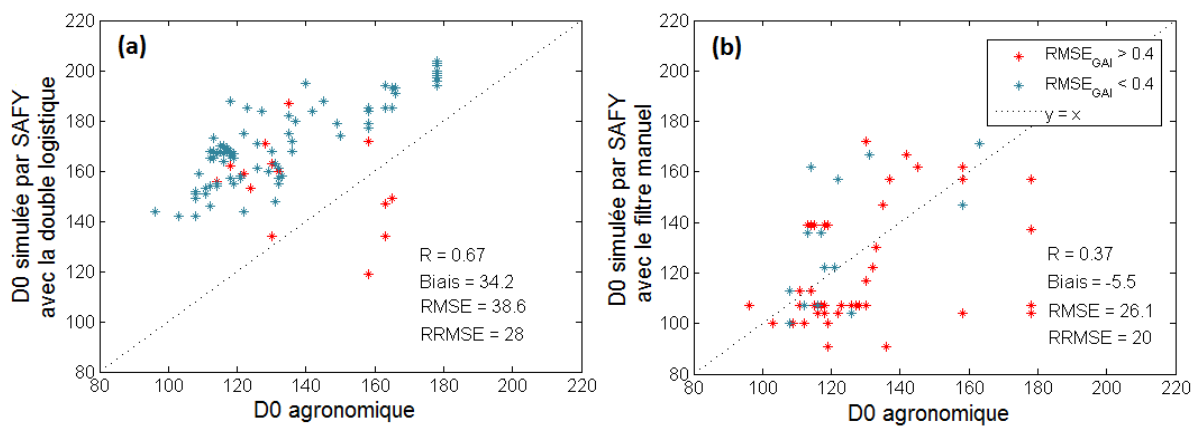


Figure 2-17: Comparaison des dates de levée (D_0) agronomiques et simulées avec les deux méthodes (double logistique et filtre manuel) sur 113 parcelles de maïs. Les points en bleu correspondent aux parcelles ayant un $RMSE_{GAI}$ inférieur à 0,4 alors que les points en rouge sont celles ayant un $RMSE_{GAI}$ supérieur à 0,4 (*profils mal interpolés donc inutilisables*).

Les résultats montrent que la double logistique conduit à des estimations des dates de levée mieux corrélées avec la levée agronomique ($R = 0.67$) que celles obtenues avec le filtre manuel ($R = 0.37$) mais avec un biais moyen d'environ 30 jours. En effet, la date de levée estimée à partir du satellite ne permet pas de détecter les premiers stades de la culture. Le délai observé correspond au temps nécessaire pour que le satellite détecte la présence de la culture. Sur la parcelle de Lamothe, on constate que la date de levée simulée correspond à un LAI destructif relativement faible, inférieur à $0.5 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ (voir Annexe 8).

Nous pouvons également noter que parmi les 113 parcelles, 17 sont conservées (points bleus) et utilisables pour SAFY en utilisant le filtre manuel contre 75 en utilisant la double logistique (points bleus). La Figure 2-18 montre la distribution des $RMSE_{GAI}$ avec les deux méthodes et met en évidence la plus forte dispersion des dates de levée avec la méthode du filtre manuel conduisant à l'élimination d'un grand nombre de parcelles.

La Figure 2-19 montre les dates clés (traits verticaux bleus) obtenues avec les deux méthodes sur six profils de NDVI, en prenant en compte toutes les images acquises durant l'année. Dans un second temps, nous avons délibérément supprimé des acquisitions au moment de la levée afin d'étudier l'impact sur la détection des dates clés et sur l'interpolation. Les points rouges représentent les images supprimées et les traits verticaux rouges les dates clés obtenues après la suppression de ces images. Les traits rouges ne sont pas visibles lorsque la date n'est pas affectée par la suppression des images : le trait est alors masqué par le trait bleu correspondant. Dans le cas du filtre manuel, les traits rouges visibles sur la figure correspondent toujours à la date clé L1 (parcelles n°1 à n°4). Seules les parcelles n°5 et n°6 ne présentent aucun trait rouge car le filtre manuel n'a pas fonctionné et il n'a pas pu déterminer les dates.

On constate qu'hormis pour la parcelle n°6, la double logistique s'avère particulièrement robuste ; c'est-à-dire que les dates clés sont peu impactées par la suppression des acquisitions au moment de la levée. Inversement, cet exercice révèle la difficulté qu'a le filtre manuel à identifier correctement la date L1 après la suppression des acquisitions. S'il y parvient de façon assez satisfaisante avec les profils complets (1^{er} trait bleu), la suppression d'images conduit à des modifications importantes de la première date L1 (trait rouge). De plus, comme expliqué précédemment, le filtre manuel ne fonctionne pas pour les parcelles n°5 et n°6, rendant les profils inexploitable.

La méthode basée sur la double logistique est donc plus robuste que le filtre manuel utilisé dans Claverie et al. (2012) et elle est d'autant plus utile lorsque nous avons un manque d'images satellitaires durant la période de la levée, ce qui arrive fréquemment notamment à cause de la présence de nuages durant ces périodes souvent pluvieuses dans notre région.

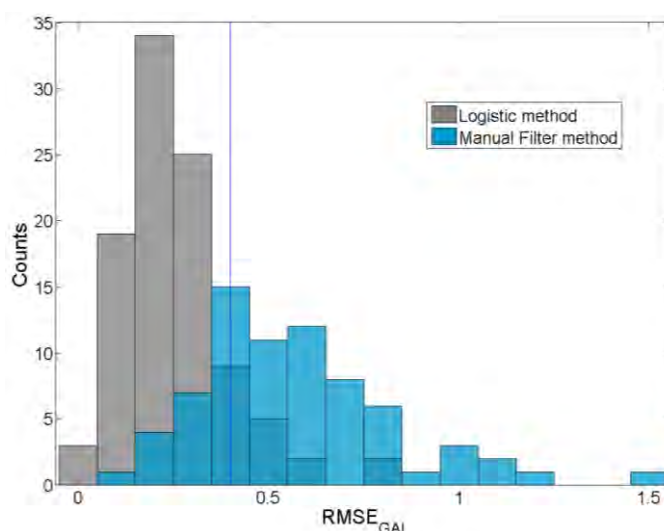


Figure 2-18: Distribution du $RMSE_{GAI}$ avec les deux méthodes. La ligne en bleu marque la limite fixée à 0,4 utilisée pour sélectionner les parcelles.

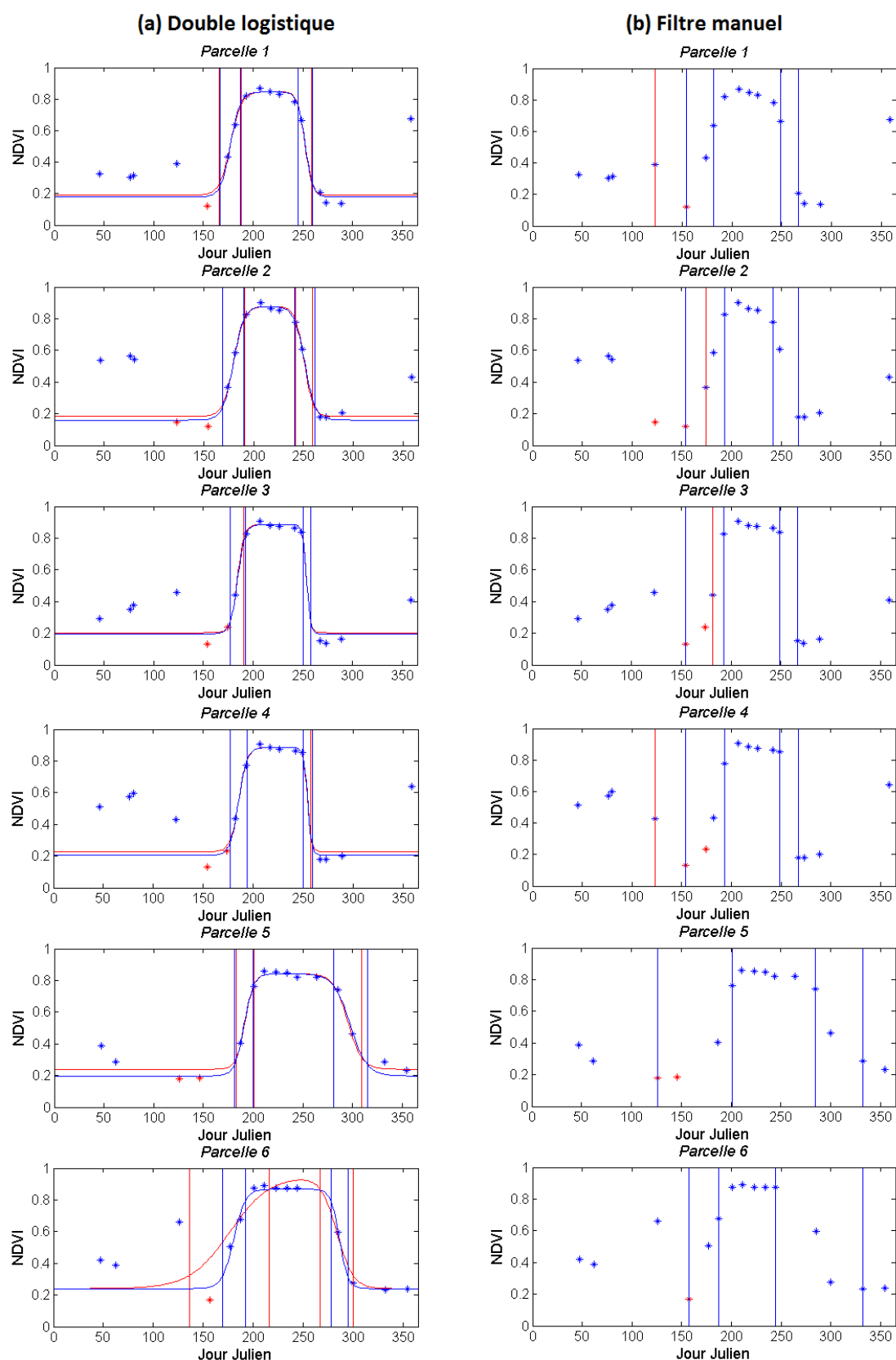


Figure 2-19: Dates clés déterminées pour six parcelles avec (a) la double logistique et (b) le filtre manuel. Les traits verticaux bleus correspondent aux 4 dates (L1 à L4) obtenues avec le profil NDVI complet. Les traits rouges sont ceux obtenus avec les profils amputés des points rouges.

4.2. Biomasse et rendement à l'échelle locale

Cette partie reprend les résultats des biomasses et rendements simulés sur toutes les parcelles de 2006 à 2014, auxquels j'ai rajouté les résultats de simulations obtenus avec le jeu de données de 2015 (Figure 2-20 et Figure 2-21). Les valeurs de biomasse mesurées atteignent un maximum de 32.6 t.ha^{-1} . La gamme des rendements mesurés s'étend de 1,4 à $15,8 \text{ t.ha}^{-1}$. Les résultats montrent une très bonne corrélation pour la biomasse ($R = 0.96$; $\text{RRMSE} = 20\%$) et une corrélation satisfaisante pour les rendements ($R = 0.72$; $\text{RRMSE} = 16.2\%$). Le modèle est capable de bien reproduire la variabilité observée entre les parcelles et les années.

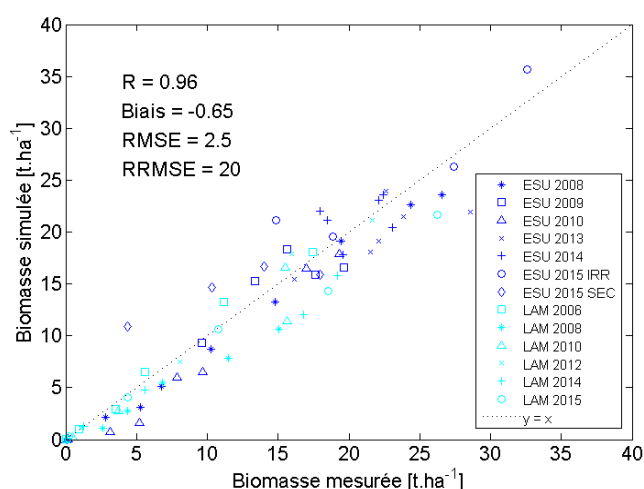


Figure 2-20: Comparaison de la biomasse mesurée et simulée sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. On distingue les données de la parcelle flux (LAM) en turquoise et celles des ESU en bleu foncé.

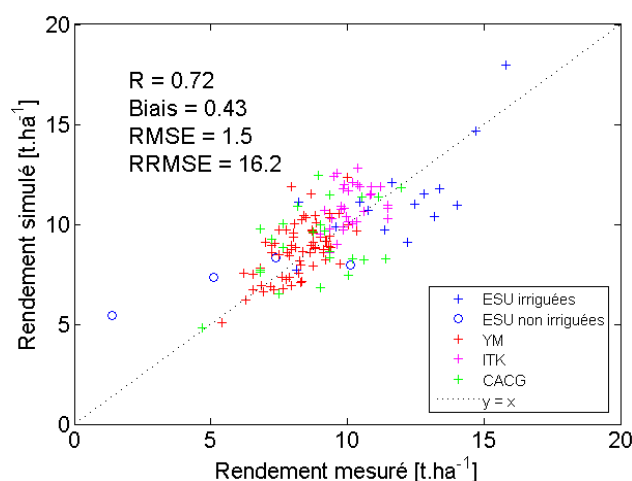


Figure 2-21: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. On distingue les données des ESU, des cartes de rendement segmentées (YM), des enquêtes agriculteurs (ITK) et des parcelles de la CACG.

Les valeurs de rendements des parcelles CACG et ITK sont les moins bien reproduites (Figure 2-22). Les estimations de rendement de ces parcelles sont à considérer avec

prudence car les valeurs fournies par les agriculteurs sont approximatives et correspondent à un ajustement « à vu de nez » d'une valeur de rendement mesurée pour un ensemble de parcelles de leur exploitation. Les estimations de rendement obtenues via les capteurs de rendement (YM) ou les ESU sont quant à elles plus fiables car représentatives des surfaces étudiées. Les valeurs fournies par les capteurs (YM) sont toutefois connues pour avoir tendance à sous-estimer le rendement à cause notamment des pertes engendrées par la moissonneuse-batteuse.

Les rendements des YM et des ESU sont assez bien reproduits par le modèle (Figure 2-22). Nous pourrions tester d'autres méthodes de calcul du rendement à partir d'équations plus complexes basées sur le temps ou le cumul de température, comme celles utilisées dans STICS (Veloso, 2014). Toutefois, Amanda Veloso a montré dans sa thèse que ces équations conduisaient à des résultats globalement moins satisfaisants que la méthode basée sur l'indice de récolte, pour des parcelles de blé. Il n'est donc pas garanti que des formulations plus complexes apporteraient une amélioration significative des résultats mais cela nécessiterait sans doute une étude plus approfondie.

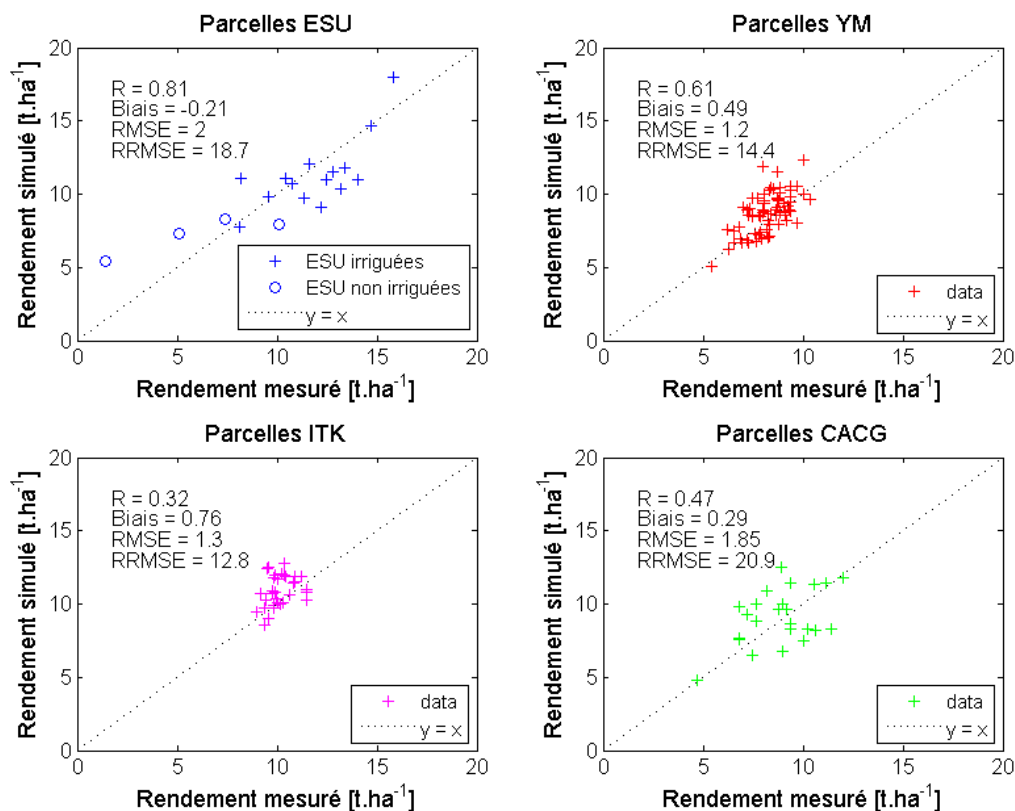


Figure 2-22: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. Détail des différents jeux de données (ESU, YM, ITK, CACG).

Les rendements des quatre ESU non irriguées de 2015 semblent globalement surestimés, notamment pour les plus faibles valeurs. Le Chapitre 3 traitant de la modélisation du bilan hydrique permettra d'apporter quelques éléments sur l'intérêt de mieux prendre en compte le stress hydrique agissant sur la plante via l'utilisation d'un module de sol.

Afin d'augmenter le nombre de points de validation, nous avons segmenté les six cartes de rendement en 64 segments sur la base des réflectances à partir d'images satellitaires. La Figure 2-23 représente la comparaison du rendement simulé et mesuré pour les 64 segments des six cartes. Les résultats montrent que la variabilité est assez bien reproduite pour ces cartes segmentées ($R = 0.61$; $RRMSE = 14.4\%$; Figure 2-22), malgré un écart pouvant atteindre 4 t.ha^{-1} . Nous ne disposons pas d'informations sur les pratiques culturales (ex : apports en fertilisants) qui pourraient nous aider à interpréter les résultats et les écarts constatés. On constate cependant que sur la base des données de réflectance, nous arrivons à reproduire de manière satisfaisante la variabilité intra-parcellaire. Ce travail laisse entrevoir une piste intéressante pour des études liées à la variabilité intra-parcellaire.

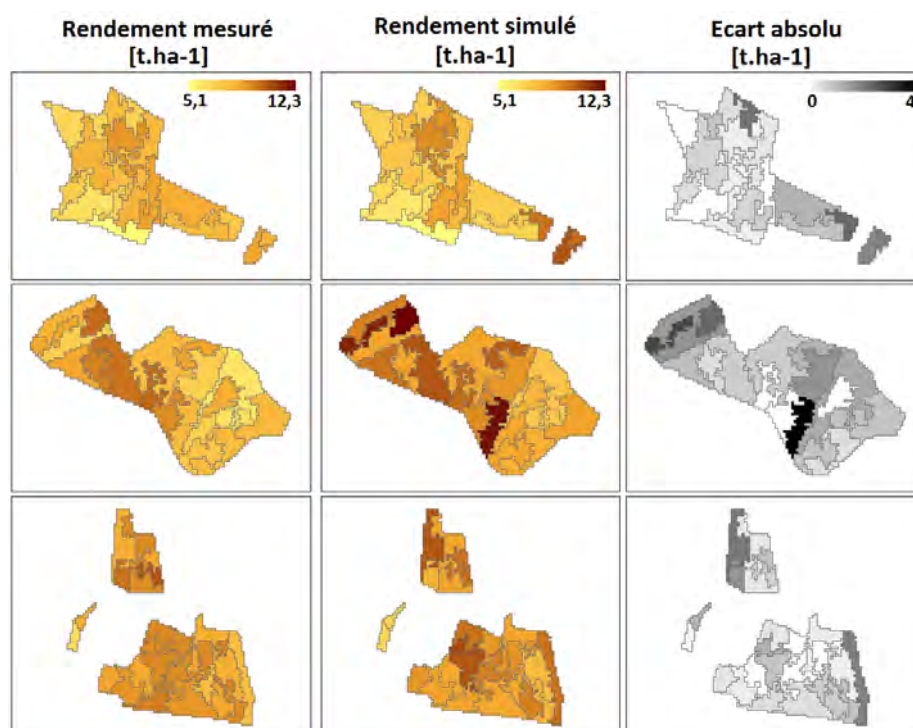


Figure 2-23: Comparaison du rendement mesuré et simulé [t.ha^{-1}] sur les six cartes de rendement segmentées. La valeur absolue de l'écart entre les deux valeurs est également représentée en noir et blanc (à droite).

4.3. Apport de la nouvelle version

La version du modèle proposée dans ma thèse (Battude et al., 2016) a été comparée à la version d'origine (Duchemin et al., 2008a).

4.3.1. Initialisation des paramètres

- *Surface spécifique foliaire (SLA)*

Dans la nouvelle version du modèle (Battude et al., 2016), la surface spécifique foliaire (SLA pour « *Specific Leaf Area* ») évolue avec la somme de température depuis l'émergence

[Eq. 2.11]. Dans la version d'origine (Duchemin et al., 2008a ; Claverie et al., 2012), elle était fixe durant tout le cycle cultural.

Le SLA utilisé dans la version d'origine de SAFY a été estimé grâce aux mesures destructives effectuées sur la parcelle expérimentale de Lamothe (voir Section 2.3 du Chapitre 1). Des mesures également disponibles sur une ESU de maïs prélevée en 2008 ont été utilisées. Nous avons ainsi trouvé une valeur moyenne de $0.018 \text{ m}^2 \cdot \text{g}^{-1}$ pour le maïs (Figure 2-24). Cette valeur se situe dans la gamme de variations des valeurs trouvées dans la bibliographie. Ainsi, Nana et al. (2014) utilisent des bornes de [0.015-0.025] pour les modèles PolyCrop et CropSyst et la documentation de STICS rapporte des valeurs de [0.018-0.025]. La Figure 2-25 compare la valeur utilisée pour la version d'origine et les valeurs utilisées dans la nouvelle version proposée dans ma thèse.

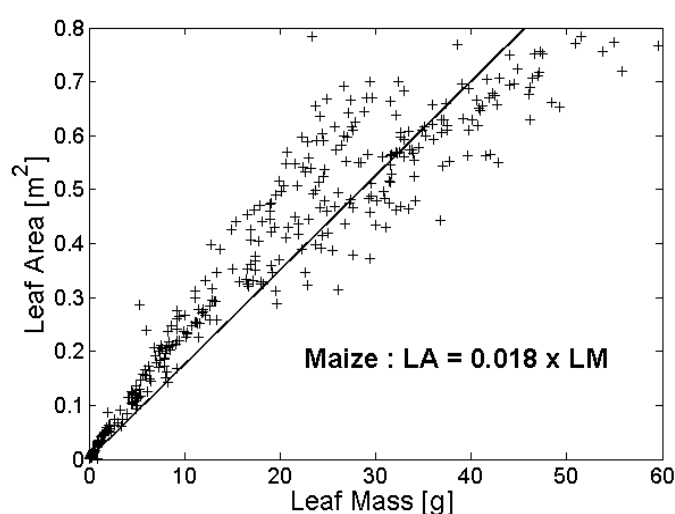


Figure 2-24: Relation entre la surface des feuilles (LA, pour « Leaf Area ») et leur poids (LM, pour « Leaf Mass ») estimée à partir de mesures destructives effectuées sur plusieurs années sur la parcelle de Lamothe.

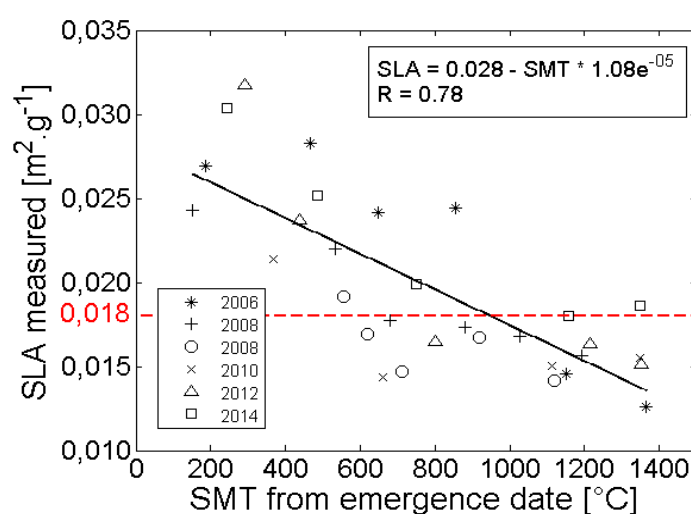


Figure 2-25: Relation entre la surface spécifique foliaire (SLA) et la somme de température (SMT) depuis l'émergence de la culture proposée dans Battude et al., 2016. Le trait pointillé rouge indique la valeur utilisée pour la version d'origine de SAFY.

• *Efficience d'utilisation de la lumière effective (ELUE)*

Pour pouvoir utiliser la version d'origine de SAFY, il a également fallu déterminer les bornes de la ELUE. En étudiant la littérature, on constate que de nombreux modèles de culture ont été développés en se basant sur le concept de LUE ([Monteith and Moss, 1977](#)). La LUE est souvent utilisée afin de prévoir la croissance et le rendement des cultures dans des environnements variables ([Brisson et al., 2003](#) ; [Muchow et al., 1990](#)). Dans ces modèles, le calcul de la production journalière de biomasse est fonction de la quantité de rayonnement intercepté par le couvert et de la LUE ([Lecoeur and Ney, 2003](#)). Cependant, la nature empirique de la LUE et la faible précision avec laquelle elle est parfois estimée peut aboutir à de fortes incertitudes sur les simulations des modèles.

Un certain nombre de facteurs peuvent influencer la LUE et de nombreux débats ont eu lieu afin de déterminer quelles données de biomasse et d'interception du rayonnement devraient être utilisées pour la calculer. Ainsi, la manière de calculer la biomasse (*via les flux de CO₂, la biomasse totale aérienne ou la biomasse totale incluant les racines*) et de prendre en compte le rayonnement (*Rayonnement global vs PAR ; PAR absorbé = APAR vs PAR intercepté = IPAR*) peuvent modifier significativement les estimations de LUE et donc les sorties des modèles.

Dans leur étude, [Lindquist et al. \(2005\)](#) s'attèlent à comparer les valeurs recensées dans la littérature à leurs propres estimations. Ils comparent notamment les estimations de biomasse, LAI, coefficient d'extinction (K_{ext}) et LUE sur des parcelles de maïs dans des conditions optimales. En conclusion de leur travail, ils préconisent une valeur d'au moins 3.7 g.MJ⁻¹ pour prédire le rendement optimal du maïs grain. Même si l'on peut trouver de fortes valeurs (4.9 g.MJ⁻¹ [Loomis and Amthor, 1999](#) ; 3.9 g.MJ⁻¹ [Liu et al., 2010](#)), la valeur préconisée par [Lindquist et al. \(2005\)](#) est légèrement supérieure à celles généralement reportées dans la littérature. En effet, relativement peu d'études obtiennent des valeurs qui dépassent 3.4 g.MJ⁻¹ (3.3 g.MJ⁻¹ [Mitchell et al., 1998](#) ; 3.35 ± 0.09 g.MJ⁻¹ [Singer et al., 2011](#) ; 2.3 g.MJ⁻¹ [Major et al., 1991](#) ; 3.5 g.MJ⁻¹ [Kiniry et al., 1989](#) ; 2.27-2.96 g.MJ⁻¹ [Andrade et al., 1992](#) ; 2.27-3.17 g.MJ⁻¹ [Andrade et al., 1993](#) ; etc.). Dans une étude récente, [Sibley et al. \(2014\)](#) reportent des valeurs de 3.24 g.MJ⁻¹ pour des parcelles de maïs irriguées au Nebraska, et 2.60 g.MJ⁻¹ pour des parcelles non irriguées. Dans une étude utilisant le modèle SAFY sur des parcelles du Sud-Ouest de la France entre 2006 et 2009, [Claverie et al. \(2012\)](#) trouvent une moyenne de 3.3 g.MJ⁻¹ pour le maïs.

Plusieurs études ont démontré que les plantes en C4 avaient des LUE supérieures aux plantes en C3 ([Prince, 1991](#)). [Bastiaanssen and Ali \(2003\)](#) ont publié un tableau récapitulant les valeurs de LUE trouvées dans la littérature pour plusieurs cultures et ont montré que la gamme de valeur des plantes en C4 telles que le maïs (2.23-4.26) est sensiblement supérieure à celle des plantes en C3 (1.02-3.22), ce qui traduit bien la différence de capacité photosynthétique existante. Selon [Monteith \(1972\)](#), lorsque l'eau n'est pas limitante, la LUE varie alors uniquement en fonction du type (C3 ou C4) et non de l'espèce ou de la variété

utilisée au sein du même type (maïs, blé, soja...). Ainsi selon lui, la plupart des cultures en C4 ou en C3 peuvent être affectées de la même valeur de LUE.

L'analyse bibliographique effectuée (Tableau 2-3) a permis de définir les bornes de la ELUE afin d'utiliser le modèle SAFY dans sa version d'origine. Ainsi, nous avons utilisé des bornes de [2.3-4.9].

ELUE (g.MJ ⁻¹)	Référence
4.9	Loomis and Amthor, 1999
4.26	Daughtry et al., 1992
3.9	Liu et al., 2010
3.8 minimum	Lindquist et al., 2005
3.5	Kiniry et al., 1989
3.5	Kiniry et al., 1998
3.42–3.9	Gallo et al., 1993
3.4	Sinclair and Horie 1989
3.35 ± 0.09	Singer et al., 2011
3.3	Claverie et al., 2012
3.3	Mitchell et al., 1998
3.24	Sibley et al., 2014
3.17	Maas, 1988a
3.07	Williams et al., 1968
3.0	Tollenaar and Aguilera, 1992
2.87	Varlet-Grancher et al., 1982
2.7-3.7	Wiegand et al., 1991
2.7	Westgate et al., 1997
2.60 ¹⁶	Sibley et al., 2014
2.25-2.48	Tohidi et al., 2012
2.3	Major et al., 1991
2.27-3.17	Andrade et al., 1993
2.27-2.96	Andrade et al., 1992

Tableau 2-3: Synthèse des valeurs de la ELUE trouvées dans la littérature.

La Figure 2-26 montre la dynamique de la ELUE observée sur quelques parcelles (LAM et ESU). La ELUE est ici calculée comme le rapport entre la biomasse mesurée et le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par les plantes (APAR) simulé par le modèle. On constate que la ELUE observée augmente au cours du temps. De précédents travaux sur le maïs grain avaient abouti à la même conclusion (Claverie, 2012). Nous avons donc choisi de modifier les équations de SAFY pour permettre la variation saisonnière de

¹⁶ Maïs non irrigué.

la ELUE (Battude et al., 2016). Les variations brusques de la ELUE, observées notamment pour l'ESU en 2008 et pour la parcelle de Lamothe (LAM) en 2012, correspondent à des périodes où l'on mesure une augmentation rapide de la biomasse.

La Figure 2-27 compare la valeur utilisée dans la version d'origine aux valeurs utilisées dans la nouvelle version proposée dans ma thèse.

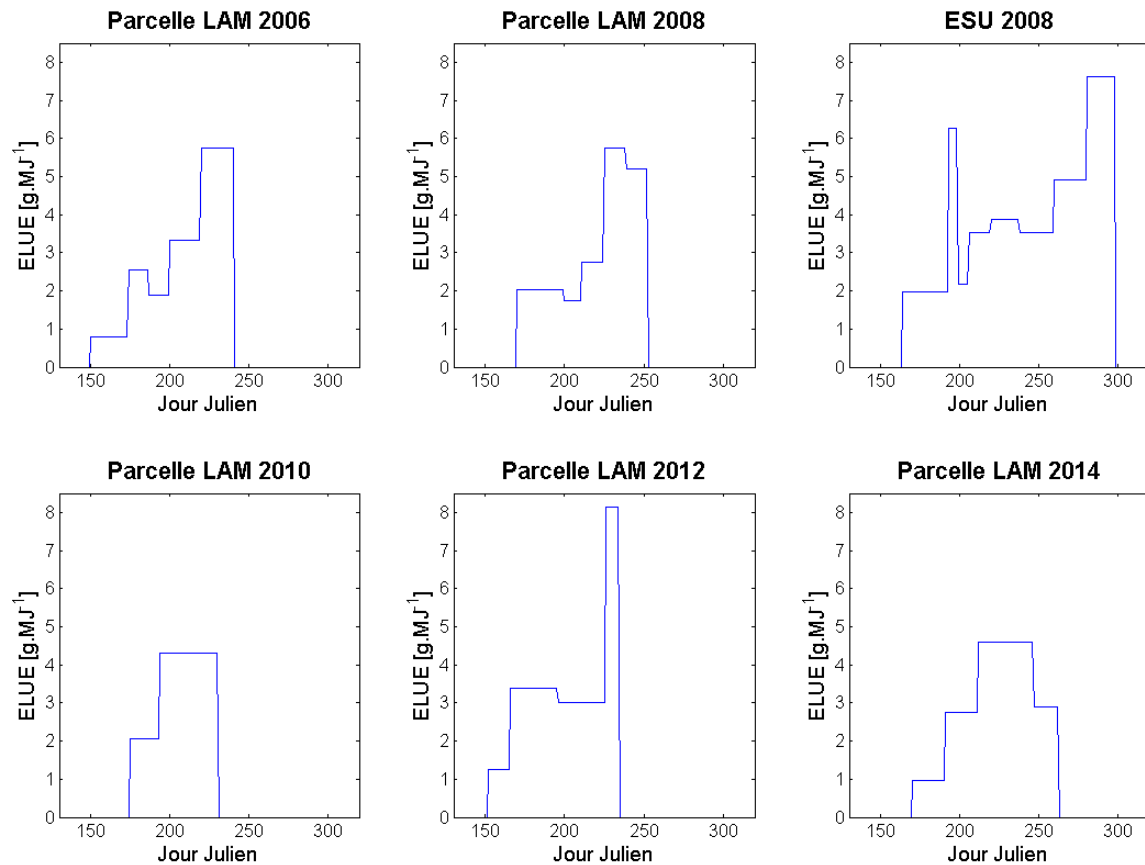


Figure 2-26: Dynamique de la ELUE observée sur les parcelles de maïs, calculée à partir des mesures de biomasse et du APAR simulé.

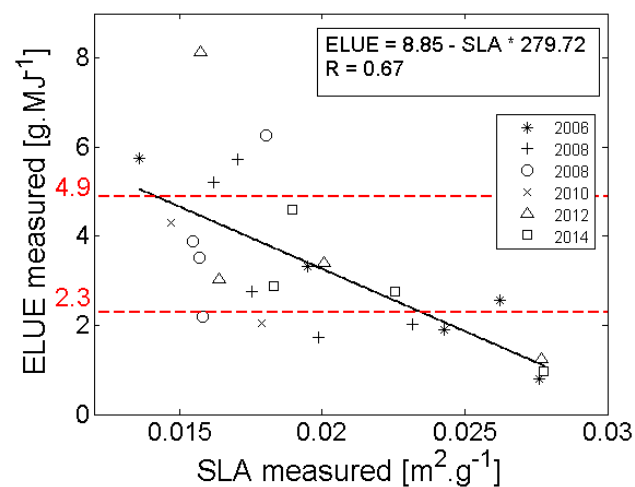


Figure 2-27: Relation entre la ELUE et le SLA proposée dans Battude et al., 2016. Les traits pointillés en rouge indiquent les valeurs utilisées pour borner la ELUE dans la version d'origine de SAFY.

4.3.2. Comparaison à l'échelle locale

Nous avons comparé les deux versions du modèle sur le même jeu de données que celui utilisé dans la [Section 4.2](#). Les résultats montrent que la version d'origine sous-estime les valeurs de biomasse et de rendement en fin de cycle ([Figure 2-28 a](#) et [Figure 2-29 a](#)), comme observé dans la thèse de Martin Claverie ([Claverie, 2012](#)). La nouvelle version permet quant à elle de mieux reproduire la biomasse durant tout le cycle cultural, des plus faibles valeurs jusqu'aux valeurs maximales ([Figure 2-28 b](#)), et le rendement est également mieux reproduit par le modèle ([Figure 2-29 b](#)).

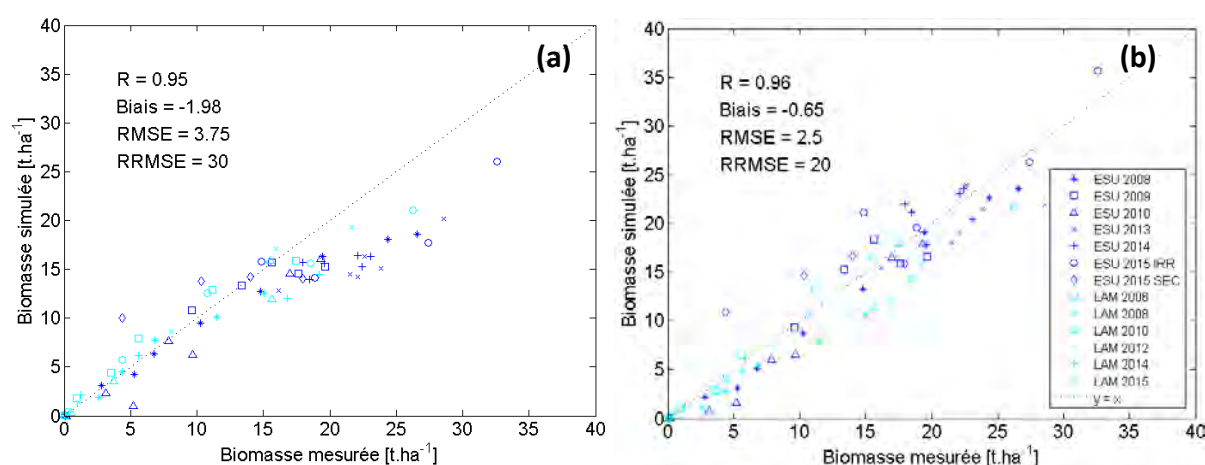


Figure 2-28: Comparaison de la biomasse mesurée et simulée sur les parcelles de maïs de 2006 à 2015 avec a) la version originale de SAFY et b) la nouvelle version du modèle. On distingue les données de la parcelle flux (LAM) en turquoise et celles des ESU en bleu foncé.

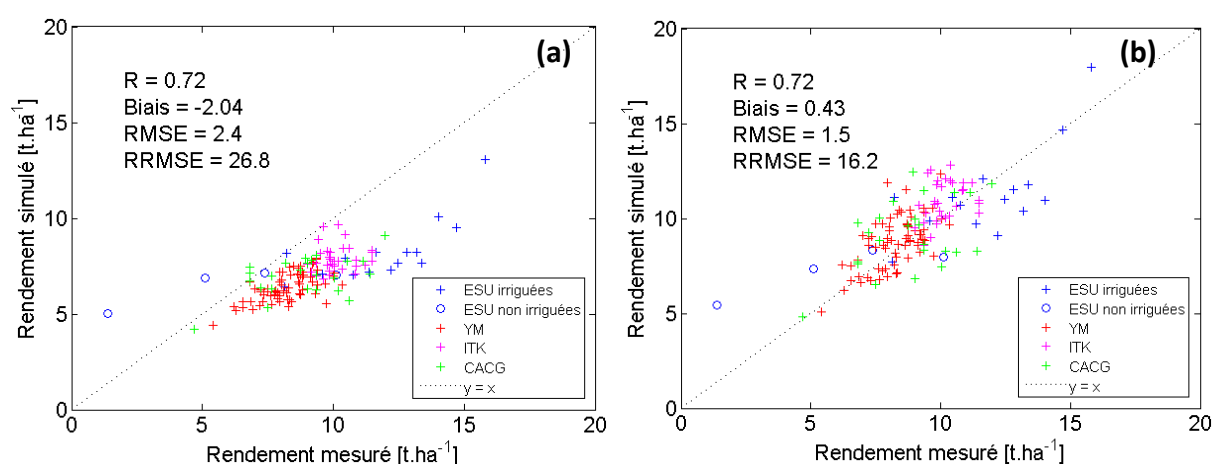


Figure 2-29: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur les parcelles de maïs de 2006 à 2015 avec a) la version originale de SAFY et b) la nouvelle version du modèle. On distingue les données des ESU, des cartes de rendement segmentées (YM), des enquêtes agriculteurs (ITK) et des parcelles de la CACG.

4.3.3. Comparaison à l'échelle régionale

Les deux versions ont également été comparées aux rendements Agreste sur les départements du Gers et de la Haute-Garonne. Sur ce jeu de données, on arrive aux mêmes conclusions qu'à l'échelle locale. Les deux versions arrivent à bien reproduire la variabilité spatiale et interannuelle. Cependant, on observe une sous-estimation du rendement en utilisant la version originale de SAFY alors que la nouvelle version conduit à de meilleures estimations (Figure 2-30 et Figure 2-31)¹⁷.

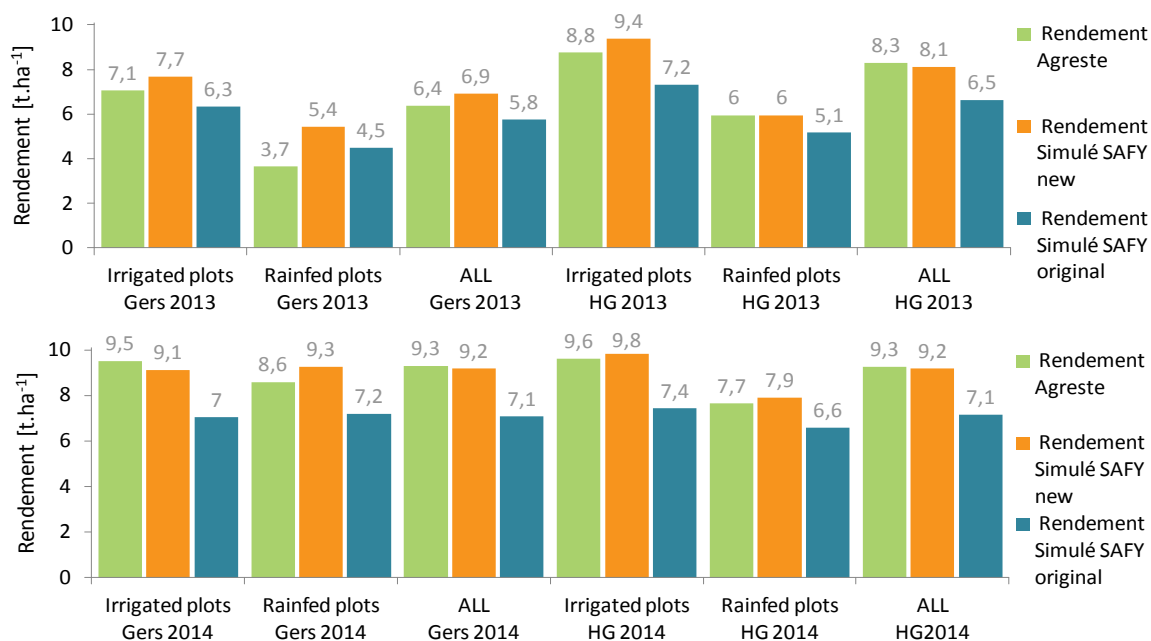


Figure 2-30: Comparaison du rendement [t.ha⁻¹] simulé avec les données Agreste (en vert) en 2013 et 2014 dans les départements du Gers et de la Haute-Garonne avec la version originale de SAFY (en bleu) et la nouvelle version du modèle (en orange).

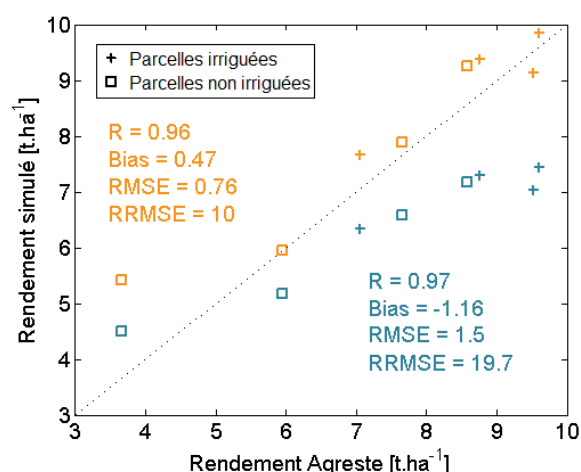


Figure 2-31: Comparaison des données Agreste et du rendement simulé avec la version originale de SAFY (en bleu) et la nouvelle version du modèle (en orange) pour les parcelles irriguées et non irriguées des deux départements (Gers et Haute-Garonne) en 2013 et 2014.

¹⁷ Résultats obtenus avec une valeur de $K_{ext} = 0.65$ (spécifique maïs), différent de la Figure 2-13 ($K_{ext} = 0.5$). L'Annexe 7 présente un tableau avec le nombre de parcelles utilisées pour chaque année/département.

4.4. Correction du GAI effectif

La validation de la biomasse a été étendue pour les années 2014 et 2015, et montre que le modèle sous-estime légèrement la biomasse maximale (Figure 2-32).

Nous avons choisi de travailler avec du GAI effectif étant donné la forte corrélation avec les observations satellite. Cependant, il est connu que celui-ci sous-estime le GAI destructif. L'application d'une correction sur le GAI effectif afin de se rapprocher du GAI destructif a donc été testée.

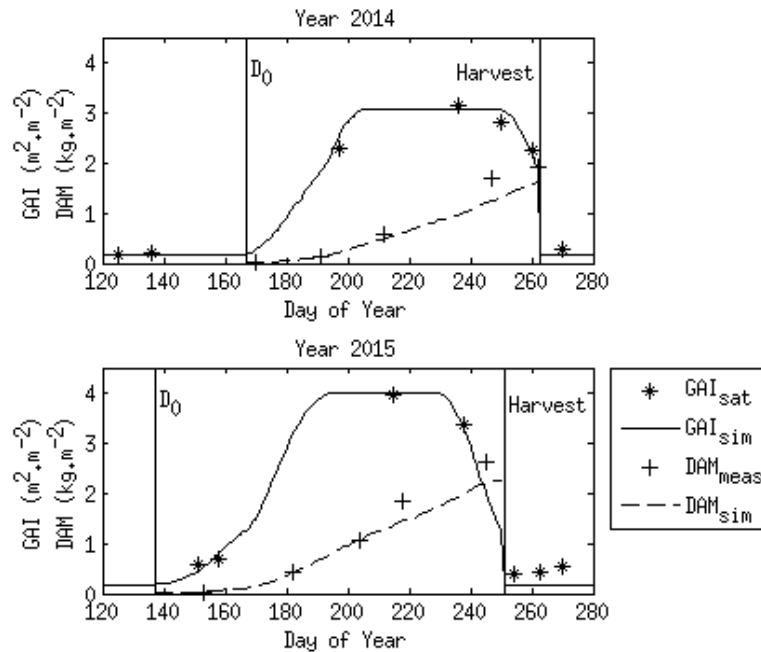


Figure 2-32: Dynamique de la biomasse sèche aérienne (DAM) et du GAI pour les années 2014 et 2015 sur la parcelle de Lamothe. Le GAI simulé est comparé au GAI « satellite » et la biomasse est comparée aux mesures *in situ*.

Pour déterminer ce facteur de correction nous avons utilisé 26 mesures de GAI destructif effectuées sur 3 ESU en 2006 et 2008 (Figure 2-33). Les valeurs de GAI effectif issues de BVNet sont principalement obtenues à partir d'images Formosat-2 (21/26 valeurs), mais aussi d'images SPOT-2 et SPOT-5. Grâce à la relation établie, nous avons corrigé les valeurs de GAI effectif en appliquant un facteur multiplicatif égal à 1.29 (Figure 2-33).

L'Annexe 8 montre la dynamique de la biomasse simulée en utilisant le GAI effectif ou le GAI corrigé pour les six années. L'utilisation du GAI corrigé améliore les estimations de biomasse pour les années 2014 et 2015, mais conduit à une surestimation de la biomasse pour les années 2006 et 2008. L'utilisation du GAI corrigé semble toutefois permettre d'améliorer le biais global (0.48 t.ha^{-1} au lieu de -0.98 t.ha^{-1}) (Figure 2-34).

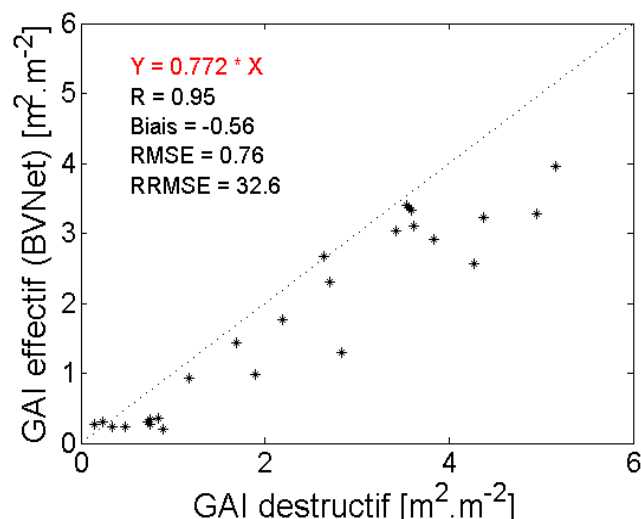


Figure 2-33: Comparaison entre le GAI effectif obtenu avec l'outil BVNet et le GAI destructif sur trois parcelles de maïs en 2006 et 2008.

Ce facteur de correction est entaché d'incertitudes qui n'ont pas pu être évaluées dans le cadre de ma thèse. De plus, il peut varier en fonction des cultures voire même du stade cultural (Demarez et al., 2008) ce qui rend son utilisation délicate pour des approches spatialisées. Nous avons donc décidé de ne pas l'utiliser pour la suite du travail étant donné que l'amélioration sur la biomasse n'était pas significative et l'erreur sur ce paramètre inconnue. Toutefois, l'utilisation de cette correction pourrait être pertinente à condition de disposer d'une estimation fiable.

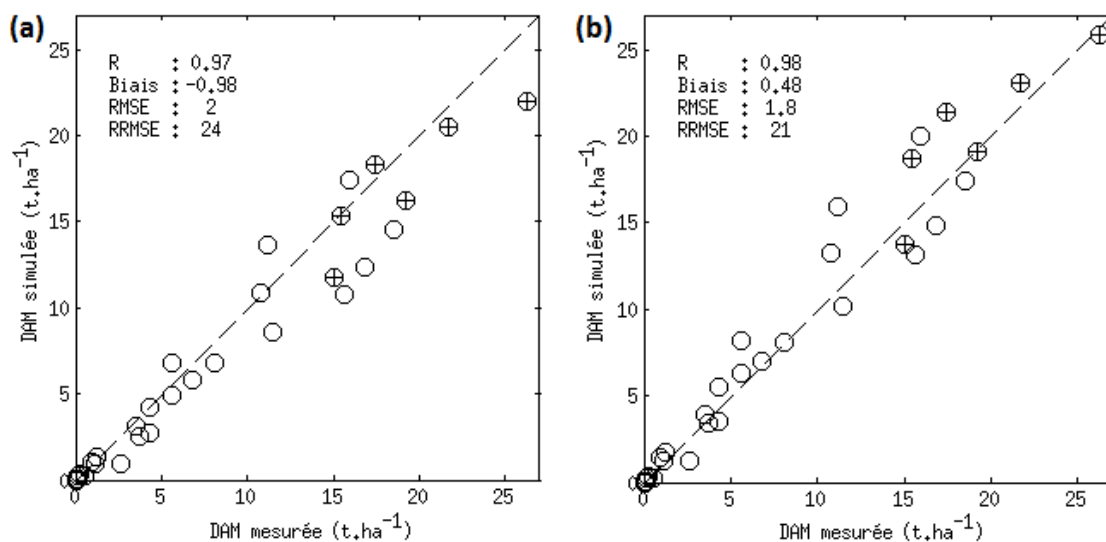


Figure 2-34: Comparaison de la biomasse (DAM) mesurée *in situ* et simulée sur la parcelle de Lamothe pour les six années étudiées, en utilisant le GAI « effectif » (a) ou le GAI corrigé (b). Les valeurs de biomasse maximale sont représentées par des croix.

5. Conclusion

L'objectif du chapitre était d'estimer la biomasse et le rendement du maïs de manière robuste sur de grandes surfaces et durant des années climatiques contrastées. Pour cela, nous avons couplé un modèle agro-météorologique relativement simplifié à des données de télédétection à haute résolution spatiale et temporelle.

Dans cette première partie de la thèse, les résultats obtenus ont conduit à proposer une nouvelle version du modèle SAFY permettant de prendre en compte la variation temporelle de deux paramètres auparavant considérés fixes durant toute la durée du cycle cultural : l'efficacité de conversion de la lumière effective (ELUE) et la surface spécifique foliaire (SLA). Les résultats ont montré que cette modification permet une meilleure prise en compte de la dynamique de croissance de la végétation et une amélioration de l'estimation de la biomasse maximale (Biais réduit de -2.04 t.ha^{-1} à -0.43 t.ha^{-1}) et du rendement tant à l'échelle locale (Biais réduit de -1.98 t.ha^{-1} à -0.65 t.ha^{-1}) que régionale (Biais réduit de -1.33 t.ha^{-1} à 0.32 t.ha^{-1}).

La méthode de calibration a également été améliorée afin de limiter le recours aux données *in situ* difficilement accessibles sur de grandes surfaces. Nous avons pu mettre en évidence l'apport de la double logistique, utilisée pour interpoler les profils temporels de NDVI. Cette interpolation a permis d'affiner la délimitation du cycle cultural et de contraindre plus précisément certains paramètres du modèle comme la date de levée (D_0). L'amélioration des estimations de biomasse (RRMSE = 18% au lieu de 46%) démontre l'intérêt de cette méthode, qui est plus robuste que le filtre manuel utilisé dans les précédentes études (Claverie et al., 2012 ; Veloso, 2014).

Les résultats montrent qu'une fois contraint par les données satellitaires, le modèle SAFY est capable de reproduire les rendements sur les deux départements avec une bonne précision ($R = 0.96$; RRMSE = 10%), et ce sans prendre en compte l'évolution du stock d'eau dans le sol.

Chapitre 3

Chapitre 3 : Modélisation du bilan hydrique

1. Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons montré qu'un modèle de culture agro-météorologique, relativement simplifié et contraint par des données de télédétection était capable de reproduire les rendements du maïs à l'échelle régionale avec une assez bonne précision. Cependant, cette version du modèle ne permet pas de simuler les besoins et les consommations en eau de la culture.

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats obtenus avec le modèle SAFY-FAO issu du couplage entre la nouvelle version de SAFY (présentée dans le [Chapitre 2](#)) et un module de bilan hydrique issu de la FAO ([Allen et al., 1998](#)). Ce couplage avait déjà été réalisé avec la version initiale de SAFY et évalué sur des parcelles de blé pluvial ([Duchemin et al., 2015](#)). Dans ma thèse, nous avons cherché à (1) évaluer l'apport de la modélisation du bilan hydrique sur l'estimation de la biomasse, des rendements, des besoins et des consommations en eau du maïs et (2) quantifier l'impact de différentes méthodes d'estimations du coefficient cultural de transpiration (K_{cb}) et de la réserve utile (RU) sur les sorties du modèle. Un module d'irrigation automatique déjà présent dans la version de [Duchemin et al. \(2015\)](#) a également été évalué. Ce travail a fait l'objet d'une publication ([Battude et al., 2017](#), soumise), incluse dans ce chapitre. Des travaux complémentaires à ceux de la publication sont également présentés, notamment l'étendue de la validation à d'autres années et sur un plus grand territoire.

Une partie du travail a consisté à calibrer le module de bilan hydrique à l'aide de mesures d'évapotranspiration (ET_{ca}) acquises durant six années sur la parcelle expérimentale de Lamothe. Une fois calibré, le modèle SAFY-FAO a été appliqué à différents jeux de données de validation. Nous procédons pour cela en deux étapes successives :

- Le modèle SAFY est utilisé dans un premier temps pour optimiser les paramètres relatifs à la phénologie.
- Ces paramètres sont ensuite forcés tout ou partie dans le modèle SAFY-FAO. En effet, deux méthodes ont été utilisées selon le jeu de données : parcelles irriguées ou non irriguées. Pour les parcelles irriguées, très peu impactées par le stress hydrique, la méthode consiste à forcer tous les paramètres phénologiques (D_0 , Pl_a , Pl_b , S_{TT} , RS, $ELUE_p$, PMI, SLA_0 et LTC) obtenus avec SAFY dans SAFY-FAO. Pour les parcelles non irriguées, potentiellement soumises à du stress hydrique, la méthode consiste à ré-optimiser la ELUE. En effet, dans ce cas, il est nécessaire de recalculer une nouvelle ELUE étant donné que le stress hydrique est découplé de la ELUE dans le modèle SAFY-FAO [Eq. 3.23 et Eq. 3.24].

Le modèle SAFY-FAO a tout d'abord été appliqué sur les parcelles suivies par la CACG¹⁸ en 2013. Nous disposons pour chaque parcelle des volumes d'eau irrigués qui ont servi à valider le module d'irrigation automatique. Ensuite, le modèle a été spatialisé sur trois périmètres irrigués (ASA¹⁹) pour lesquels nous connaissions la totalité des volumes irrigués sur plusieurs années climatiques contrastées (2006 à 2014). Outre l'exercice de validation mené à ces différentes échelles (parcelle et ASA), nous avons également étudié les effets, sur l'ETca et sur les volumes irrigués, de l'utilisation de différentes méthodes d'estimation de la RU, estimée à partir de mesures *in situ* ou de la carte des sols (voir [Chapitre 1](#)). L'impact de différentes méthodes d'estimation du Kcb à partir du GAI satellitaire ou de tables statistiques comme celle proposée par Arvalis a également été analysé.

La première partie du chapitre présente brièvement les équations du bilan hydrique et les méthodes d'estimation de l'ETca, et plus particulièrement l'approche proposée par la FAO. La seconde partie présente le modèle SAFY-FAO. La troisième partie, présentée sous forme de publication ([Battude et al., 2017](#), soumise), reprend les résultats de la calibration sur la parcelle de Lamothe et de la validation sur les parcelles irriguées suivies par la CACG et les trois ASA. Enfin, la dernière partie du chapitre présente des résultats complémentaires non présentés dans le papier qui permettent d'approfondir l'analyse des sources d'incertitude des sorties du modèle. Cette partie regroupe l'ensemble du travail mené sur la parcelle expérimentale avec des détails sur la calibration des paramètres du module hydrique, la validation du modèle étendue à deux années supplémentaires (2014 et 2015), l'étude de l'impact des données (SAFRAN, carte des sols, Kcb, GAI) et de la méthode de calibration utilisée sur les estimations de l'ETca, la comparaison de l'humidité du sol simulée aux mesures effectuées par des sondes, ainsi que l'étude de l'apport de la diffusion. Enfin, l'apport du module de bilan hydrique sera évalué sur des parcelles irriguées et non irriguées en recalibrant la ELUE et l'évaluation des rendements simulés à l'échelle de deux départements (Gers et Haute-Garonne) sera présentée.

2. Bilan hydrique et évapotranspiration

2.1. Définition et équation du bilan hydrique

Le bilan hydrique de la parcelle agricole est établi pour simuler l'évolution du stock d'eau (ΔS) disponible dans le sol pour la croissance de la plante. Le bilan est calculé par la différence entre la quantité d'eau fournie à la plante et celle qu'elle utilise, en mm d'eau [Eq. 3.1] ([Figure 3-1](#)). Pour une culture, le stock est contenu dans les horizons de sol contenant les racines. Les apports principaux sont effectués via les précipitations (P) et les éventuelles irrigations (I). D'autre part, l'évapotranspiration (ETca) et la percolation (Pe) sont les deux composantes essentielles des pertes. L'évapotranspiration correspond à la

¹⁸ Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne, gestionnaire de l'eau.

¹⁹ Associations Syndicales Autorisées.

quantité d'eau transférée vers l'atmosphère par évaporation (sol), et par transpiration (plante). Les pertes par ruissellement (R) peuvent aussi être importantes, particulièrement dans le cas de parcelles présentant une forte pente.

$$\Delta S = P + I - ET_{ca} - P_e - R \quad [\text{Eq. 3.1}]$$

L'évolution du stock d'eau dans le sol (ΔS) dépend donc du bilan entre les différents flux entrant et sortant. La réserve utile (RU, en mm) représente la quantité maximale d'eau disponible pour la plante dans le sol. C'est une valeur intégratrice qui est fonction de la profondeur de sol occupée par le système racinaire et des caractéristiques du sol. La RU est mesurée par l'écart entre deux points d'humidité remarquables : l'humidité à la « capacité au champ » (H_{fc} pour « *Humidity at field capacity* ») et celle au « point de flétrissement » (H_{wp} pour « *Humidity at wilting point* »). La capacité au champ est la capacité de rétention maximale en eau du sol. Elle correspond plus précisément à la quantité d'eau retenue, après 48 heures d'égouttement de l'eau libre vers la nappe phréatique, par un sol préalablement gorgé d'eau (par des pluies ou un arrosage intensif). Le point de flétrissement permanent correspond quant à lui au seuil en deçà duquel l'humidité du sol ne permet plus à la plante de prélever l'eau dont elle a besoin, car la réserve utile en eau du sol a été entièrement consommée. La plante flétrit alors puis meurt si ce taux d'humidité perdure. Ces valeurs d'humidité dépendent essentiellement de la texture du sol et peuvent être estimées à partir des pourcentages de sable, de limon et d'argile (Jamagne et al., 1977 ; Bruand et al., 2003).

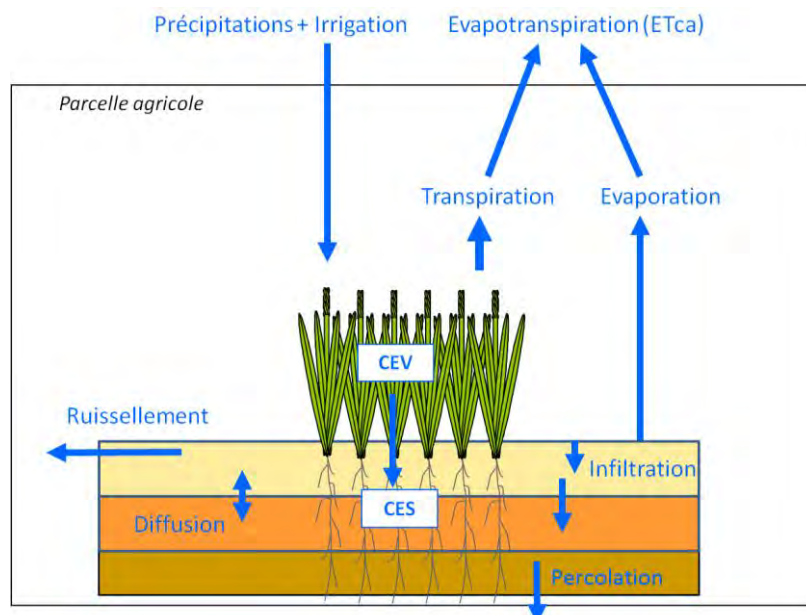


Figure 3-1: Bilan hydrique d'une culture (CEV: contenu en eau de la végétation ; CES: contenu en eau du sol).

2.2. Méthodes d'estimation de l'évapotranspiration

L'évapotranspiration correspond à la quantité d'eau totale transférée par évaporation et transpiration depuis le complexe sol/plante vers l'atmosphère. C'est une composante majeure du bilan hydrique et plus largement du cycle de l'eau. Depuis plusieurs décennies, un certain nombre de méthodes, directes ou indirectes, ont été développées pour la mesurer ou la calculer. Parmi les méthodes expérimentales classiquement utilisées à l'échelle parcellaire, on retrouve les méthodes du bilan hydrique (Damagnez, 1968 ; Katerji and Hallaire, 1984), les méthodes lysimétriques (Ducrocq, 1987 ; Marek et al., 1988), la méthode des flux de sève (Sakuratani, 1981 ; Granier, 1985, 1987 ; Edwards et al., 1997 ; Burgess et al., 2001 ; Fernández et al., 2001) ou encore les méthodes micro-météorologiques (méthode des fluctuations turbulentes telles que *Eddy-Covariance*, méthode des gradients, rapport de Bowen, etc.). Cependant, leur mise en œuvre nécessite un équipement parfois très coûteux et des moyens humains importants.

D'autres méthodes peuvent être utilisées pour calculer l'évapotranspiration, parmi lesquelles on retrouve les approches de modélisation des transferts d'eau et d'énergie entre le sol, la végétation et l'atmosphère (SVAT) (Braud et al., 1995 ; Sinclair and Seligman, 1996 ; Oliso et al., 1999 ; Boulet et al., 2000). Ces modèles plus ou moins complexes permettent de calculer séparément l'évaporation et la transpiration, de mieux connaître les besoins en eau des plantes et les conditions génératrices de stress hydrique. Néanmoins, ils nécessitent souvent un nombre relativement important de paramètres, rendant leur spatialisation parfois plus difficile. D'autre part, il existe des approches de modélisation plus simplifiées fondées sur la paramétrisation des processus d'évaporation et transpiration. Les méthodes développées par la FAO (Allen et al., 1998) suivent ce concept et sont largement utilisées tant pour la recherche que dans un but plus opérationnel par les gestionnaires de l'eau.

2.3. La méthode FAO-56

La méthode FAO est basée sur les concepts d'évapotranspiration de référence (ET_0) et de coefficients culturaux (K_c) introduits pour simuler la réponse spécifique de la culture (Figure 3-2).

L' ET_0 est considérée comme étant la demande climatique. Elle est définie 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 un albédo de 0,23 et ne souffrant pas de stress hydrique* » (Allen et al. 1998). Nous avons utilisé pour ce travail la formulation dérivée de paramètres climatiques proposée par Penman-Monteith [Eq. 3.2]. Le détail des équations est présenté dans l'Annexe 3.

$$ET_0 = \frac{0,408 * \Delta * (R_n - G) + \gamma * \frac{900}{T + 273} * u_2 * (e^0 - e_a)}{\Delta + \gamma * (1 + 0,34 * u_2)} \quad [\text{Eq. 3.2}]$$

Le coefficient K_c regroupe les réponses de la surface en termes d'évaporation et de transpiration et traduit la différence de fonctionnement entre le gazon et la culture étudiée. Ce coefficient est établi expérimentalement pour une région et une culture données, puis confiné dans des tables pour une utilisation ultérieure dans des régions similaires. Dans cette approche, le cycle de culture est subdivisé en quatre phases (Figure 3-3):

- la phase initiale, du semis à environ 10% de couverture du sol,
- la phase de développement du couvert se terminant lorsque la couverture du sol est complète,
- la mi-saison qui se termine par le début de la sénescence foliaire,
- la phase de l'arrière-saison ou de maturation.

En conditions standards (absence de tout stress environnemental), le papier de la FAO-56 propose différentes méthodes de calcul de l'évapotranspiration des cultures. La première méthode appelée « *single crop coefficient* » définit l'évapotranspiration (ET_c) comme le produit de l' ET_0 par le coefficient cultural K_c [Eq. 3.3] (Figure 3-2). La méthode « *dual crop coefficient* » découple les processus d'évaporation et de transpiration en deux termes : le coefficient d'évaporation K_e et le coefficient de transpiration K_{cb} [Eq. 3.4].

Dans le cas de conditions non-standards, l' ET_c est ajustée (devient alors « $ET_c \text{ adj}$ »²⁰) avec l'ajout du coefficient K_s traduisant le stress hydrique de la culture. On obtient alors les équations [Eq. 3.5 et Eq. 3.6] (Figure 3-2). Le coefficient cultural est alors supposé tenir compte à la fois de la différence de fonctionnement entre le gazon et la culture étudiée, mais aussi de l'ensemble des stress environnementaux autres que le stress hydrique. Dans le cas de la méthode « *dual crop coefficient* » [Eq. 3.6], le coefficient K_{cb} est défini de manière théorique comme étant le rapport entre ET_{ca} et ET_0 lorsque le sol est sec ($K_e=0$) et que la culture ne présente pas de stress hydrique ($K_s=1$).

$$ET_c = K_c * ET_0 \quad [\text{Eq. 3.3}]$$

$$ET_c = (K_{cb} + K_e) * ET_0 \quad [\text{Eq. 3.4}]$$

$$ET_c \text{ adj} = K_s * K_c * ET_0 \quad [\text{Eq. 3.5}]$$

$$ET_c \text{ adj} = (K_s * K_{cb} + K_e) * ET_0 \quad [\text{Eq. 3.6}]$$

²⁰ Pour plus de simplicité, nous l'appellerons « ET_{ca} » en référence à « *actual crop EvapoTranspiration* ».

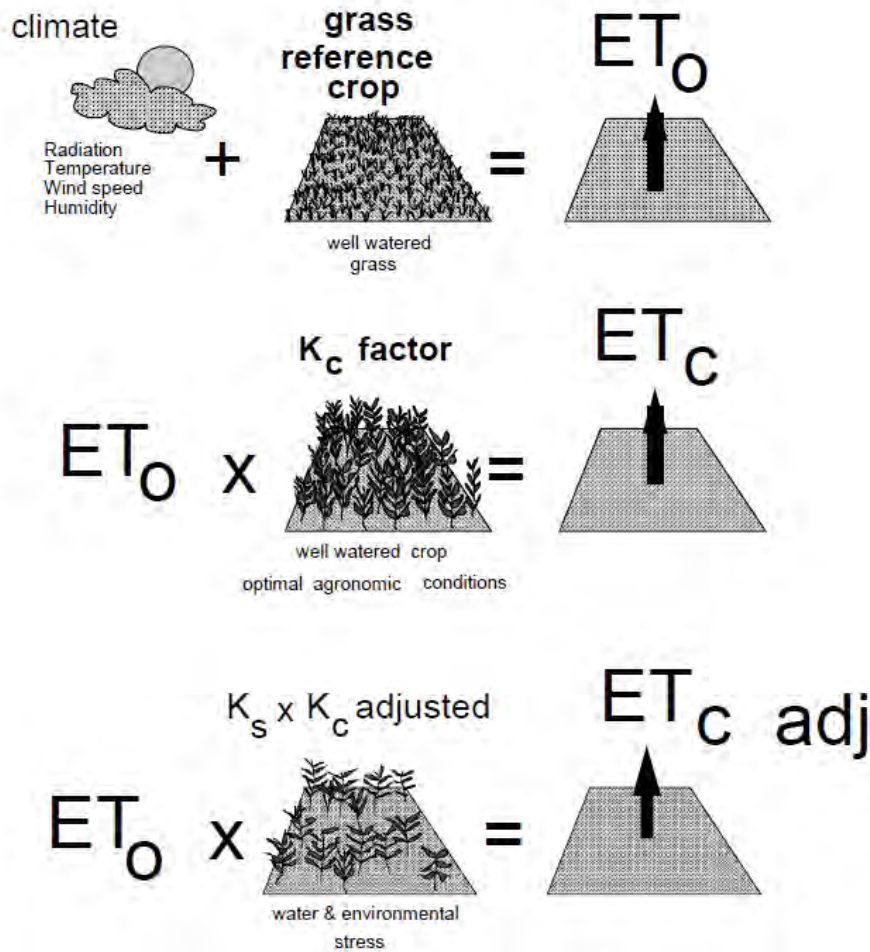


Figure 3-2: Evapotranspiration de référence (ET_0), évapotranspiration de la culture en conditions standards (ET_c) ou en conditions non-standards (ET_c adj) selon la méthode « single crop coefficient » (source : Méthode FAO-56, Allen et al., 1998).

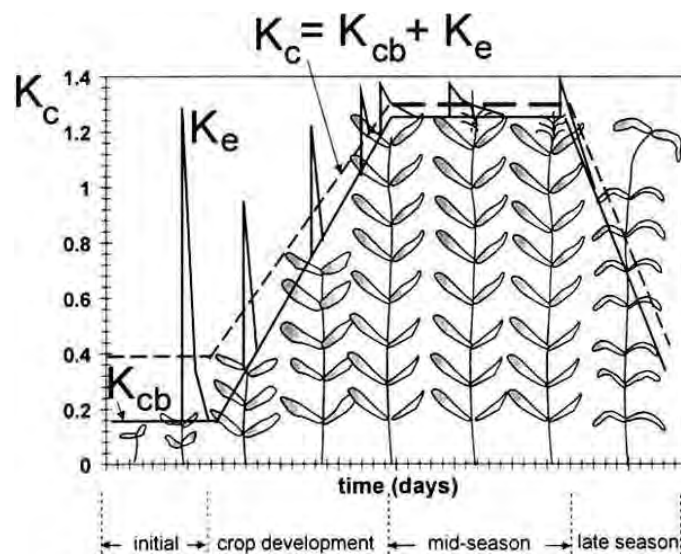


Figure 3-3: Evolution du coefficient cultural (K_c) en trois phases : K_c initial, K_c de mi-saison et K_c de fin de saison (source : FAO, Allen et al., 1998).

3. Le modèle SAFY-FAO

3.1. Fonctionnement général

Ce modèle simule la dynamique de l'indice foliaire vert (GAI pour « *Green Area Index* »), de la biomasse sèche aérienne (DAM pour « *Dry Aboveground Mass* »), de l'évapotranspiration (ET_{ca} pour « *actual crop EvapoTranspiration* ») et du contenu en eau du sol (CAW pour « *Current Available Water* ») dans trois horizons de sol (superficiel, intermédiaire et profond). En plus du rayonnement global (R_g) et de la température de l'air (T_a) nécessaires au modèle SAFY, s'ajoutent deux autres données d'entrée : l'évapotranspiration de référence (ET₀) et les apports d'eau à savoir la pluviométrie (P) et éventuellement l'irrigation (I).

Le bilan hydrique est calculé au pas de temps journalier. Il fonctionne selon le principe de réservoirs à débordement et s'applique aux trois couches de sol. On retrouve ainsi la couche (SL pour « *Soil layer* ») superficielle (SL₁), intermédiaire (SL₂) et profonde (SL₃). Seuls les transferts verticaux sont simulés : les ruissellements de surface et de sub-surface sont négligés. Le calcul du bilan hydrique comporte trois étapes successives :

- Prise en compte de l'évolution du front racinaire pour le calcul des contenus en eau et de la réserve utile des couches du sol
- Calcul des écoulements gravitaires associés aux éventuels excédents d'eau de pluie ou d'irrigation (Percolation, Pe)
- Calcul des flux diffusifs (*possibilité de les désactiver*)

3.2. Le bilan hydrique

La taille des couches du sol est définie par leur réserve utile (SC_x pour « *Storage capacity* » en mm, [Eq. 3.7]) calculée en fonction de l'humidité à la capacité au champ (H_{fc} pour « *Humidity at field capacity* » en m³.m⁻³), de l'humidité au point de flétrissement (H_{wp} pour « *Humidity at wilting point* » en m³.m⁻³) et de l'épaisseur de la couche (SLT_x pour « *Soil layer tickness* » en mm). Seule l'eau contenue dans l'horizon superficiel (SL₁) peut être sujette à évaporation (E), tandis que l'eau sujette à transpiration (T) peut être prélevée dans les deux premiers horizons (SL₁ et SL₂, c.à.d. ceux explorés par le système racinaire).

Des pertes en eau par gravité (Pe_x, [Eq. 3.8]) surviennent lorsque le contenu en eau de la couche (CAW_x pour « *Current available water* ») est supérieur à sa capacité de stockage définie par la réserve utile.

Le modèle permet également de simuler la diffusion par l'application d'une loi adaptée de [Devonec and Barros \(2002\)](#). Cette loi propose de calculer les flux diffusifs (Φ_{xy}, [Eq. 3.9]) entre deux horizons de sol adjacents (X et Y) en fonction de leur gradient d'humidité

volumique ($H_X - H_Y$ en $m^3.m^{-3}$) rapportée à l'humidité à la capacité au champ (H_{fc}). Dans le modèle, H_{fc} et H_{wp} sont constantes quelle que soit la profondeur du sol.

$$SC_x = (H_{fc} - H_{wp}) * SLT_x \quad [Eq. 3.7]$$

$$Pe_x = \max [SC_x - CAW_x, 0] \quad [Eq. 3.8]$$

$$\Phi_{XY} = K_{dif} * \left(\frac{H_X - H_Y}{H_{fc}} \right)^{E_{dif}} \quad [Eq. 3.9]$$

L'évapotranspiration (ET_c) est calculée selon la méthode « *dual crop coefficient* » de la FAO-56 présentée précédemment. Cette méthode fonctionne à partir d'une évapotranspiration de référence (ET_0) et de trois coefficients : Ke (*coefficient d'évaporation*), Kcb (*coefficient cultural*) et Ks (*coefficient de stress hydrique*) [Eq. 3.10, Eq. 3.11 et Eq. 3.14].

L'évaporation du sol (E) est fonction de la demande climatique (ET_0) et du coefficient d'évaporation du sol (Ke) [Eq. 3.11]. Ke dépend de la fraction de sol nu [Eq. 3.12] qui est estimée à partir de la fraction de couvert végétal, le FCOVER (FC). Le FCOVER est estimé en utilisant l'outil BVNet (voir [Section 9.4.2.2 du Chapitre 1](#)).

L'évaporation du sol est réduite au cours d'épisodes d'assèchement via le coefficient Kr défini par une fonction « β » qui approxime la fonction bilinéaire utilisée par [Allen et al. \(1998\)](#) [Eq. 3.12 et Eq. 3.13]. Cette fonction dépend de l'humidité relative de l'horizon superficiel (RH_1), définie comme le rapport entre son contenu en eau (CAW_1) et sa réserve utile (SC_1).

La transpiration est le produit de la demande climatique (ET_0), d'un coefficient cultural (Kcb) et d'une fonction de stress hydrique (Ks) [Eq. 3.14]. Le coefficient cultural est dérivé du GAI [Eq. 3.15]. La fonction de stress hydrique varie entre 0 (stress maximum) et 1 (pas de stress) à partir d'une humidité relative critique (D_{ft}) [Eq. 3.16]. Elle est appliquée aux horizons superficiel (SL_1) et intermédiaire (SL_2), le stress de la plante correspondant au résultat de cette fonction pour l'horizon le plus humide (RH_{tot}) [Eq. 3.17 et Eq. 3.18].

$$ET_c = E + T \quad [Eq. 3.10]$$

$$E = ET_0 * Ke \quad [Eq. 3.11]$$

$$Ke = (1 - FC) * Kr \quad [Eq. 3.12]$$

$$Kr = (1 - (1 - RH_1)^\beta) \quad [Eq. 3.13]$$

$$T = ET_0 * Kcb * Ks \quad [Eq. 3.14]$$

$$Kcb = Kcb_{max} (1 - e^{-E_{trp} * GAI}) \quad [Eq. 3.15]$$

$$Ks = \min \left\{ 1 - \frac{RH_{tot} - D_{ft}}{-D_{ft}}, 1 \right\} \quad [Eq. 3.16]$$

$$avec \quad RH_{tot} = \max \{ RH_1, RH_2 \} \quad [Eq. 3.17]$$

$$et \ RH_x = CAW_x / SC_x \quad [Eq. 3.18]$$

Pendant la période de culture, l'épaisseur de l'horizon intermédiaire (SLT₂) est limitée par la profondeur racinaire (RD pour « *Root depth* ») qui évolue en fonction de la vitesse de croissance racinaire (Vpr) modulée par la température de l'air (T_a) et le facteur de stress hydrique (Ks) [Eq. 3.19].

$$RD_{(j)} = \min \{RD_{(j-1)} + \max\{T_a - T_{min}, 0\} * Ks * Vpr, SD * 0.9\} \quad [Eq. 3.19]$$

Le contenu en eau de chaque horizon de sol est mis à jour quotidiennement en fonction des processus décrits précédemment. Ainsi, les apports d'eau par précipitation et irrigation (RIEF pour « *Effective rainfall and irrigation* », R pour « *Rainfall* » et I pour « *Irrigation* ») alimentent le réservoir superficiel (CAW₁, [Eq. 3.20]). Simultanément, celui-ci se vide avec l'évaporation (E), la transpiration (T) et les pertes par gravité (D₁) en cas d'eau excédentaire dépassant la capacité du réservoir.

L'évolution du contenu en eau de la couche intermédiaire (CAW₂, [Eq. 3.21]) est également liée à la transpiration. Comme celle-ci concerne les deux premiers horizons, on applique un terme de partitionnement (tfp) définissant la part allouée à chacun. Cette seconde couche est alimentée par l'eau provenant de la couche superficielle (D₁) et elle se vide par débordement dans l'horizon profond (D₃).

Enfin, l'eau contenue dans le troisième horizon (CAW₃, [Eq. 3.22]) est renouvelée en fonction des flux par gravité (principe de débordement). L'horizon profond correspond à un réservoir de stockage connecté à l'horizon intermédiaire en période culturale et à l'horizon superficiel en période de sol nu. L'eau excédentaire est définitivement perdue.

Lorsqu'ils sont activés, les flux diffusifs (Φ_{XY}, [Eq. 3.9]) permettent des transferts entre les horizons pouvant aller dans les deux sens.

$$CAW_1(j) = CAW_1(j-1) + RIEF(j) - E(j) - T(j) * tpf - D_1 \pm \Phi_{12} \quad [Eq. 3.20]$$

$$avec \ RIEF = \max \{(R + I) - \min \{(R + I) * FC, ET_0\}, 0\}$$

$$CAW_2(j) = CAW_2(j-1) + D_1 - D_2 - T(j) * (1 - tpf) \pm \Phi_{12} \pm \Phi_{23} \quad [Eq. 3.21]$$

$$CAW_3(j) = CAW_3(j-1) + D_2 - D_3 \pm \Phi_{23} \quad [Eq. 3.22]$$

3.3. Le module d'irrigation automatique

Le modèle intègre un module d'irrigation automatique permettant de déclencher l'apport d'une dose d'irrigation (D_i) lorsque le stress hydrique (Ks) est inférieur à 1. Cela se produit lorsque l'humidité relative (RH_{tot}) atteint un seuil critique (Dft) [Eq. 3.16 à Eq. 3.18]. L'irrigation peut être utilisée comme une donnée d'entrée du modèle (fonctionnement en mode « forcé ») ou bien déclenchée en fonction du niveau de stress hydrique de la culture (fonctionnement en mode « automatique »).

La période d'irrigation débute au jour d'émergence (D_0) et se poursuit jusqu'au début de la sénescence (c'est-à-dire quand SMT atteint S_{TT}). A partir de cette date, le modèle peut encore déclencher des irrigations seulement si le temps entre le début de la sénescence et la récolte est supérieur à un certain nombre de jours définis par le paramètre l_{end} .

3.4. Couplage avec le modèle SAFY

Le lien avec le modèle SAFY est établi grâce au paramètre de stress hydrique (K_s), utilisé pour limiter la production de biomasse [Eq. 3.23]. Dans SAFY-FAO, contrairement au modèle SAFY, le stress hydrique est découplé de la ELUE. Le lien entre la $ELUE_{SAFY}$ et la $ELUE_{SAFY-FAO}$ est décrit dans [Eq. 3.24].

$$\Delta_{DAM} = ELUE * F_T(T_a) * K_s * APAR \quad [Eq. 3.23]$$

$$ELUE_{SAFY} = ELUE_{SAFY-FAO} * K_s \quad [Eq. 3.24]$$

Nous procédons en deux étapes successives. Premièrement, nous utilisons le modèle SAFY pour optimiser les 16 paramètres relatifs au GAI (voir [Tableau 3-1](#)). Ensuite, tout ou partie de ces paramètres sont forcés dans le modèle SAFY-FAO qui est alors utilisé pour simuler les besoins et consommations en eau des parcelles, suivant deux cas de figure présentés ci-après.

- **Forçage de la ELUE**

Dans un premier temps, considérant que les parcelles irriguées sont très peu impactées par le stress hydrique, nous avons décidé de conserver dans SAFY-FAO les valeurs de tous les paramètres obtenus avec SAFY (voir [Tableau 3-1](#)), y compris ceux définissant la ELUE à savoir $ELUE_p$ et PMI. Cette méthode a été utilisée pour les résultats présentés dans la publication portant sur des parcelles de maïs irriguées. Le forçage de la ELUE a permis de réduire de façon significative le temps de simulation.

- **Re-optimisation de la ELUE**

Dans un second temps, la calibration de la ELUE dans SAFY-FAO s'est avérée nécessaire, particulièrement pour les parcelles non irriguées pour lesquelles le stress hydrique peut être important ($K_s \ll 1$). Nous avons donc dans ce cas choisi de recalibrer uniquement le paramètre PMI. Les autres paramètres de SAFY ont été forcés dans SAFY-FAO.

Dans ce chapitre, nous avons donc utilisé l'une ou l'autre de ces deux méthodes (ELUE forcée ou recalibrée) selon le type de parcelles (parcelles irriguées ou non).

4. Résultats soumis - Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high resolution satellite imagery (*Agricultural Water Management*)

Marjorie Battude^{*1}, Ahmad Al Bitar¹, Aurore Brut¹, Tiphaine Tallec¹, Mireille Huc¹, Jérôme Cros¹, Jean-Jacques Weber², Ludovic Lhuissier², Vincent Simonneaux¹, Valérie Demarez¹

¹ CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

² Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne (CACG), Tarbes, France

* Corresponding author: marjorie.battude@cesbio.cnes.fr, Tel.: +33.5.61.55.85.78

4.1. Introduction

Agriculture is by far the main consumer of fresh water with about 70% of all withdrawals devoted to irrigation (UNESCO, 2015). With the multiplication of extreme weather events, irrigation has become essential to ensure a reliable, stable and profitable production. In a world where population is constantly increasing and with high climate extremes, a big challenge for agriculture will be to maintain a sufficient level of crop production while reducing the amount of water used, and therefore to increase its use efficiency (Kijne et al., 2003). Indeed, an important amount of water allotted to irrigation is not efficiently used by the crops (Smith et al., 1992). This naturally leads the scientific community to work on management tools to both ensure food security and meet environmental issues.

The present study was conducted in the south west of France on irrigated maize fields. In this region, maize crop (*Zea mays*) represents 60% of irrigated lands, consuming 70 to 80% of whole irrigation water (around $250.10^6 \text{ m}^3/\text{year}$).

Several agronomical crop models are developed to assess specific agronomical needs like grain yield or irrigation demand prediction (e.g. DSSAT (Jones et al., 2003), STICS (Brisson et al., 2003)). However, if such crop models are quite suitable for monitoring plant development at the field scale and for testing new varieties, their implementation over larger areas is often limited by the availability or uncertainty associated to the input data. To overcome these difficulties, a widely used solution is to integrate satellite observations into semi-empirical crop models (see Dorigo et al., 2007 for review). Halfway between complex and empirical approaches, these models combine the descriptions of the main biophysical processes and simple empirical parameterizations (e.g., AquaCrop (Steduto et al., 2009), AqYield (Constantin et al., 2015), GRAMI (Maas, 1992), Pilote (Mailhol et al., 1997), PolyCrop (Nana et al., 2014), SAFY (Duchemin et al., 2008 ; Battude et al., 2016)).

This approach combining remote sensing data and crop models has been made possible by the development of new sensors providing high resolution images, necessary to an accurate vegetation monitoring, and has been particularly popular for the monitoring of water resources and irrigation water supplies at the regional scale (Duchemin et al., 2006 ; Zwart et al., 2010 ; Droogers et al., 2010 ; Saadi et al., 2015 ; Toureiro et al., 2016). Most of the models among the previously cited studies did not allow to estimate both the water needs and supplies, the biomass production and yields.

In a previous study, Battude et al. (2016) proposed a remote sensing driven approach to estimate the maize biomass production and yield for both irrigated and rainfed fields. An original methodology was developed specifically for large areas with a limited use of *in situ* information. In that purpose, we used a quite simple semi-empirical model, the SAFY (i.e. Simple Algorithm For Yield estimates) model (Duchemin et al., 2008) driven by high spatial and temporal resolution images, which is able to take into account the dynamic of vegetation without requiring information about soil characteristics. This last study led to a new formalism of the Effective Light Use Efficiency (*ELUE*) and the Specific Leaf Area (*SLA*) that was implemented in the original version of the SAFY model. Results revealed that the new version of the model improves yield estimates both at field scale (RRMSE = 13.7%) and at regional scale (RRMSE = 5%). However, this new version of the model did not include a water balance module and, thus, did not give access to the crop water needs and supplies which knowledge is essential in a context of water management.

The original version of the SAFY model had already been coupled with FAO methods on rainfed wheat crops (Duchemin et al., 2015) and had led to good estimates of biomass, ET_{ca} and soil water content. We thus coupled the new version of the SAFY model with the FAO-56 method and a sub-module simulating irrigation in which irrigation events are triggered according to the water stress level of the crop, in order to simulate both biomass production and water needs and supplies.

Even though the FAO-56 methods are sometimes questioned, they remain the most commonly approach used for the estimation of crop evapotranspiration from field to global scales (Pereira et al., 2015) due to their relative simplicity. Indeed, the method allows estimating optimal crop Evapotranspiration (*ET_c*) with a crop coefficient (*K_c*) applied to the reference evapotranspiration (*ET₀*). Such approach overcomes the difficulties encountered with direct measurements (e.g. *Eddy-Covariance*, *Bowen ratio energy balance*, *lysimeters*) for which applications are restrained to field scale because of the heavy and costly needed investment. The accurate estimation of actual crop Evapotranspiration (*ET_{ca}*) over large areas is essential to improve water resource management.

Given their strong impact on ET_{ca}, the crop coefficient and the plant water availability must be correctly estimated which is one of the major difficulties of the application of the FAO approach over large areas. Indeed, the standard crop coefficient method based on tabulated values implies « standard conditions » that do not vary from field to field and that are not actual most of the time. As crop characteristics correlate well with spectral

reflectances, numerous studies aimed at developing empirical relationships between K_c and remote sensing data that allowed improving ET_{ca} estimates and irrigation scheduling (Bausch et al., 1987 ; Neale et al., 1990 ; Hunsaker et al., 2003 ; Glenn et al., 2011).

Beside the importance of an accurate estimation of K_c , the knowledge of the soil water Storage Capacity (SC) is also useful as it is a widely used concept for a large panel of models. This integrative value relies on the knowledge of soil properties that are rarely available over large areas. Moreover, sensitivity analyses have demonstrated the large impact of uncertainty of the SC values on yield estimates (Pachepsky and Acock, 1998 ; Lawless et al., 2008) or on the soil hydraulic characteristics (Baroni et al., 2010).

The objectives of this study were twofold. First, we aimed at reproducing the seasonal dynamics of ET_{ca} and total irrigation depth over large areas and various contrasted climatic years. For that, we used a water balance crop model combined with high spatial and temporal resolution remote sensing data. Second, we evaluated the impact of the use of several sources of soil water storage capacity (SC) and crop coefficient (K_c) on simulated ET_{ca} and total irrigation depths.

4.2. Material and Methods

4.2.1. Model description

In this study, we used the SAFY-FAO model. This model combines the SAFY crop model (Duchemin et al., 2008 ; Battude et al., 2016) with a water balance model proposed by the FAO-56 method (Allen et al., 1998) and a sub-module simulating irrigation events, hereafter referred to as « automatic irrigation module ».

The SAFY-FAO model simulates the dynamics of Green Area Index (GAI in $m^2.m^{-2}$, ratio of the photosynthetically active plant area, without organ distinction, per meter square ground; Baret et al., 2010), Dry Aboveground Mass (DAM in $g.m^{-2}$), actual crop Evapotranspiration (ET_{ca} in $mm.day^{-1}$) and Current Available Water (CAW in mm) in three soil layers (i.e. top, intermediate and deep) at a daily time step from a date of plant emergence (D_0). It can be run in two different ways: using the real irrigation supplies (forced mode) or activating the automatic irrigation module (automatic mode).

Remotely sensed GAI and green cover fraction ($FCOVER$), incoming global radiation (R_g in $MJ.m^{-2}$), air temperature (T_a in $^{\circ}C$), reference evapotranspiration (ET_0 in $mm.day^{-1}$), precipitation and irrigation (in the forced mode case) are used as inputs. ET_0 is derived from climatic parameters according to the Penman-Monteith equation recommended by FAO (Allen et al., 1998), which is adapted for a hypothetical grass reference surface.

The GAI (in $m^2.m^{-2}$) is simulated by the SAFY crop model (Duchemin et al., 2008). In the present study, we used the new formulation of vegetation dynamics proposed in Battude et al. (2016). This new version of the SAFY model includes sixteen parameters (Tableau 3-1)

allowing the seasonal variation of the Specific Leaf Area (SLA in $m^2.g^{-1}$) and the Effective Light Use Efficiency ($ELUE$ in $g.MJ^{-1}$) (see Battude et al., 2016 for details).

The SLA is defined as the ratio of leaf area to dry mass and it allows converting daily leaf mass production into daily leaf area growth. The SLA increase with time is due to the increase of leave thickness during the plant growth. The $ELUE$ corresponds to the plant efficiency to convert radiation into aboveground biomass. The rise of $ELUE$ during the plant growth is due to several processes and be mainly associated with the change of the root-shoot ratio (Amos and Walters, 2006).

The biomass production (Δ_{DAM} , [Eq. 3.25]) is based on the Monteith's light-use efficiency theory (Monteith, 1972). It depends on the effective light-use efficiency ($ELUE$), on a stress factor (F_T) being function of the daily air temperature (Ta) and on the daily photosynthetically active radiation absorbed by canopy ($APAR$ in $MJ.m^{-2}$), and is limited by the water stress coefficient (Ks).

The Ks ([Eq. 3.26]) daily value varies from 0 (complete stress) to 1 (no stress) and depends on a critical humidity parameter (Dft , for « Transpiration reduction coefficient ») and on the soil maximal relative humidity (RH_{tot}). The RH_{tot} ([Eq. 3.27]) depends on the relative humidity of the two first layers (RH_1 and RH_2), those in which the roots develop.

The relative humidity of a soil layer (RH_x , [Eq. 3.28]) corresponds to the ratio between the current available water in the soil layer (CAW in mm) and its water storage capacity (SC in mm).

SC ([Eq. 3.29]) depends on the soil layer thickness (SLT_x in mm) and on the water content at field capacity (H_{fc} in $m^3.m^{-3}$) and at wilting point (H_{wp} in $m^3.m^{-3}$). The SLT of the intermediate layer (SLT_2 in mm) increases with the root depth (RD in mm , [Eq. 3.30]), constrained by the soil maximal depth (SD in mm) and depending on the air temperature (Ta in $^{\circ}C$), the minimal temperature for growth ($Tmin$ in $^{\circ}C$), the Ks coefficient and the root growth rate (Vpr in $mm.^{\circ}C$).

$$\Delta_{DAM} = ELUE * F_T(Ta) * Ks * APAR \quad [Eq. 3.25]$$

$$Ks = \min \left\{ 1 - \frac{RH_{tot} - Dft}{-Dft}, 1 \right\} \quad [Eq. 3.26]$$

$$RH_{tot} = \max\{RH_1, RH_2\} \quad [Eq. 3.27]$$

$$RH_x = CAW_x / SC_x \quad [Eq. 3.28]$$

$$SC_x = (H_{fc} - H_{wp}) * SLT_x \quad [Eq. 3.29]$$

$$RD_{(j)} = \min\{RD_{(j-1)} + \max\{Ta - Tmin, 0\} * Ks * Vpr, SD * 0.9\} \quad [Eq. 3.30]$$

	Name	Notation	Unit	Value	Data Sources
SAFY MODEL PARAMETERS	Climatic efficiency	ε_c	-	0.48	Literature (Varlet Grancher et al., 1982)
	Temperature for growth	$T_{min}, T_{opt}, T_{max}$	°C	8-30-45	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Polynomial degree	β	-	2	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Light-interception coefficient	K_{ext}	-	0.65	Literature (Cavero et al., 2000)
	Harvest index	HI	-	0.5	Literature (Steduto et al., 2012)
	Initial specific leaf area	SLA_0	$m^2.g^{-1}$	[0.024 ; 0.032]	Optimized using GAI (Battude et al., 2016)
	Leaf thickness coefficient	LTC	-	[-1.3e-05 ; -9e-06]	Optimized using GAI (Battude et al., 2016)
	Potential effective light-use efficiency	$ELUE_p$	$g.MJ^{-1}$	[7 ; 11]	Optimized using GAI (Battude et al., 2016)
	Plant maturation index	PMI	-	[-260 ; -300]	Optimized using GAI (Battude et al., 2016)
	Day of plant emergence	D_0	day of year	L1 +/-20j	Logistic function (Battude et al., 2016)
	Sum of temperature for senescence	S_{TT}	°C	SMT(L3 +/-20j)	Logistic function (Battude et al., 2016)
	Partition-to-leaf function : par a	Pl_a	-	[0.05 - 0.5]	Literature (Claverie et al., 2012)
	Partition-to-leaf function : par b	Pl_b	-	-	linked to Pl_a (Battude et al., 2016)
SOIL	Rate of senescence	RS	°C.day ⁻¹	-	linked to S_{TT} (Battude et al., 2016)
	Soil top layer thickness	SLT_1	m	0.1	Literature (FAO-56 Allen et al., 1998)
	Soil maximal depth	SD	m	Measured	Measurements or Soil Map
	Humidity at field capacity	H_{fc}	$m^3.m^{-3}$	Measured	Measurements or Soil Map
	Humidity	H_{wp}	$m^3.m^{-3}$	Measured	Measurements or Soil

	at wilting point				Map
	Evaporative reduction coefficient	β	-	0.94	Calibrated (ETca meas.; bare soil period)
VEGETATION	Maximal transpiration coefficient	$K_{cb_{max}}$	-	1.15	Literature (FAO-56 Allen et al., 1998)
	Exponent of the transpiration	E_{trp}	-	0.34	Calibrated (ETca meas.; non-stressed vegetation period)
	Transpiration reduction coefficient	D_{ft}	-	0.45	Literature (FAO-56 Allen et al., 1998)
	Root growth rate	V_{pr}	$m.^{\circ}C^{-1}$	0.0015	Literature (STICS Brisson et al., 2003)
IRRIGATION	Irrigation depth	D_i	mm	30	Agricultural practices
	Number of days before harvest for irrigation ending	I_{end}	day of year	45	Agricultural practices

Tableau 3-1: List of the 27 parameters of the crop model (i.e. 16 for the SAFY model, 9 for the water balance module and 2 for the automatic irrigation module) with their initial value or range and the source of data.

The water balance model includes nine parameters that can be related to soil characteristics (H_{fc} , H_{wp} , SD , SLT_1 , β) or vegetation characteristics (Vpr , Kcb_{max} , E_{trp} , Dft) (Tableau 3-1). Only vertical water transfers are taken into account and surface runoff is neglected. ETca calculation is based on the dual-crop coefficient FAO-56 method, splitting the Kc parameter into Ke (i.e. soil water evaporation coefficient) and Kcb (i.e. basal crop coefficient) [Eq. 3.31 and Eq. 3.33] (Allen et al., 1998), the Ks being as defined previously.

Soil evaporation (E , [Eq. 3.31]) depends on the reference evapotranspiration (ET_0) and on the Ke coefficient. The Ke ([Eq. 3.32]) is function of the green cover fraction ($FCOVER$), the top soil layer relative humidity (RH_1) and limited by a β function. Unlike Duchemin et al. (2015), the $FCOVER$, useful for the calculation of evaporation [Eq. 3.32], is estimated with the BVNet tool (see Section 4.2.5 « Remotely sensed GAI and $FCOVER$ »).

Plant transpiration (T , [Eq. 3.33]) depends on the Kcb , the ET_0 and the Ks as defined previously. The Kcb ([Eq. 3.34]) involved in the transpiration process is related to the GAI; the Kcb_{max} corresponding to the maximal transpiration coefficient and the E_{trp} being the exponent of the transpiration. Soil evaporation (E) is calculated according to the relative humidity of the top soil layer (RH_1) [Eq. 3.31 and Eq. 3.32], whereas both top and intermediate layers are used for the computation of the plant transpiration (T) [Eq. 3.33, Eq. 3.26 and Eq. 3.27]. Soil diffusive fluxes are simulated with [Eq. 3.35].

$$E = ET_0 * Ke \quad [Eq. 3.31]$$

$$Ke = (1 - FCOVER) * (1 - (1 - RH_1)^\beta) \quad [Eq. 3.32]$$

$$T = ET_0 * Kcb * Ks \quad [Eq. 3.33]$$

$$Kcb = Kcb_{max} (1 - e^{-E_{trp} * GAI}) \quad [Eq. 3.34]$$

$$\Phi_{xy} = K_{dif} * \left(\frac{H_x - H_y}{H_{fc}} \right)^{E_{dif}} \quad [Eq. 3.35]$$

When activated, the automatic irrigation module triggers an irrigation event at a fixed depth determined by the D_i parameter, when the Ks coefficient is lower than 1. This happens when the relative humidity (RH_{tot}) reaches a defined threshold (Dft) [Eq. 3.26]. The simulated irrigation is then used as an input into the SAFY-FAO model. The period when irrigation can be triggered ranges from the plant emergence until the beginning of the senescence phase (i.e. *when the sum of temperature reaches a growing degree day threshold called S_{TT} , in °C*). After that day, irrigations are allowed only if the time before harvest is higher than a specific number of days defined by I_{end} parameter.

4.2.2. Study area

The study was carried out in the south west of France, near Toulouse (Figure 3-4). We focused on two departments (i.e. *division of the French territory according to administrative boundaries*): Haute-Garonne and Gers. The climate is temperate mild, with rainy springs and warm and dry summers (temperature often exceeding 35°C). The Haute-Garonne department is characterized by a wide plain stretching across the north and a mountainous region in the south that is a part of the Pyrenean range. The Gers department is characterized by hilly landscapes. Half of Haute-Garonne and up to 70% of Gers are covered by agricultural land. Haute-Garonne and Gers are respectively covered by about 20 000 ha and 48 000 ha of irrigated maize. In the study area, maize fields are sown from mid-April to early June, and harvest takes place from mid-August (mainly for silage maize) to late October.

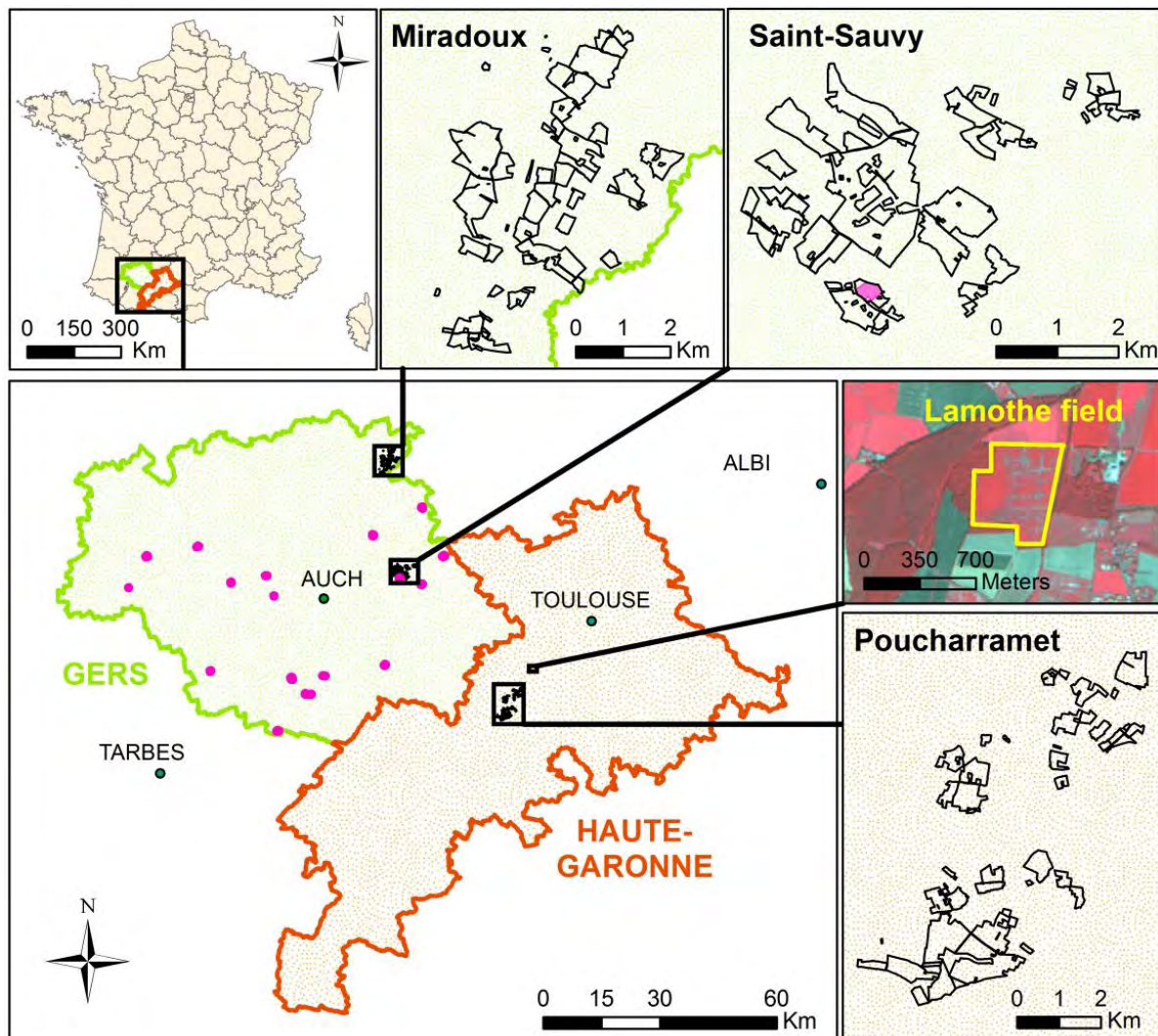


Figure 3-4: Location of the study area. Haute-Garonne and Gers departments are in orange and green, respectively. The « Lamothe » (LAM) experimental field is in yellow. Pink points represent the 18 maize fields and black region of interest represent the three irrigated zones (Miradoux, Saint-Sauvy and Poucharramet).

4.2.3. Dataset over the LAM field

4.2.3.1. Site description

The « Lamothe » experimental field (referred to as « LAM field ») was instrumented in 2005 to monitor vegetation growth, soil water dynamics, turbulent energy, water and CO₂ fluxes. This 32.2 ha site is located close to a river in a large valley (Figure 3-4). It belongs to an experimental farm managed by the Purpan Engineering School and takes part of the European research infrastructure « Integrated Carbon Observation System » (ICOS, [<https://icos-eco.fr/>]) and of the « Regional Spatial Observatory » (OSR, [<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/fr/osr.html>]).

The LAM field is characterized by an irrigated silage maize/rainfed winter wheat rotation. We used four years of data over maize in 2006, 2008, 2010 and 2012, which correspond to years when maize was sown. The LAM field has a homogenous clay (around 50% clay, 36% loam and 14% sand) deep soil (around 1.5 m), presenting a large water storage capacity. We used a mean value of 0.36 m³.m⁻³ for the volumetric water content at field capacity (H_{fc}) and 0.17 m³.m⁻³ for the wilting point (H_{wp}). We did not evaluate the automatic irrigation module over this field as irrigation practices were not representative of those usually done in the south west of France. Actual irrigation data were forced in the model instead.

4.2.3.2. Flux data

Turbulent fluxes of water vapour (actual crop Evapotranspiration, ET_{ca}) are measured continuously according to the Eddy-Covariance method (Moncrieff et al., 1997 ; Baldocchi, 2003 ; Aubinet et al., 2012). The flux tower was installed in the middle of the field and the Eddy-Covariance system set-up was designed in order to catch the turbulent fluxes from a representative area (*footprint*) of the whole crop plot. The height of the instruments (3.65 m) was chosen to be higher than crops at their maximum development and optimize the footprint area (Béziat et al., 2009). The Eddy-Covariance system combined a 3D sonic anemometer (CSAT3) with a high frequency infrared gas analyzer (LI-7500, 20 Hz). Flux calculation, filtering, quality controls and gap filling were performed following the CarboEurope-IP recommendations (Aubinet et al., 2012).

4.2.3.3. Meteorological data

The LAM field is equipped with a standard weather station. It provides measurements of air temperature, relative humidity, global and net radiations, wind speed and direction at 3.65 m height, precipitation and atmospheric pressure. The total precipitation during the four experimental maize seasons (*i.e. from date of emergence to harvest in 2006, 2008, 2010 and 2012*) was 118, 188, 173 and 125 mm, respectively. All flux and meteorological data were originally recorded and processed at half-hourly time step. The data were thus

integrated or averaged to obtain daily time scale estimates allowing the comparison with the model outputs.

4.2.3.4. Biomass destructive measurements

Dry Aboveground Mass (*DAM*) data were collected from LAM field with a destructive method during four maize growing seasons between 2006 and 2012 at the rate of five times a year. Each time, twenty plants were harvested within the footprint, dried at 55°C, during at least 72h, and then weighed.

4.2.4. Validation datasets: the 18 fields and 3 irrigated zones

A validation set of 18 maize fields (0.5 ha to 24 ha) have been monitored by the water manager (CACG, i.e. Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne) during the 2013 growing season. The CACG is in charge of irrigation recommendations to the farmers. All fields were located in the Gers department (Figure 3-4). The irrigation practices including dates and applied water depth (in mm) were recorded and provided by farmers. The total irrigation depth applied during the growing season (in mm) was calculated for each field and compared with the simulations (automatic irrigation module). Water is applied to all these fields with sprinkler irrigation systems.

Three irrigated zones (Miradoux, Saint-Sauvy and Poucharramet) (Figure 3-4) also monitored by the CACG have been used for the validation of the total irrigation depth. They correspond to associations of farmers sharing a global irrigation plan (hereafter referred to as « ASA » for « Authorised Syndical Association »). Poucharramet ASA's irrigated water supplies have been studied since 2006. Miradoux and Saint-Sauvy ASA's irrigated water supplies were studied for 2013 and 2014 growing seasons. Poucharramet, Miradoux and Saint-Sauvy ASA are respectively covered by about 450 ha, 165 ha and 135 ha of irrigated grain maize. For these three ASA, applied irrigation water comes from surface resource (rivers recharged either by lakes, canals or mountains' reservoirs depending on location). The water is collected in the river with a pumping station and then conveyed throughout the fields using a pipe network. Sprinkler irrigation systems are used in the three ASA.

Meteorological data over the area have been estimated by Météo-France using the mesoscale atmospheric analysis system SAFRAN (i.e. Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Adaptés à la Nivologie; Durand et al., 1993). This dataset includes air temperature at 2m above the ground (T_a), incoming global radiation (R_g), reference evapotranspiration (ET_0) and precipitation (P). ET_0 is derived from climatic parameters according to the Penman-Monteith equation recommended by FAO (Allen et al., 1998). The data are available every 6h over a 8 km spatial resolution grid. Vidal et al. (2010) performed an evaluation of SAFRAN data all over the French territory and found an RMSE ≈ 40 W/m² for R_g and an RMSE ≈ 0.6 °C for T_a . Data used to force the model (daily mean T_a , daily mean R_g , daily ET_0 and cumulated daily P) were calculated for each field over the study area, by

using the nearest grid point.

Soil characteristics of the fields (H_{fc} , H_{wp} and SD ; see [Tableau 3-1](#)) have been extracted from a soil map covering the two departments. This map (1/ 250 000) results from the IGCS (i.e. Inventaire, Gestion et Conservation des Sols) program, provided by GisSol (i.e. Groupement d'intérêt scientifique Sol) group [<https://www.gissol.fr/legis/programmes/inventaire-gestion-et-conservation-des-sols-igcs-67>], and reports the main structural units of the area. The database related to the map provides for each class the soil depth and the percentage of clay, silt and sand. Soil texture was found using the French « Aisne » soil texture triangle ([Jamagne et al., 1977](#) ; [Baize and Jabiol, 1995](#)). The volumetric water contents at field capacity (H_{fc}) and at wilting point (H_{wp}) were retrieved through the use of a class pedotransfer function ([Bruand et al., 2003](#)). For the 18 maize fields, the soil depth (SD) extracted from the map was compared to those provided by farmers. The impact of SD on the simulated total irrigation depth is presented in the results section.

4.2.5. Remotely sensed GAI and FCOVER

The Green Area Index (GAI in $m^2.m^{-2}$) and green cover fraction ($FCOVER$) time series were estimated from several high spatial and temporal resolution optical images ([Figure 3-5](#) and [Figure 3-6](#)) using the BVNet tool (i.e. Biophysical Variables neural NETWORK, [Weiss and Baret, 1999](#) ; [Weiss et al., 2002](#)). BVNet enables the estimation of biophysical variables (GAI , $FAPAR$ and $FCOVER$) from the inversion of the radiative transfer model PROSAIL ([Baret et al., 1992](#)) using artificial neural network. The BVNet tool uses the Green, Red and NIR spectral bands, and the SWIR band whenever available. It computes GAI taking into account the spectral and directional characteristics (illumination and viewing angles) of the remote sensing data.

Formosat-2 (8 m resolution, daily revisit) and SPOT (20 m, monthly revisit) data have been available since 2006 over the LAM field and Poucharramet ASA. In addition, other satellite datasets covering a larger area including the 18 fields, Miradoux ASA and Saint-Sauvy ASA have been available since 2013. We thus combined Landsat-8 (30 m, 16-day revisit), Deimos-1 (22 m, 3-day revisit) and the SPOT4-Take5 experiment (20 m, 5-day revisit) [<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/>] datasets. The combination of datasets permits to observe the whole maize growing seasons with a temporal resolution close to that provided by the Sentinel-2 data (A and B). The satellites have also been chosen for their high spatial resolution (30 m or less) which is an important criteria given the mean size of agricultural fields in the study area (approximately 20 ha). Details on the characteristics of sensors are given in [Battude et al. \(2016\)](#).

The remotely sensed GAI time series were used in the previous study ([Battude et al., 2016](#)) to calibrate the SAFY model in order to provide daily GAI and biomass production estimates. The GAI and $FCOVER$ were interpolated with a double logistic function (see [Battude et al., 2016](#)) providing daily time series used as inputs in the water balance module.

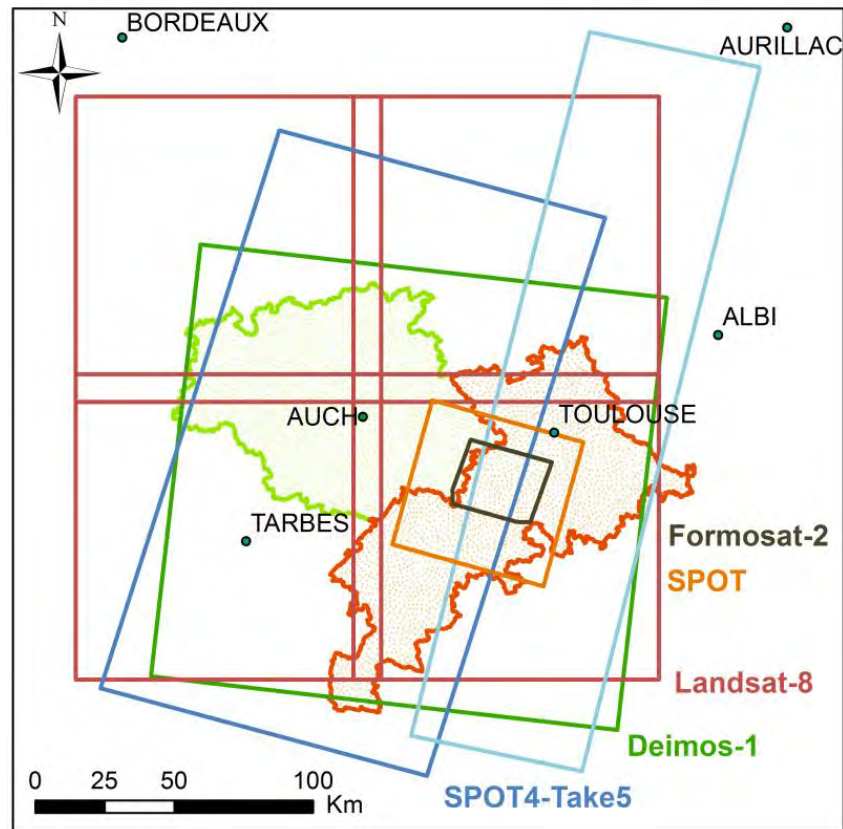


Figure 3-5: Location of the various image scenes (Formosat-2 in grey; SPOT in orange; SPOT4-Take5 in blue; Landsat-8 in red; Deimos-1 in green).

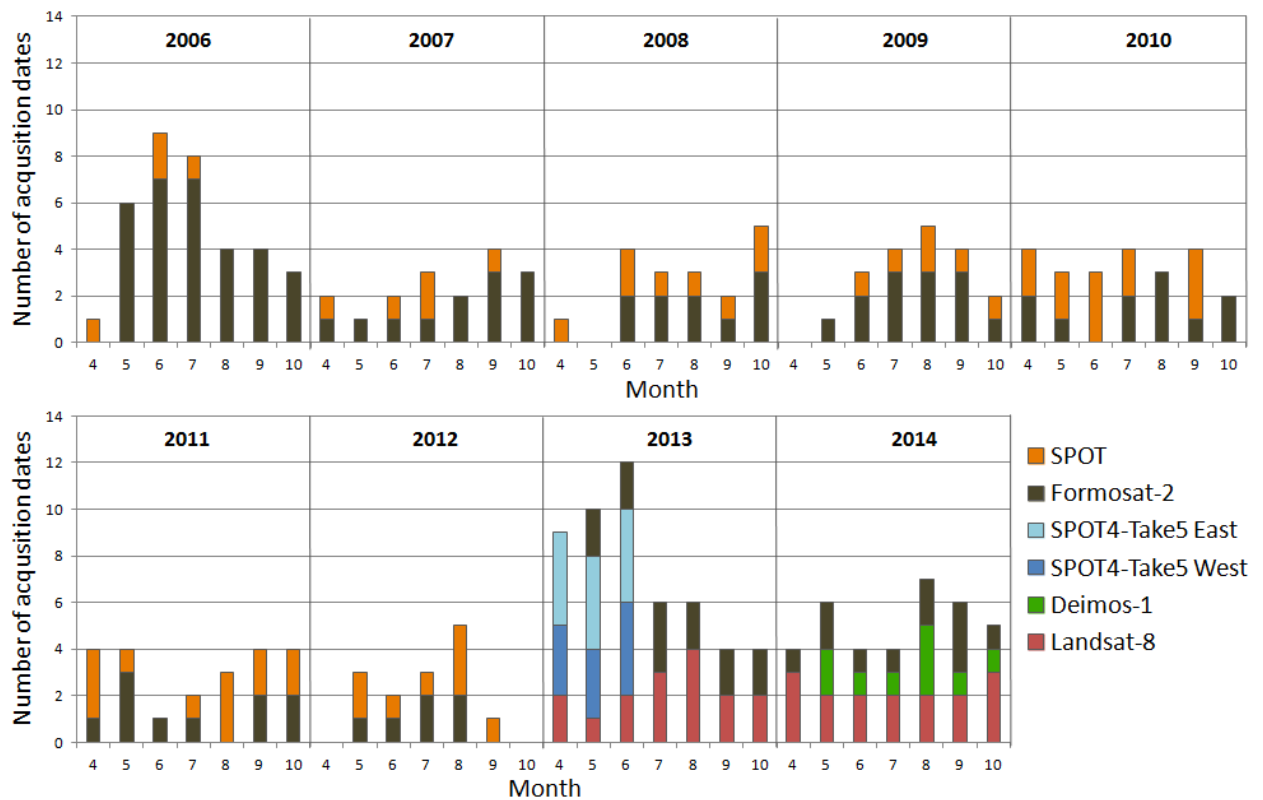


Figure 3-6: Schedule of images acquisitions for the different sensors. Only the maize growing periods (April to October) are displayed.

4.2.6. Calibration of model parameters

4.2.6.1. SAFY model parameters

We use the sixteen SAFY model parameters ([Tableau 3-1](#)) calibrated in the previous study (see [Battude et al., 2016](#)). Some parameters were fixed according to a literature review (ε_c , T_{min} , T_{opt} , T_{max} , β_0 , K_{ext} , HI) and the remaining ones (D_0 , Pl_a , Pl_b , RS , S_{TT} , SLA_0 , LTC , $ELUE_p$ and PMI) were optimized using the remotely sensed GAI time series. This calibration leads to daily simulated GAI and biomass.

4.2.6.2. Water balance model parameters

The nine water balance model parameters ([Tableau 3-1](#)) include five soil parameters (SLT_1 , SD , H_{fc} , H_{wp} and β) and four vegetation parameters (Kcb_{max} , E_{trp} , Dft and Vpr). Except for the surface layer thickness (SLT_1), the soil parameters needed for the definition of the storage capacity (H_{fc} , H_{wp} and SD) are field specific. They vary spatially and depend on the soil type. Their values are determined with *in situ* measurements or information extracted from the soil map (see [Section 4.2.4](#)). Kcb_{max} and Dft are fixed according to the FAO recommendations ([Allen et al., 1998](#)). The Vpr parameter is set according to the value used for maize crop in the STICS model ([Brisson et al., 2003](#)).

The remaining two parameters (β and E_{trp}) were calibrated using ET_{ca} measured by the Eddy-Covariance method. The calibration procedure was performed in two successive steps with a cost function based on the Root Mean Square Error (RMSE) computation ([Figure 3-7](#)). We firstly calibrated β over the bare soil period. Then, we calibrated E_{trp} over the non-stressed vegetation period (based on the calculation of the relative humidity (RH) of the two first soil layers). The calibration was done for each year. As the values of each parameter were quite similar whatever the year, we decided to use the four-year averaged value for each parameter. As simulation begins at 1st January, the soil water storage capacity is regarded as full at this date. Soil diffusive fluxes have not been taken into consideration.

4.2.6.3. Automatic irrigation module parameters

The irrigation parameters (D_i , I_{end}) values are set according to mean agricultural practices. When the « automatic mode » is activated, a 30 mm irrigation depth (D_i) is applied at each irrigation event. 45-day delay before harvest (I_{end}) is set for irrigation ending. If the irrigation depth exceeds the total soil water storage capacity, the excess water is removed from the original 30 mm amount and a lower irrigation depth is simulated by the model.

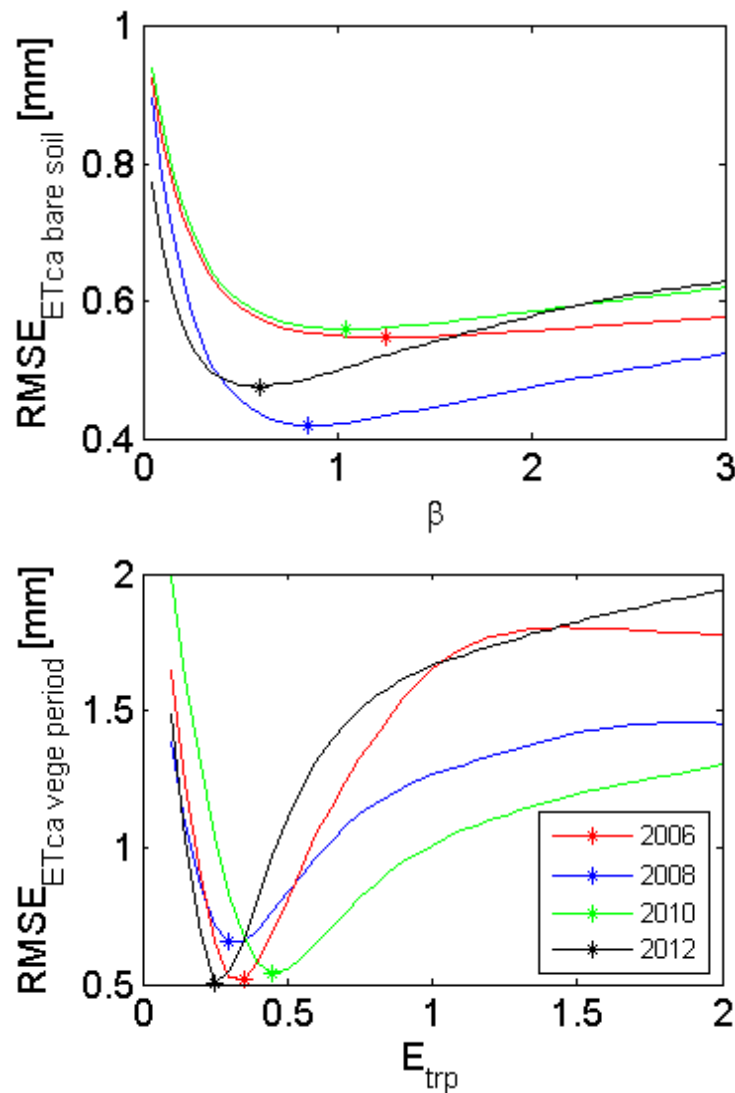


Figure 3-7: Calibration of β and E_{trp} parameters for the four studied years. The β parameter is calibrated on bare soil period measurements of ETca and the E_{trp} parameter is calibrated on non-stressed²¹ vegetation period ETca measurements.

4.2.7. Model evaluation

A four-year dataset of ETca was used to calibrate the model (i.e. calibration of β and E_{trp} parameters) and DAM destructive measurements were used for the validation. The 18 maize fields and three irrigated zones (ASA) were used to evaluate the automatic irrigation module, comparing the water supplies provided by the farmers with those simulated by the model. For the three ASA, the model was run over all maize fields located into the irrigated zone; irrigation depths were cumulated and the total depth for the growing season was thus compared to the data given by the water manager.

²¹ On conserve ici uniquement les périodes de végétation « non stressée », car on considère que le stress est déjà pris en compte via le GAI et la ELUE. Etant donné que nous travaillons sur une culture irriguée, les résultats sont toutefois similaires si l'on choisit d'étudier la période de végétation entière.

In this study, we compared ET_{ca} and total irrigation depths simulated using the standard crop coefficient method and those obtained using the remotely sensed K_{cb} (i.e. the K_{cb} estimated from the daily GAI simulated by SAFY, optimized using the remotely sensed GAI). We also used a soil map that provides the soil depth and the soil water content limits (field capacity and wilting point). Root depth is closely linked to soil depth and depth of water infiltration. This value affects the amount of water available and the number of irrigation events needed to reach the crop needs. Thus we evaluated the impact of the use of soil properties estimated from the soil map on ET_{ca} estimates and on total irrigation depths, comparing to results obtained using *in situ* estimates of the SC.

The model was run using the interpolated GAI estimated for each sampled area (i.e. LAM field, 18 fields or ASA) using the methodology presented in the previous study (Battude et al., 2016). The model evaluation was performed using several statistical criterions including correlation coefficient (R), bias, Root Mean Square Error ($RMSE$) and Relative Root Mean Square Error ($RRMSE$), calculated by dividing the $RMSE$ by the mean of the observed data.

4.3. Results and Discussion

4.3.1. Results over the LAM field: Evapotranspiration and Biomass

The dynamics of daily simulated GAI and DAM over the four maize growing seasons were respectively compared to remotely sensed GAI and *in situ* measurements of DAM performed over the LAM field. Results are presented in Figure 3-8. In this section, the model was run with the forced mode (i.e. using the total water supplies: rainfall and real irrigation). Results show an overall good adequacy of the GAI and DAM from the emergence date to the harvest for the four years. The DAM dynamics of the four years is correctly reproduced by the model ($R = 0.97$; $RRMSE = 23\%$).

ET_{ca} measurements performed over the LAM field during the four years according to the Eddy-Covariance method have been used for the calibration of two model parameters (β and E_{trp}). The daily simulated ET_{ca} was compared to these measurements. Results (Figure 3-9) show that the dynamics of ET_{ca} correlates well with measured values. The correlation analysis (Figure 3-10 a) shows a good linear relationship between measured and estimated values of ET_{ca} during the growing period ($R = 0.88$; $RRMSE = 20\%$).

We observe an overall underestimation of ET_{ca} before plant emergence and after harvest. These two periods correspond to bare soil in the model. However, if the model considers a total absence of vegetation, it may be actually different. Indeed, we found a delay between the actual emergence date and that observed by the remote sensors. Furthermore, some crop residues still cover the soil after harvest and they are not simulated

by the model. This can explain the observed underestimation of simulated ETca. However, the main goal is to accurately reproduce the ETca during the growing period in order to have good estimates of the plant water needs.

Focusing on the growing season, some discrepancies are observed, such as at the beginnings of the years 2008 and 2010, when the model underestimates the ETca. In both cases, it happens when FCOVER is lower than 0.5 and when no significant water supply (neither rain nor irrigation event) occurs for a long time (up to 1 month). During these periods, the simulated soil evaporation is underestimated.

The activation of the diffusive fluxes [Eq. 3.35 with $Edif = 1$ and $Kdif = 3.5$] helped to reduce the water scarcity in the top and intermediate soil layers and to increase ETca during these periods (see Figure 3-9). However, as the ratio between evaporation and transpiration decreases while the vegetation grows, the activation of diffusive fluxes did not change significantly the ETca estimates for the whole growing season. Given that the activation of diffusive fluxes would imply the calibration of two more parameters and that it did not bring significant improvement of the cumulative ETca values, we chose not to activate it for the following work.

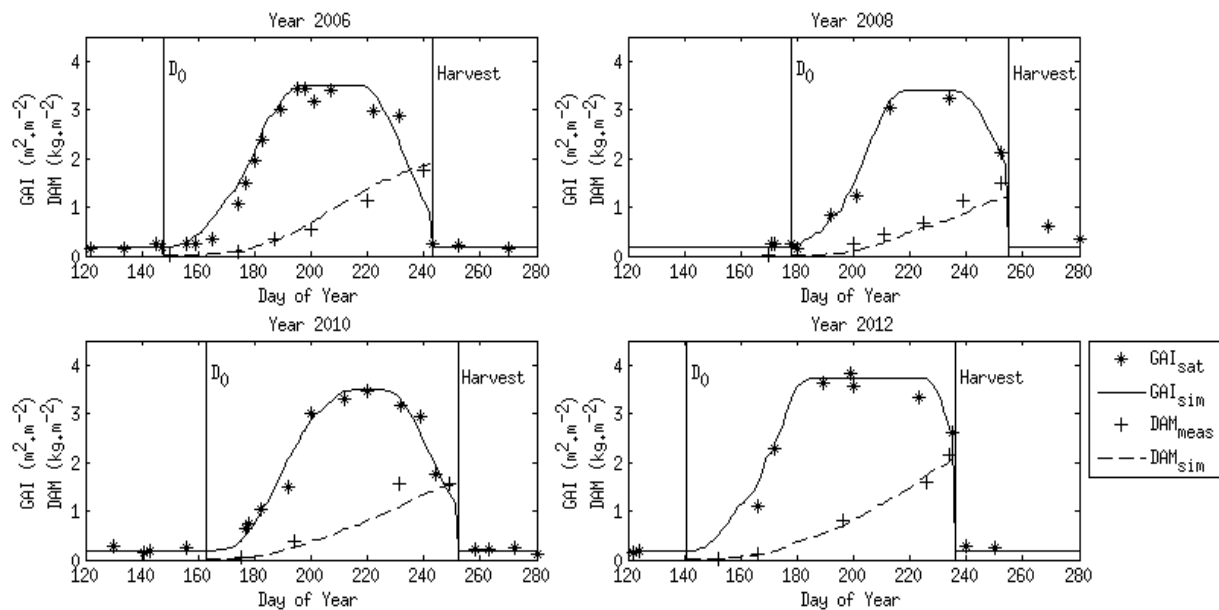


Figure 3-8: Dry Aboveground Mass (DAM) and Green Area Index (GAI) dynamics for the four maize growing seasons over the LAM field using the forced mode. Simulated GAI is compared to remotely sensed GAI (used for the model calibration) and simulated DAM is compared to *in situ* measurements.

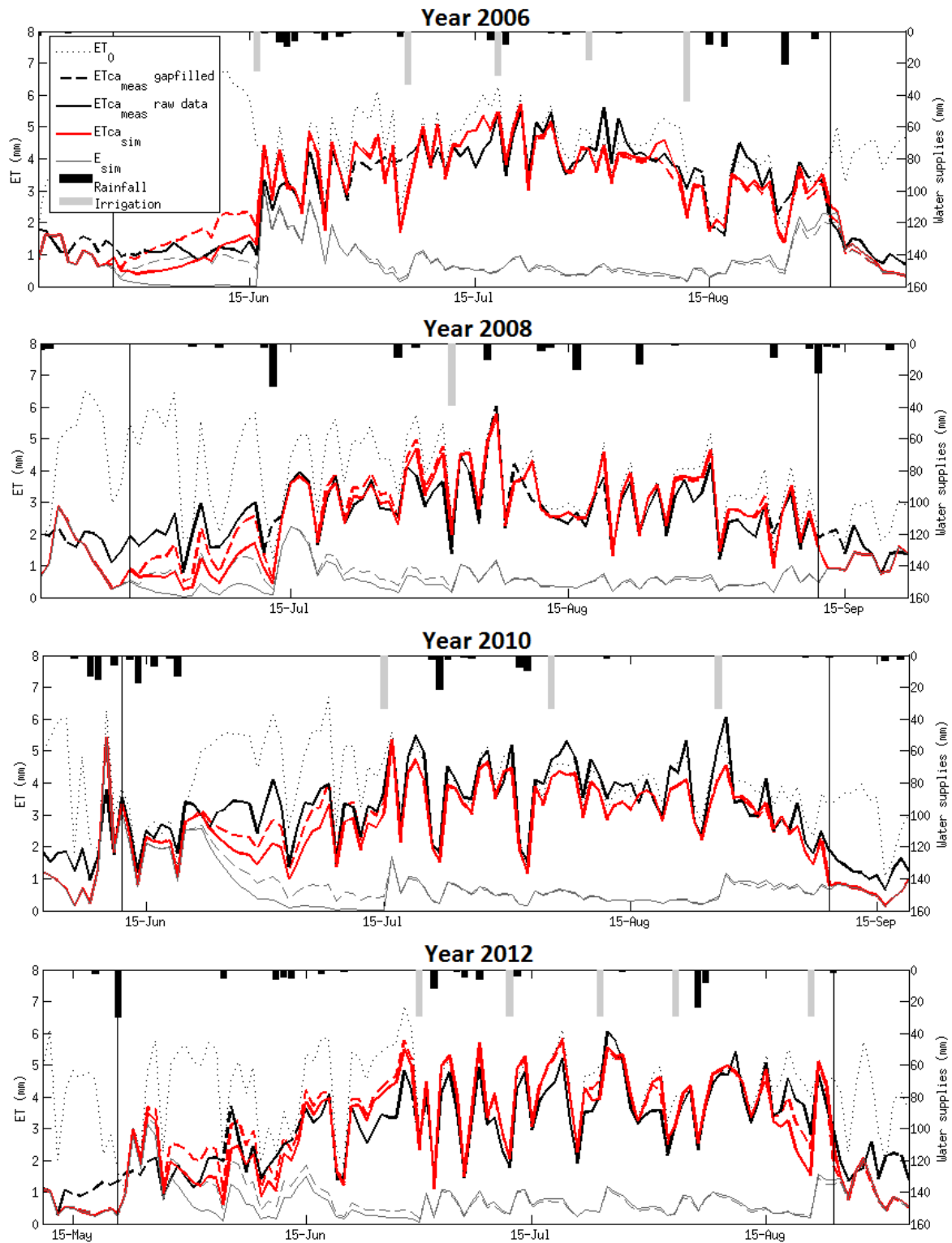


Figure 3-9: Comparison of measured (black line) and simulated (red line) actual crop Evapotranspiration (ET_{ca}) dynamics for the four maize growing seasons over the LAM field using the forced mode. Dotted line represents reference evapotranspiration (ET_0). Grey line is the simulated evaporation (E). Dashed red and grey lines represent the simulated ET_{ca} and E when activating the diffusive fluxes. The two vertical black lines correspond to the simulated emergence date and to the actual harvest date, respectively. ET_{ca} measurements have been used for the calibration of two model parameters (β and E_{trp}).

4.3.2. Effect of the use of the soil map and standard Kcb values on ETca estimates over the LAM field

Since measurements of soil characteristics (H_{fc} , H_{wp} and SD) are rarely available over large areas, we used a 1/250 000 soil map that was available over the whole study area. Its coarse resolution implies that the soil characteristics estimated from the map differ from local conditions. To evaluate the potential effects of this difference on ETca estimates, we ran the model over the LAM field using the soil characteristics provided by both the soil map and *in situ* data.

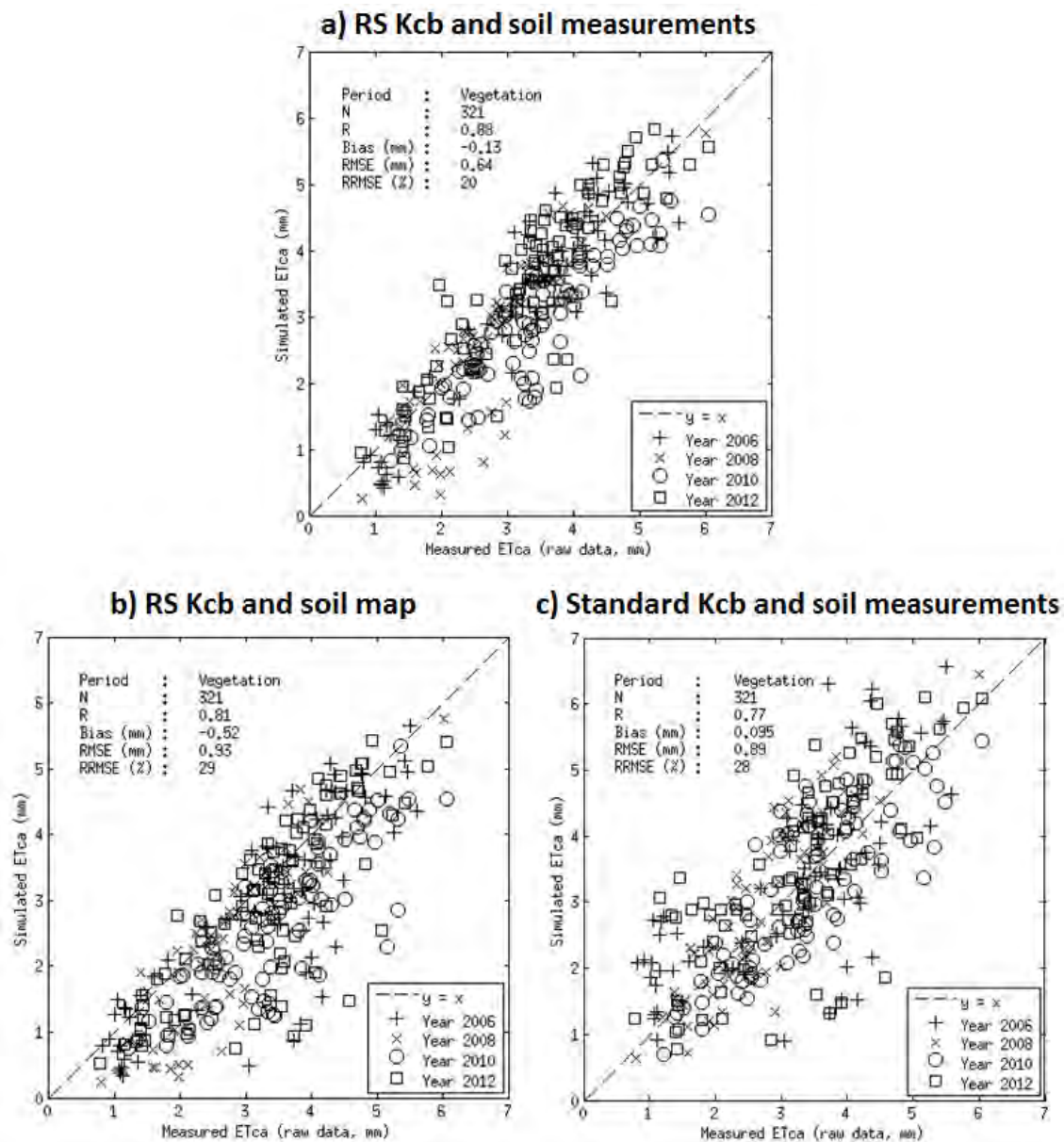


Figure 3-10: Comparison of measured and simulated daily ETca [mm] of maize for the four growing seasons (vegetation period) over the LAM field with the forced mode, when using a) the *in situ* soil depth and the remotely sensed (RS) Kcb, b) the map soil depth and the RS Kcb and c) the *in situ* soil depth and the standard Kcb.

The soil water storage capacity (SC) is equal to 285 mm using *in situ* measurements and 172.5 mm using the soil map. This difference led to a slight decrease and larger dispersion of ET_{ca} estimates when using the soil map (Figure 3-10 b) compared to the use of local soil measurements (Figure 3-10 a).

To estimate crop water needs, the CACG uses standard K_{cb} (i.e. basal crop coefficient) values based on the knowledge of the phenological stages of the crop under standard conditions (i.e. tables proposed by Arvalis - Institut du Végétal). This method presents two major limitations: the phenological stages are not accessible over large areas and « standard conditions » do not mean « actual conditions ».

As an alternative, we propose to estimate the K_{cb} from the daily GAI simulated by SAFY [Eq. 3.34] optimized using the remotely sensed (RS) GAI . The use of remotely sensed K_{cb} , hereafter referred to as « $RS K_{cb}$ », permits to access differences that might occur between fields as demonstrated by several studies (Bausch et al., 1987 ; Neale et al., 1989 ; Hunsaker et al., 2003 ; Glenn et al., 2011). We compared ET_{ca} estimates over the LAM field using both methods. Results (Figure 3-10 a and Figure 3-10 c) show that the use of the standard K_{cb} leads to poorer ET_{ca} estimates ($R = 0.77$ instead of 0.88; $RRMSE = 28\%$ instead of 20%).

4.3.3. Validation over 18 maize fields: total irrigation depth

The model was run by activating the automatic irrigation module over a set of 18 maize fields to evaluate its ability to trigger irrigations events according to the water stress level assessment. We used the $RS K_{cb}$ and the maximal soil depth (SD). SD was initialized using values provided by farmers. H_{fc} and H_{wp} parameters were extracted from the soil map.

Figure 3-11 a shows the comparison between the total irrigation depths provided by farmers during the growing season and those recommended by the model. Overall, despite an observed bias of 20 mm, the activation of the automatic mode resulted in a good reproduction of the farmers' practices in terms of total water amount ($R = 0.79$; $RRMSE = 18.8\%$). The negative bias can be explained by the fact that the model triggers irrigation when crop water stress occurs, while farmers are more careful and tend to irrigate before water stress occurs. In addition, farmers follow the advice of the water manager who calculates the crop water requirement using the standard K_{cb} and this method can potentially overestimate the water need.

4.3.3.1. Effect of the use of the soil map on the total irrigation depth

We then evaluated the impact of the use of the soil map on the simulated total irrigation depth over the 18 fields using the soil depth (SD) provided by the soil map and that provided by farmers. Figure 3-11 b shows an overall decrease of the amount of total irrigation depths when using the soil map compared to the use of local farmer-provided soil depth values (Figure 3-11 a) (bias of -55 mm instead of -20 mm). This occurs because the value of soil water storage capacity (SC) [Eq. 3.29] was larger using soil map: 150 mm on

average vs. 80 mm using farmers' data. As the SC is almost full at the plant emergence (only the first layer can be incomplete since evaporation occurs), the use of a higher value for SC leads to less water supplies.

4.3.3.2. Effect of the use of the standard Kcb values on the total irrigation depth

Finally, we looked at the total irrigation water supplies simulated over the 18 maize fields using the standard Kcb values. [Figure 3-11 c](#) shows that the use of the standard Kcb values led to a larger dispersion of the total irrigation depths compared to those obtained with RS Kcb ([Figure 3-11 a](#)) ($R = 0.68$ with standard Kcb instead of $R = 0.79$ with RS Kcb).

[Figure 3-12](#) shows the comparison of standard and RS Kcb time series for the 18 maize fields: the RS Kcb evolves in the same way as the simulated GAI, whereas the standard Kcb evolves gradually according to the phenological stages. Furthermore, we can see for some fields that the standard Kcb value is higher than the RS Kcb at the beginning of the growing season. This can lead to a higher estimation of crop water needs and thus increase the number of simulated irrigation events.

[Figure 3-13](#) shows the effect of the different Kcb estimates: standard Kcb values higher than RS Kcb (near day 200 and day 220) led to an increase of simulated water needs followed by two additional irrigations.

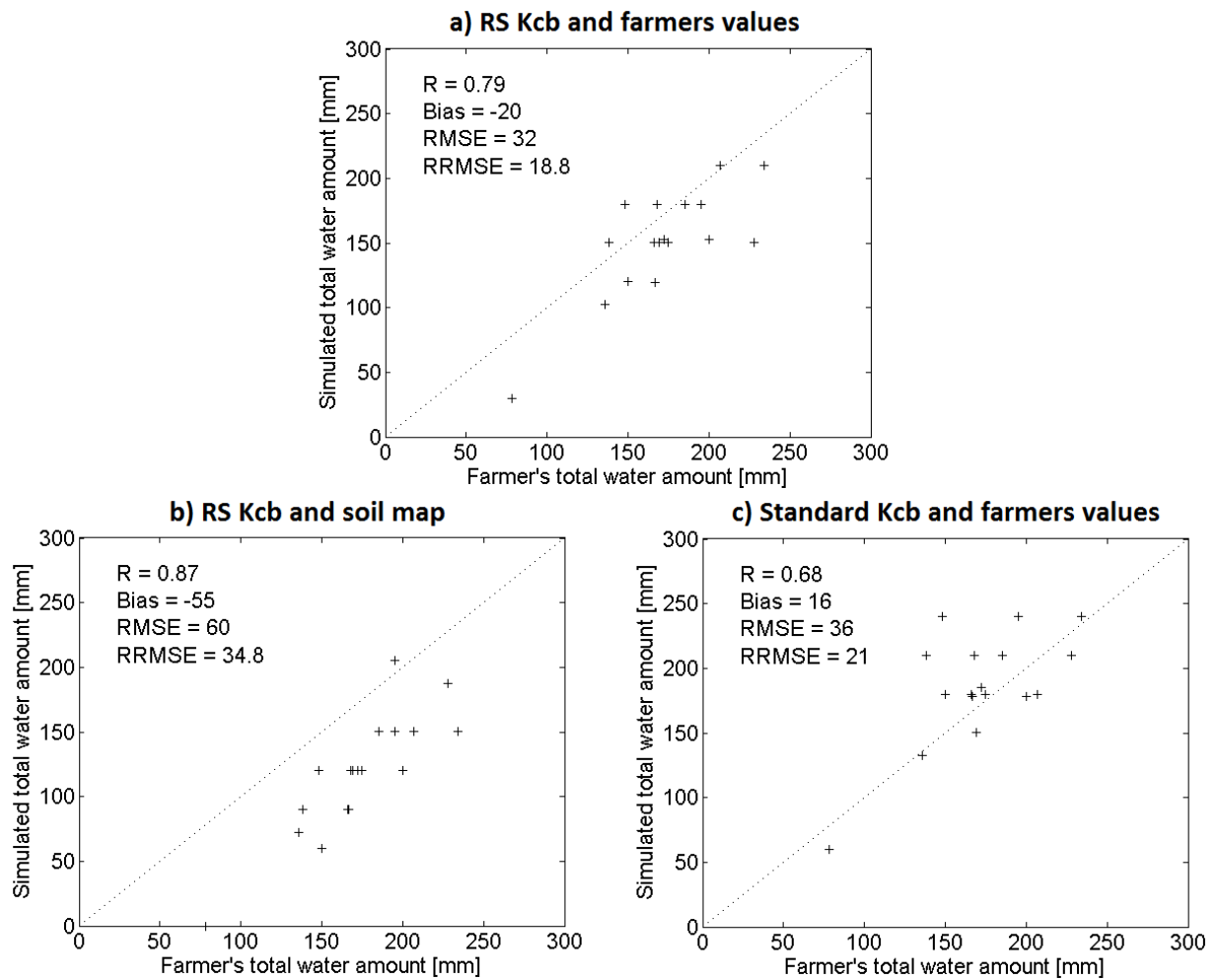


Figure 3-11: Comparison of total irrigation depth [mm] applied by farmers over 18 maize fields and the recommended irrigation of the combined SAFY-FAO model. For modeling we used a) *in situ* soil depth provided by farmers and RS Kcb, b) soil depth provided by the soil map and RS Kcb and c) *in situ* soil depth provided by farmers and standard Kcb.

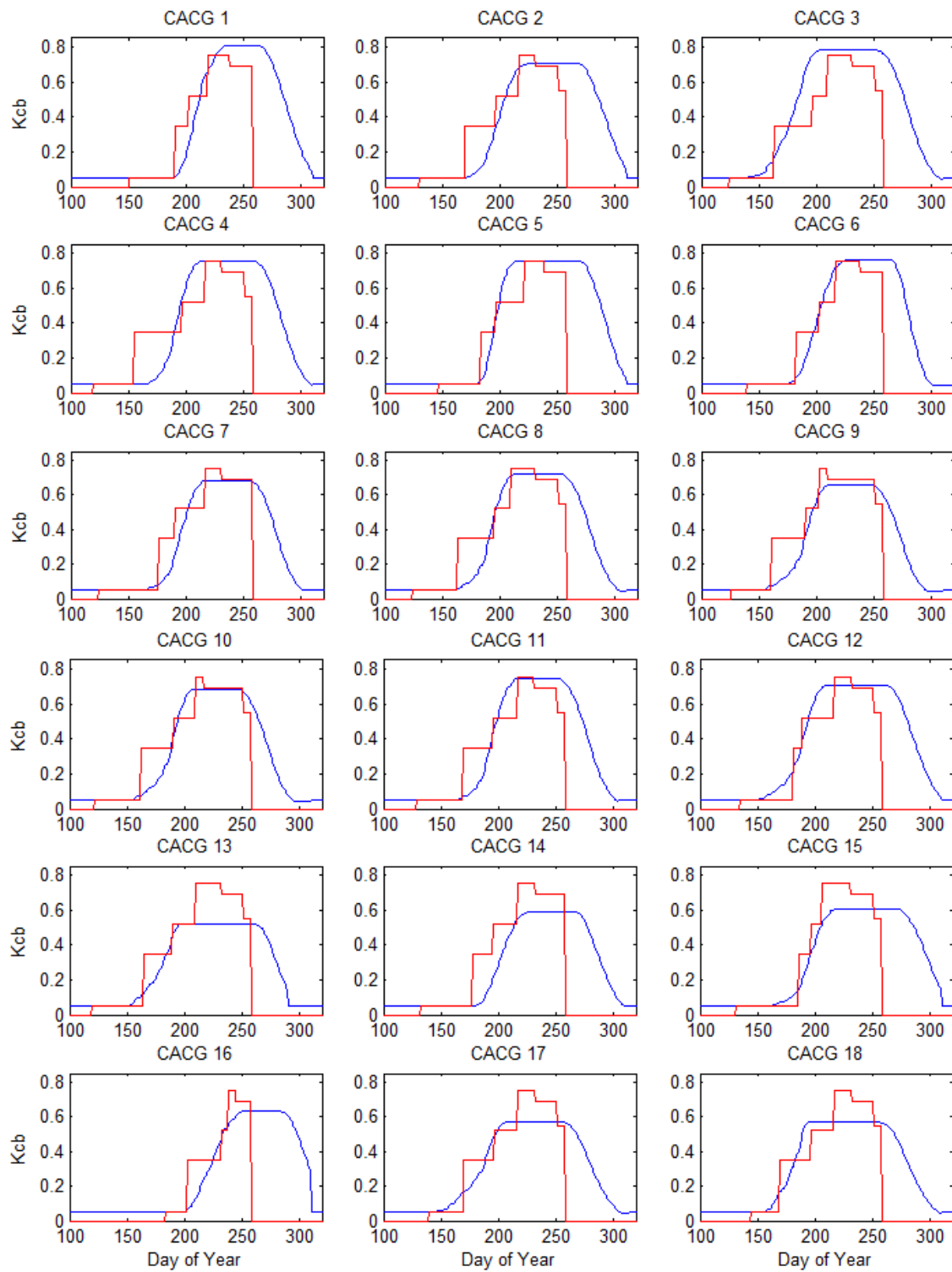


Figure 3-12: Comparison of standard Kcb (in red) and remotely sensed Kcb (in blue) for the 18 maize fields in year 2013. Standard Kcb ends in the middle of September, when the irrigation period ends (several weeks before harvest).

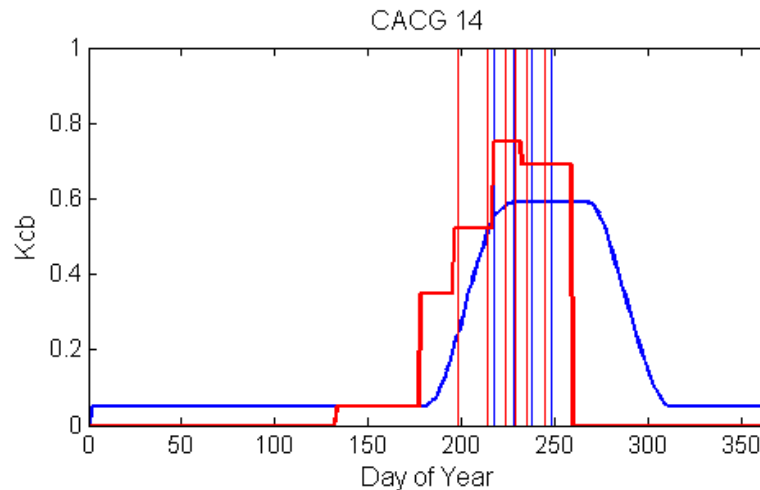


Figure 3-13: Comparison of standard Kcb (in red) and remotely sensed Kcb (in blue) for a maize field in year 2013. Vertical red and blue lines represent the irrigation events simulated for the two cases (6 irrigation events in case of standard Kcb and 4 irrigation events when using the RS Kcb). Standard Kcb ends in the middle of September, when the irrigation period ends (several weeks before harvest).

4.3.4. Validation over 3 irrigated zones: total irrigation depth

We ran the model over three irrigated zones (ASA) and compared the total irrigation depth simulated (in mm) to the actual total irrigation depth (in mm). Water managers estimate there is an average water loss of 12% due either to leaks during the transport of the water in the pipes (around 1-2%) or to the sprinkler irrigation system (around 3-10%). We thus removed 12% from the recorded annual irrigation depths.

In this section, we ran the model with the soil data provided by the soil map. For Miradoux and Saint-Sauvy ASA, the soil water storage capacity (SC) extracted from the soil map varies from 24 mm to 195 mm (Figure 3-14). For all the fields of the ASA of Poucharramet, the map provides a SC value higher than 170 mm. A high underestimation of the irrigation water amount by the model is observed in this ASA (Figure 3-15 a). Simulated total irrigation depths for the two other irrigated zones (Miradoux and Saint-Sauvy) are closer to the observed depths.

Given the results obtained over the 18 maize fields in the previous section and the impact of the SC, we chose to limit the soil depth and thus the root depth [Eq. 3.30] at a maximum value of 80 cm considered as more likely by farmers. For the ASA of Miradoux and Saint-Sauvy, many of the fields are located on shallow soils (<80 cm) with low SC. For this reason, the limitation of the soil depth (SD) had a lower impact on the estimated total irrigation depth. For the ASA of Poucharramet, the modeled total irrigation depths are still lower than the observed values, but the mean bias is a bit reduced using lower SC (-93 mm instead of -108 mm; Figure 3-15 b). Part of the negative bias may be explained by the SC that may remain too high for some fields despite the applied reduction. The

underestimation may also be partly due to over-irrigation practices carried out by farmers, linked with an overestimation of water needs by water managers that use the standard Kcb. Despite this bias, the model reproduces correctly the inter-annual variability observed across years and ASA ($R = 0.8$).

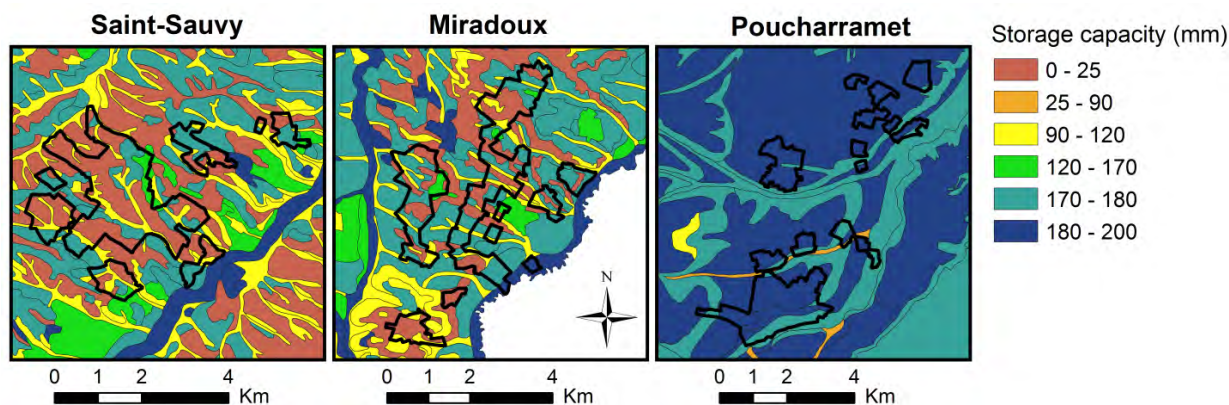


Figure 3-14: Soil water storage capacity of the three ASA (black polygons) extracted from the soil map.

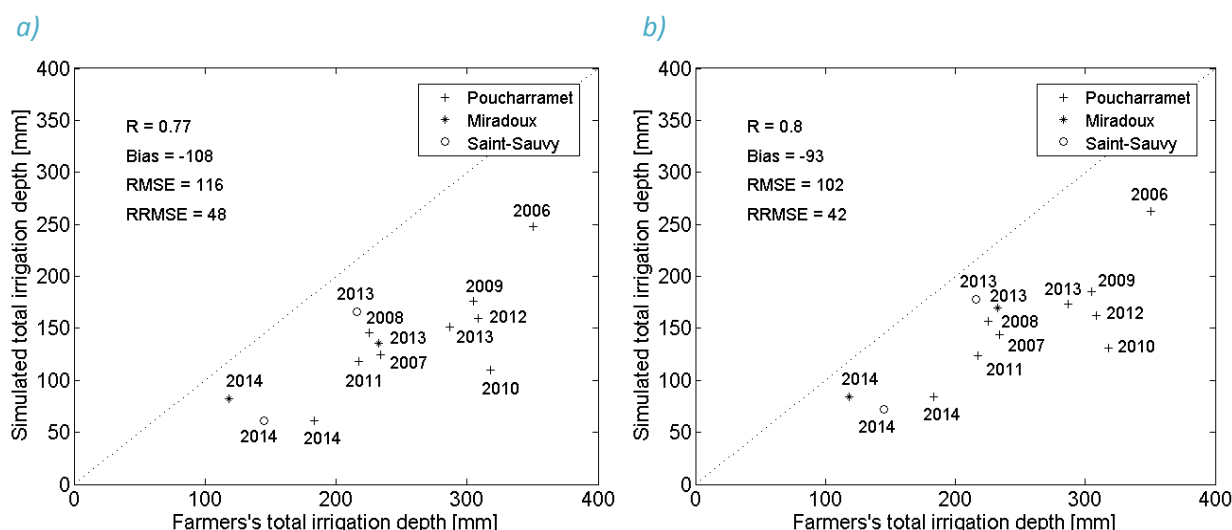


Figure 3-15: Comparison of total irrigation depth [mm] applied by farmers and the recommended irrigation of the combined SAFY-FAO model over irrigated maize fields of the three ASA for different years using a) the soil depth provided by the soil map b) a maximum soil depth of 80 cm.

4.4. Conclusion

One main objective of this study was to evaluate the potential of the SAFY-FAO model combined with remote sensing optical imagery to provide reliable estimations of water needs and total irrigation depths of irrigated maize crop over large areas. For that purpose, we used a new version of the SAFY model proposed by Battude et al. (2016) coupled with a water balance module adapted from FAO-56 method (Allen et al., 1998). The SAFY-FAO

model was chosen for its suitability for spatial approaches through the use of remotely sensed GAI time series. Another objective was to evaluate the impact of different methods used to determine the soil water storage capacity (SC) and the basal crop coefficient (Kcb) on the simulated ETca and total irrigation depths.

After calibration over the experimental field using a four-year *in situ* ETca dataset, the model outputs were evaluated over 18 maize fields and three irrigated zones (ASA) for which the total irrigation depth applied during the growing season were known. Overall, good results were obtained for biomass production ($R = 0.97$; RRMSE = 23%) and ETca estimates ($R = 0.88$; RRMSE = 20%) after calibration over the experimental field. The model also reproduced well the total irrigation depths over the 18 maize fields ($R = 0.79$; RRMSE = 18.8%). We observed an underestimation of the total irrigation depth (-93 mm) for the three ASA. This might be explained by either the use of the standard Kcb by water managers (leading to an overestimation of water needs), over-irrigation practices or even the SC values that might be too high when using the soil map. Despite this, the model reproduces correctly the trends observed between years and ASA ($R = 0.8$).

This work permitted to highlight the impact of different methods to estimate the SC and the Kcb on ETca and on the total irrigation depth over large areas. The use of a standard Kcb led to a larger dispersion on ETca compared to results found using a remotely sensed (RS) Kcb ($R = 0.77$ with standard Kcb and $R = 0.88$ with RS Kcb). Same conclusions were drawn for the total irrigation depth over the 18 maize fields ($R = 0.68$ with standard Kcb and $R = 0.79$ - 0.87 with RS Kcb). Furthermore, the standard Kcb requires the knowledge of the phenological stages of the crop that are not available over large areas and even difficult to accurately obtain at field scale. Such results highlight the potential of the RS Kcb to improve irrigation water management.

The impact of various SC estimations (soil map vs *in situ* measurements or farmers' values) on ETca and total irrigation depths was also investigated. Results highlighted that the soil depth (SD) provided by the soil map induced negative bias on simulated ETca and total irrigation depth because of a high inaccuracies on soil properties (SD, H_{fc} and H_{wp}) partly due to its coarse spatial resolution. Future work will investigate ways to retrieve SD or the use of other soil map sources like the Global Soil Map [<http://www.globalsoilmap.net/>] given at 90 m spatial resolution or the SoilGrids maps [<https://www.soilgrids.org>].

This work also points out some limitations that should be investigated in future work. We chose to calibrate the water module using four-year averaged parameters based on ETca measurements. The validation using ETca measurements over other fields or years may allow evaluating the robustness of the calibrated parameters and the associated error.

The diffusion process is not currently taken into consideration in the soil module. This can be of importance to take into account the capillary rise which will have an impact on the quantification of the annual soil water budget. For this purpose, a coupled model using the unsaturated flow in porous media based on the Richards equations may be needed.

The model was used on irrigated crops with a diagnostic approach. In the future, we planned to investigate its prognostic potential and enlarge its application on rainfed crops. This study demonstrates the high potential of an agro-meteorological crop model combined with high spatial and temporal resolution remote sensing data for a large-scale monitoring of total irrigation depths over maize fields. It offers encouraging perspectives when using Sentinel-2 images in the near future. The Sentinel-2 dataset available since May 2015, covering the whole globe and freely available, will be really interesting for future applications over large areas.

5. Résultats et analyses complémentaires

Cette partie reprend l'intégralité des analyses et résultats qui ne sont pas présentés dans la publication et qui permettent d'analyser les sources d'incertitudes sur les sorties du modèle.

- La première partie du travail présenté a été réalisé sur la parcelle de Lamothe. Des analyses complémentaires concernant la calibration des paramètres du module hydrique sont présentées ainsi que la validation de l'ETca et de la biomasse pour six années (incluant deux années supplémentaires : 2014 et 2015).
- Une seconde partie évalue l'impact de différentes sources d'incertitude sur le cumul de l'ETca simulée (méthode de calibration, méthode d'estimation du Kcb, données climatiques et pédologiques, utilisation du GAI effectif ou du GAI corrigé).
- Une analyse des mesures d'humidité du sol a également été réalisée. L'impact des processus de diffusion de l'eau dans le sol sur l'humidité simulée est présenté.
- Enfin, l'apport du module hydrique pour l'estimation du rendement a été étudié en comparant les rendements simulés par les deux modèles (SAFY et SAFY-FAO). Ce travail a été réalisé sur du maïs irrigué et non irrigué sur deux départements.

5.1. Calibration et validation de l'ETca

Les deux paramètres β et E_{trp} ont été calibrés en utilisant les données d'ETca (non gapfillées) de la parcelle de Lamothe.

Dans un premier temps, le paramètre β relatif à l'évaporation du sol a été calibré sur la période de sol nu. Le profil de GAI a été utilisé pour délimiter les périodes de sol nu et de végétation.

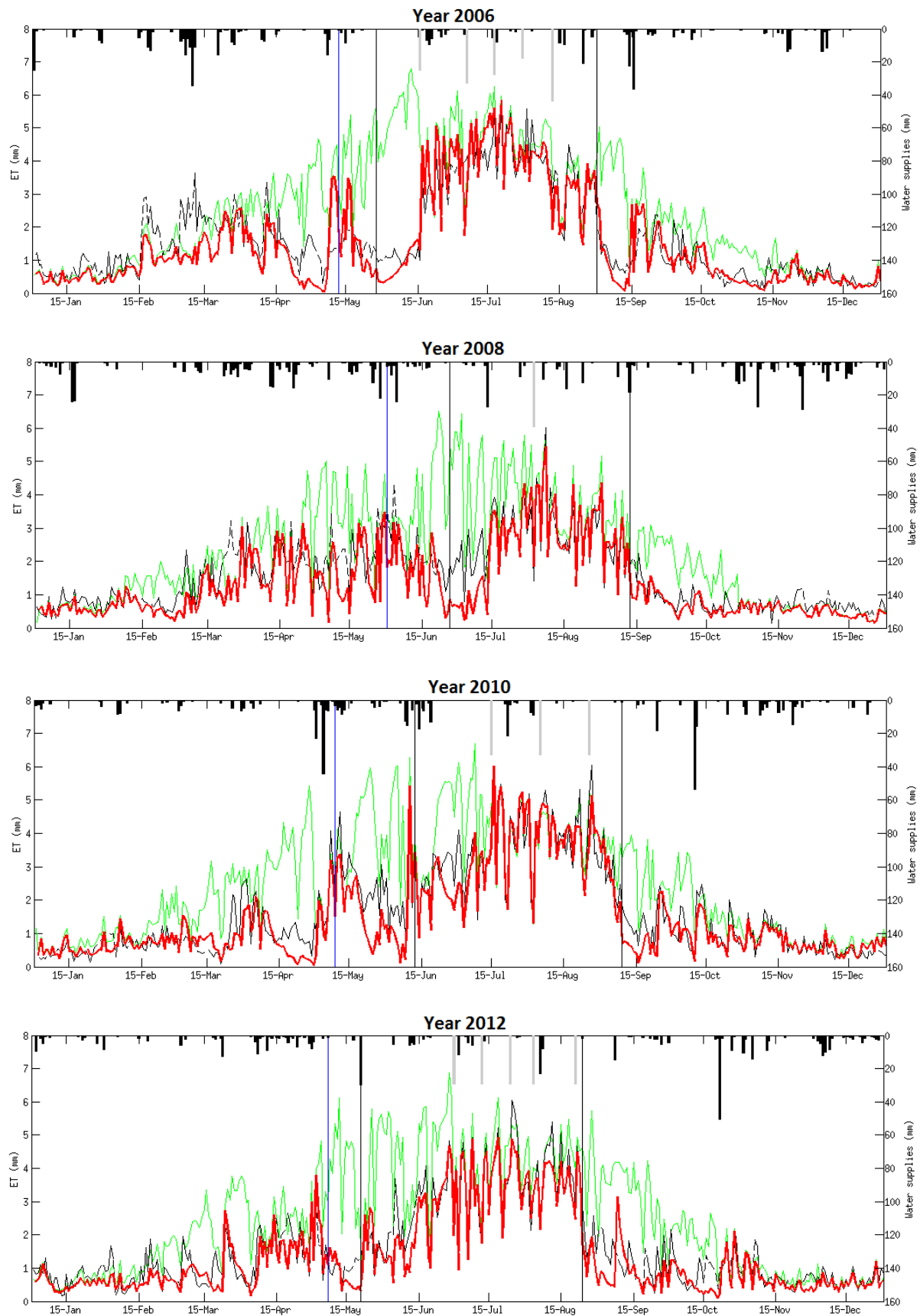
Dans un second temps, le paramètre E_{trp} a été calibré sur les données d'ETca (non gapfillées) durant la période de végétation. Seuls les jours où la végétation ne subit pas de stress hydrique ont été utilisés pour la calibration (nous considérons que le stress est déjà pris en compte au travers du GAI et de la ELUE). Les mesures d'humidité du sol effectuées à 30 cm de profondeur ont été utilisées pour déterminer la période de végétation non stressée. Ainsi, nous avons retenu uniquement les jours où l'humidité moyenne mesurée à 30 cm dépasse 60% de la réserve utile (écart entre H_{fc} et H_{wp}). L'Annexe 9 regroupe les figures illustrant les périodes de calibration utilisées (sol nu et végétation non stressée).

5.1.1. Analyse de la dynamique temporelle de l'ETca

La Figure 3-16 montre la dynamique temporelle de l'ETca simulée par le modèle SAFY-FAO et mesurée par la méthode d'Eddy-Covariance pour les six années étudiées, en calibrant les paramètres β et E_{trp} chaque année. Pour toutes les années, on constate une assez bonne adéquation entre les dynamiques simulées et mesurées mais il existe toutefois quelques différences.

Durant la période de sol nu, nous constatons que le modèle sous-estime globalement l'ETca pour toutes les années. Les périodes où les données ont été gapfillées (trait discontinu) sont à considérer avec précaution, d'autant plus qu'elles dépassent fréquemment la demande climatique (ET_0) comme on peut le voir par exemple entre le 15 février et le 15 mars 2006 ou aux alentours du 20 mars 2008, ce qui ne devrait pas arriver en période de sol nu.

Mis à part les possibles erreurs de gapfilling et/ou de mesure, une autre explication de cette sous-estimation en période de sol nu peut venir de la désactivation de la diffusion dans le modèle. Ainsi, la couche superficielle se vide rapidement par évaporation et ne se remplit à nouveau qu'à l'arrivée de nouvelles pluies. Dans la réalité, l'eau stockée dans les couches de sol peut remonter par capillarité et alimenter cette couche avant de s'évaporer. Ainsi, on constate que les périodes de plus forte sous-estimation coïncident souvent avec des périodes plus sèches, par exemple fin avril 2006 et 2010, mi mars et fin octobre 2014 ou encore début avril 2015. De forts écarts sont observés durant la première quinzaine d'avril 2015. A cette période, des repousses ont été constatées (voir photographie du 15 avril en Annexe 10), ce qui explique très probablement cet écart.



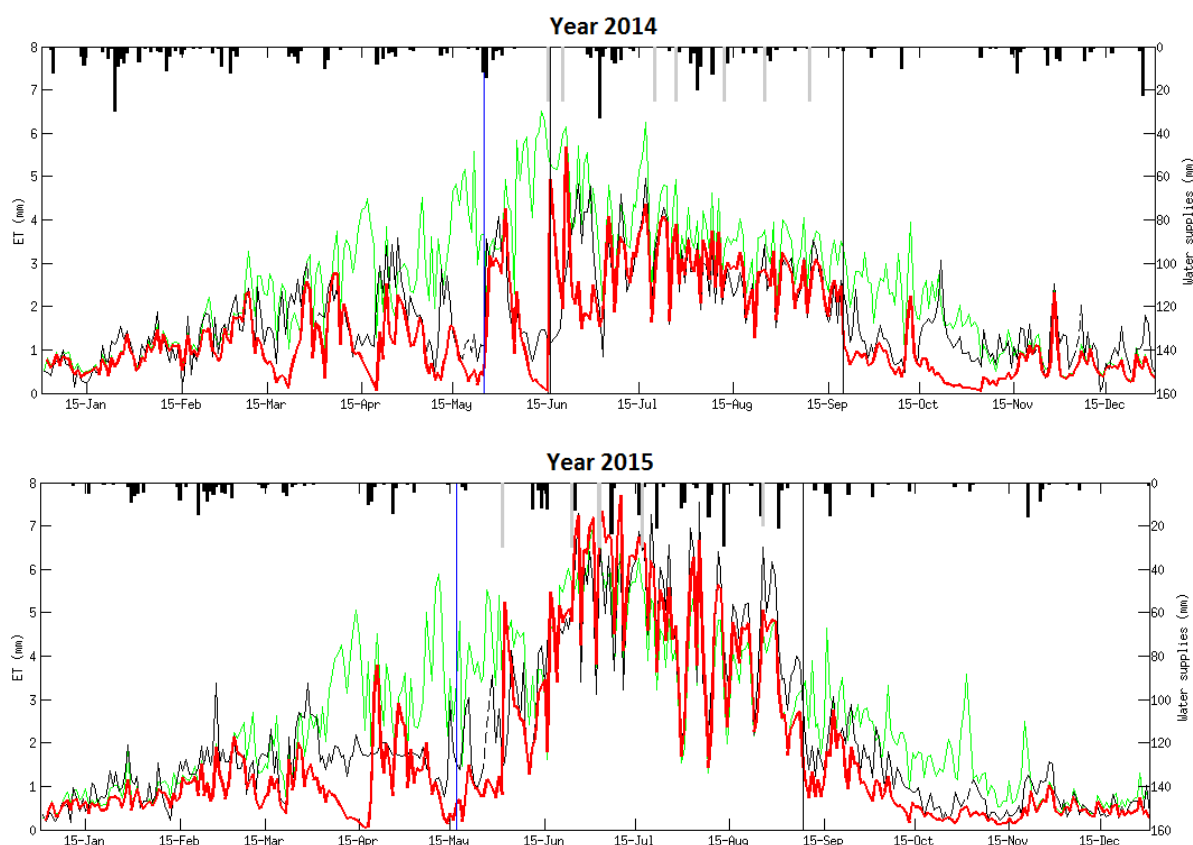


Figure 3-16: Comparaison de la dynamique de l'évapotranspiration réelle (ET_{ca}) mesurée (ligne noire, parties gapfillées représentées par un trait noir discontinu) et simulée (ligne rouge) sur la parcelle de Lamothe en 2006 à 2015 en calibrant β et E_{trp} chaque année. La ligne verte représente la dynamique de l' ET_0 . Le trait vertical bleu représente la date de levée agronomique et les deux traits verticaux noirs représentent la date de levée simulée et la date de récolte réelle imposée dans le modèle (maïs ensilage).

Si le sol est bien alimenté en eau durant la période de sol nu ou lors de périodes présentant de faibles taux de végétation (transpiration < 1 mm), l'ETca simulée dépend uniquement de l'ET₀. Ainsi lors d'évènements pluvieux ou suite à une irrigation, le modèle réagit de façon quasi instantanée. Cette caractéristique du modèle se traduit par des pics d'ETca simulés le 10 juin 2010 (période pluvieuse et pic d'ET₀) et les 15 et 20 juin 2014 (suite à deux irrigations), non observés sur les mesures. Ces pics peuvent être atténués dans la réalité à cause de la présence de végétation sur la parcelle.

D'autres écarts sont observés au tout début de la période de végétation. C'est le cas notamment en 2008 et en 2010 (Figure 3-16). Ces écarts peuvent être expliqués par un décalage pouvant être important entre la date de levée agronomique (trait bleu) et la date de levée « satellite » (trait noir) (Figure 3-16) comme expliqué dans le Chapitre 2. Cela induit des différences d'ETca en fin de période de sol nu et en début de croissance de la culture. En 2008, la levée agronomique a été enregistrée le 30 mai alors que la date de levée simulée, basée sur les observations satellitaires, est placée au 26 juin. Si l'on regarde les photographies prises lors des sorties de routine sur la parcelle (voir Annexe 10), on constate que le développement de la végétation est déjà bien avancé le 26 juin et qu'il se poursuit rapidement jusqu'à la mi-juillet. L'année 2010 est également affectée par le décalage entre la levée agronomique (09 mai) et simulée (12 juin) confirmé par les photographies prises les 10 et 16 juin (voir Annexe 10).

Le décalage temporel entre les deux levées (agronomique et satellite) explique donc cet écart entre l'ETca simulée et mesurée, les plus fortes valeurs mesurées étant dues à un GAI plus fort. Cette différence diminue dans le temps, le GAI satellite étant en phase avec le GAI *in situ*, réduisant ainsi l'écart entre l'ETca mesurée et simulée.

2014 est une année particulière pour la parcelle de Lamothe, avec des quantités de précipitation importantes auxquelles s'ajoutent des pratiques d'irrigation peu représentatives de celles observées dans la région. Une sur-irrigation a conduit à la formation de mouillères dans la parcelle, certaines étant placées dans le proche voisinage de l'enclos où se situent les mâts de mesures (voir Figure 3-17). On constate ainsi de fortes divergences entre les estimations d'ETca et les mesures, particulièrement durant la seconde moitié du mois de juin probablement dues à la présence de ces mouillères qui sont nombreuses à proximité du mât de mesure.

Pour notre étude, il aurait été intéressant d'avoir une information sur l'incertitude liée aux mesures d'ETca, mais ces informations n'étaient pas encore disponibles. Des travaux de calcul de l'incertitude sur les flux d'ETca sont prévus par l'équipe en charge du traitement de ces données (Tiphaine Tallec et Aurore Brut).

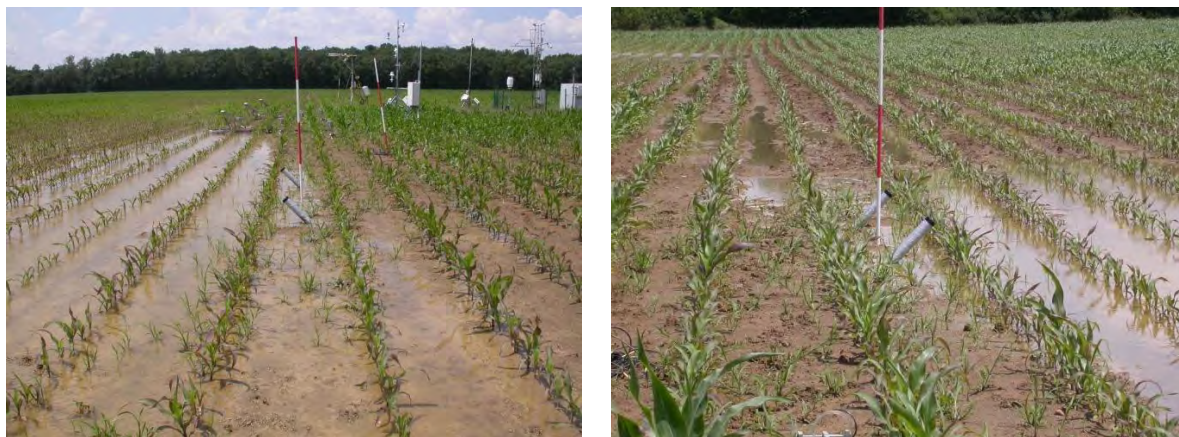


Figure 3-17: Photographie de la parcelle de Lamothe le 25 juin 2014 (Photos © CESBIO).

5.1.2. Impact de la calibration sur l'ETca

Dans cette section, nous détaillons la méthode de calibration des paramètres β et E_{trp} et l'impact sur l'ETca. Le [Tableau 3-2](#) reporte les valeurs obtenues en calibrant le modèle chaque année. Les valeurs ont été obtenues en minimisant le RMSE sur l'ETca. L'analyse révèle une assez faible variation des deux paramètres sur les six années ([Figure 3-18](#) et [Figure 3-19](#)). La valeur de β varie entre 0.60 et 1.25 ([Figure 3-18](#)). Cependant, le RMSE atteint un plateau pour des valeurs de β supérieures à 0.5 et l'utilisation d'une valeur moyenne de β impacte peu l'ETca. L' E_{trp} varie ainsi de 0.25 à 0.50. Les valeurs de R, du biais, du RMSE et du RRMSE ([Figure 3-19](#)) sont similaires pour les six années, mis à part le R de l'année 2014 qui est sensiblement inférieur, principalement à cause des écarts observés en début de saison culturale (voir [Section 5.1.1](#)). En théorie, ce paramètre ne devrait pas varier énormément d'une année sur l'autre pour une même culture. Les variations observées sont probablement dues à une mauvaise délimitation de la période de végétation non stressée²² qui repose sur des mesures d'humidité dont la fiabilité sera discutée ultérieurement.

Pour la publication ([Battude et al., 2017](#), soumise) nous avons utilisé, pour β et E_{trp} , une valeur moyennée sur les quatre années de mesures alors disponibles (2006 à 2012). L'ajout des années suivantes n'a pas significativement modifié cette valeur moyenne ([Tableau 3-2](#)). Toutefois, nous avons donc cherché à quantifier l'impact de l'utilisation d'une valeur moyenne sur l'ETca.

Année / Paramètre	β	E_{trp}
2006	1.25	0.35
2008	0.85	0.30
2010	1.05	0.45
2012	0.60	0.25
2014	1.15	0.25
2015	0.95	0.50
Moyenne 2006-2012	0.94	0.34
Moyenne 2006-2015	0.98	0.35

Tableau 3-2: Valeurs minimisant le RMSE entre l'ETca mesurée (non gapfillée) et simulée obtenues avec l'analyse de sensibilité pour les deux paramètres calibrés. La moyenne des valeurs des années 2006 à 2012 et 2006 à 2015 sont également reportées.

²² Période où l'humidité moyenne mesurée à 30 cm dépasse 60% de la réserve utile. Voir l'[Annexe 9](#).

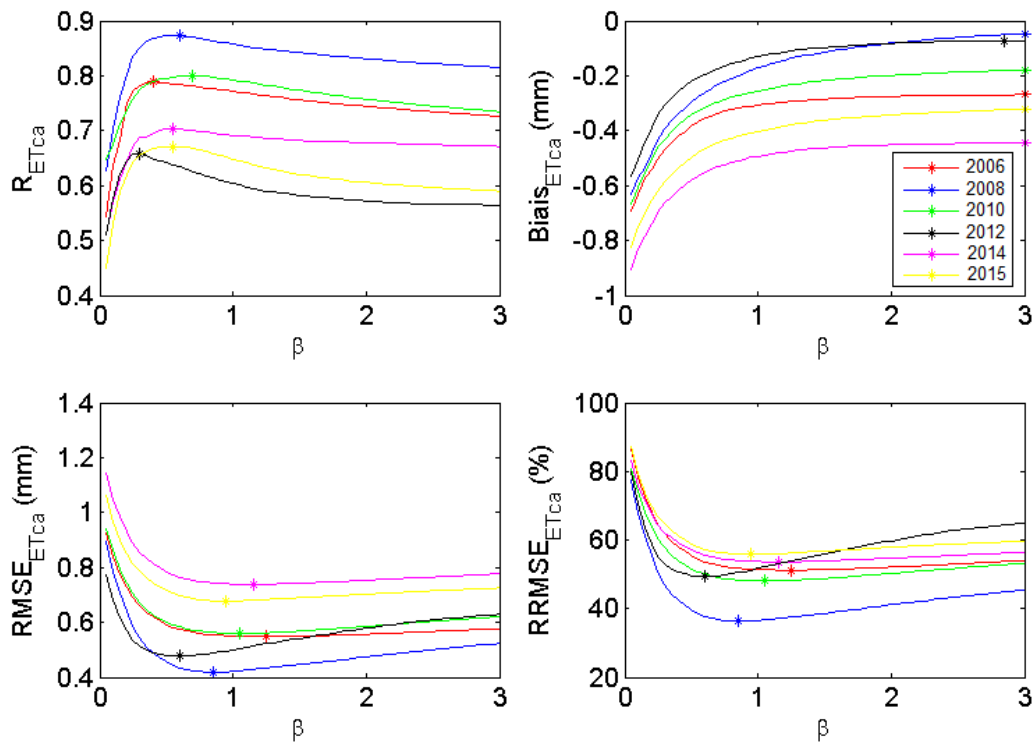


Figure 3-18: Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré β . Chaque figure représente un critère statistique (R , Biais, RMSE et RRMSE) calculé grâce aux données d'ETca non gappillées durant la période de sol nu. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.

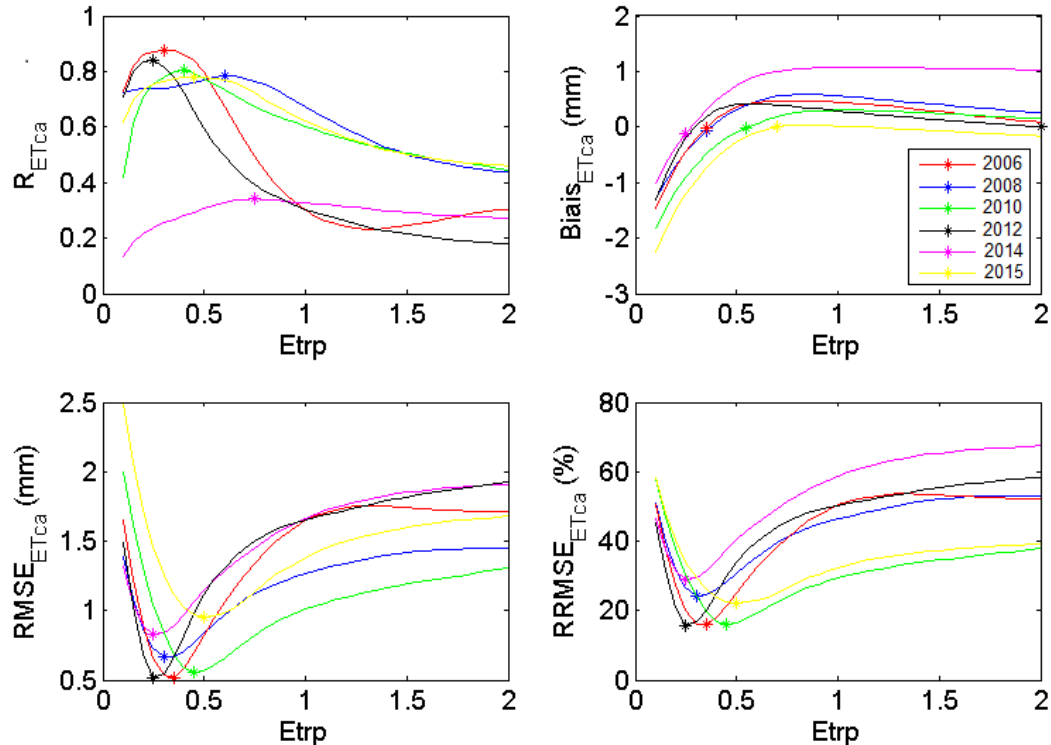


Figure 3-19: Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré E_{trp} . Chaque figure représente un critère statistique (R , Biais, RMSE et RRMSE) calculé grâce aux données d'ETca non gappillées durant la période de végétation non stressée. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.

5.1.3. Validation de l'ET_{ca}

Deux méthodes de calibration ont été testées. La première consiste à utiliser les paramètres calibrés chaque année pour valider les autres années. La seconde consiste à utiliser un jeu de paramètre moyen (quatre années comme cela a été fait dans la publication, ou six années). Pour ces huit tests, plusieurs critères statistiques ont été étudiés (R, Biais et RMSE).

Le résultat montre de faibles différences dans les estimations de l'ET_{ca} que l'on utilise une année de calibration particulière ou bien les paramètres moyens, que ce soit sur l'année entière (Figure 3-20), sur la période de sol nu (Figure 3-21) ou sur la période de végétation (Figure 3-22).

On constate aussi sur la Figure 3-21 que l'on obtient systématiquement un biais négatif pour la période de sol nu (< 0.6 mm), impactant le biais de l'année entière qui est également négatif (< 0.8 mm). Cette sous-estimation est expliquée dans la Section 5.1.1.

Pour la période de végétation (Figure 3-22), le biais (< 1.5 mm) est expliqué principalement par la valeur utilisée pour le paramètre E_{trp} .

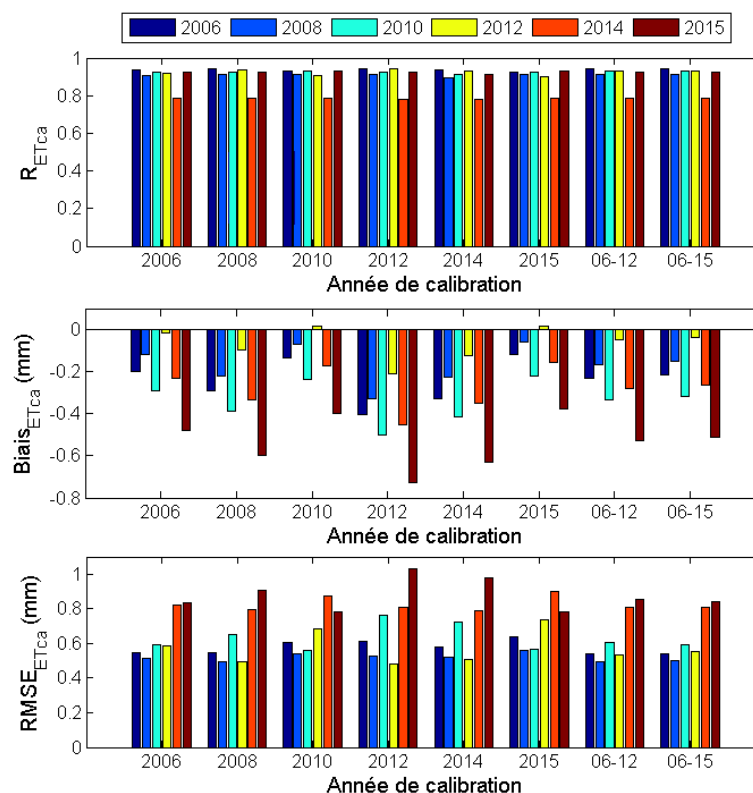


Figure 3-20: Critères statistiques (R, Biais et RMSE) mesurés sur l'ET_{ca} non gapfillée pour l'année entière, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).

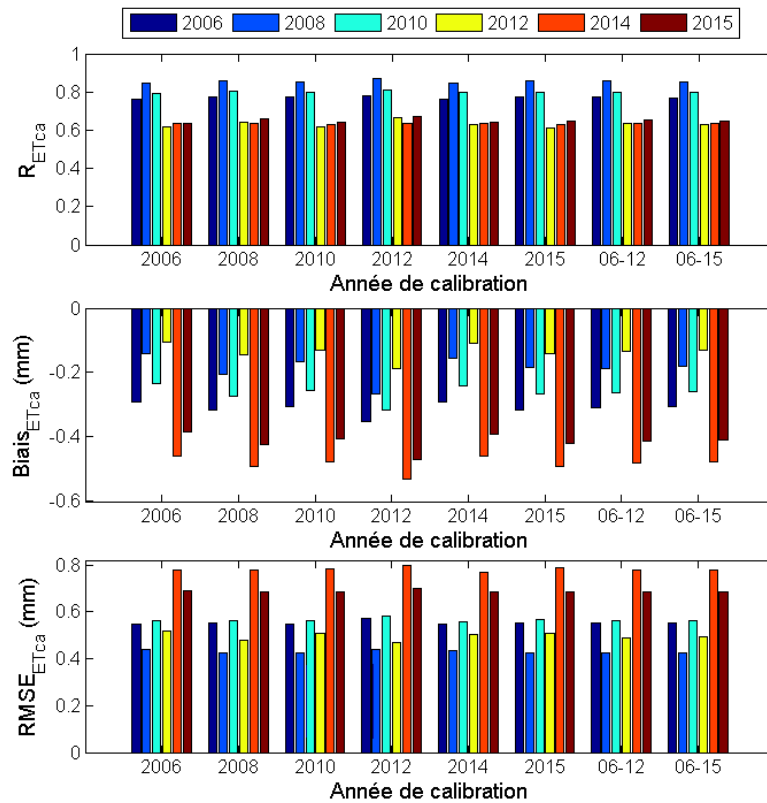


Figure 3-21: Critères statistiques (R , Biais et RMSE) mesurés sur l' $ETCa$ non gapfillée durant la période de sol nu, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).

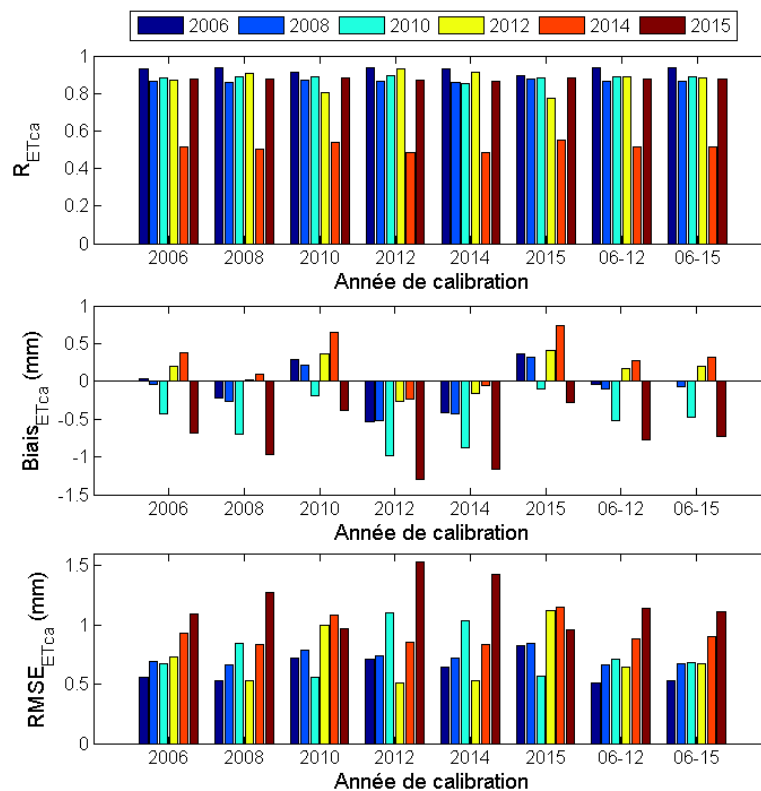


Figure 3-22: Critères statistiques (R , Biais et RMSE) mesurés sur l' $ETCa$ non gapfillée durant la période de végétation, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).

5.1.4. Impact de l'utilisation des données SAFRAN sur l'ET_{ca}

Les données SAFRAN (Durand et al., 1993) de Météo France fournissent une estimation spatialisée des variables climatiques sur la France (grille de 8 km²), utilisées pour alimenter les modèles. Sur la parcelle de Lamothe, nous disposons également de données collectées avec une station météorologique placée dans la parcelle. La température, le rayonnement global et l'ET₀ mesurés sur la station et estimés par SAFRAN sont relativement bien corrélés avec des erreurs de 3.8%, 16% et 17% respectivement. La pluviométrie peut par contre varier significativement entre les deux jeux de données ($R = 0.66$, RMSE = 3.2 mm et RRMSE = 260%) (Figure 3-23).

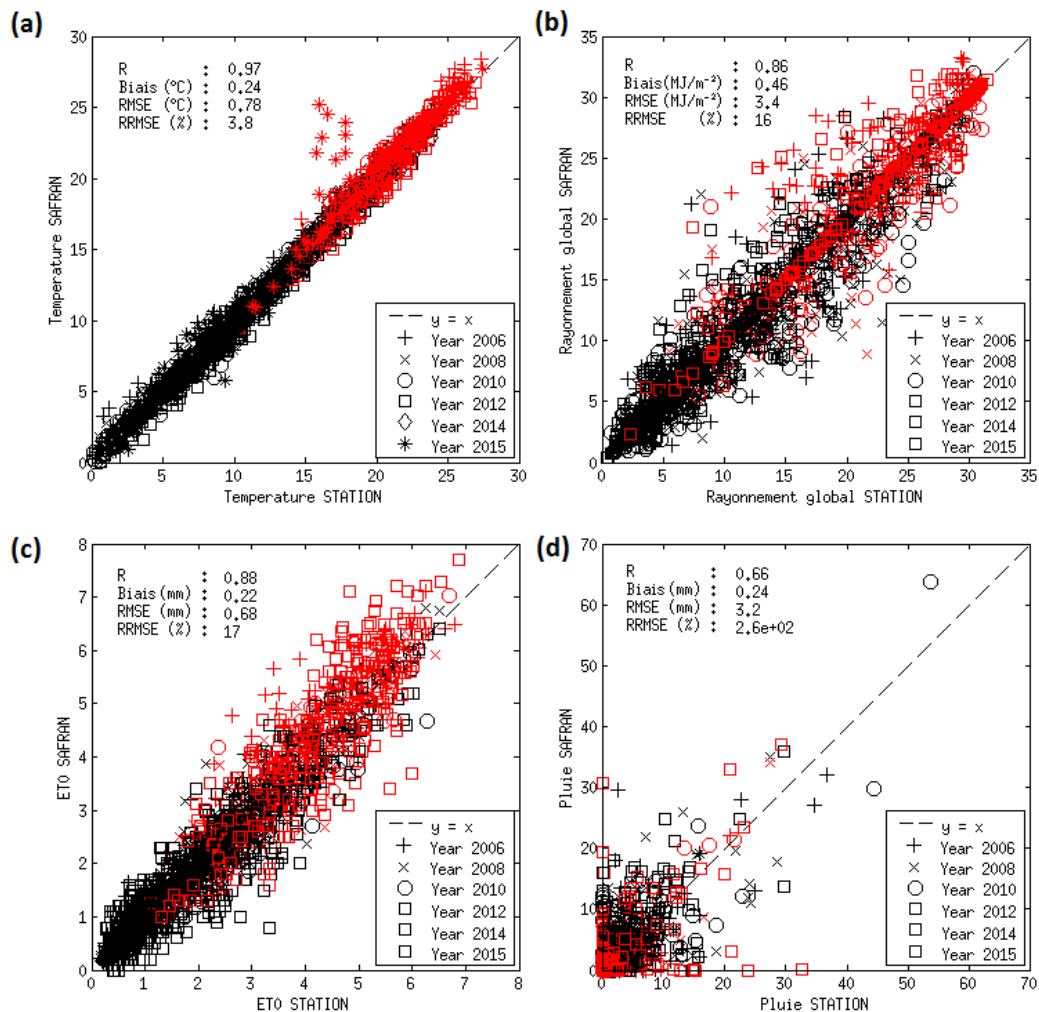


Figure 3-23: Comparaison des données météorologiques (à la journée) (a) Température [°C], b) Rayonnement global [MJ.m⁻²], c) ET₀ [mm] et d) Pluie [mm] mesurées à la station météorologique de Lamothe et issues de SAFRAN pour les six années étudiées. Les symboles en rouge représentent les valeurs pour la période de croissance du maïs et en noir ceux pour la période de sol nu.

Cependant, la Figure 3-24 démontre que même si en journalier on peut observer des écarts importants (environ 2 à 3 mm), nous obtenons tout de même d'assez bons résultats

en utilisant les données SAFRAN en comparaison aux données de la station météorologique ($R = 0.89$; Biais = 0.16 mm).

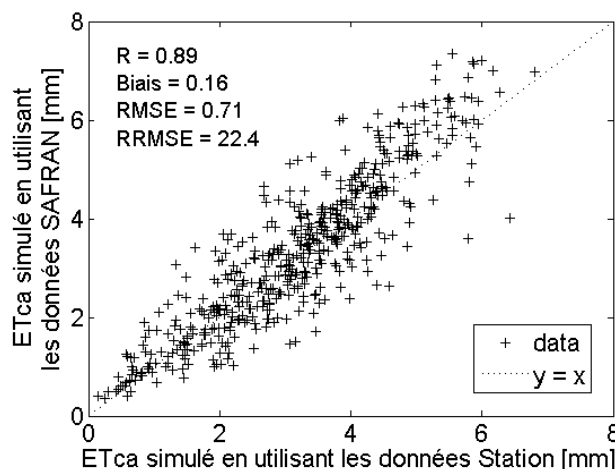


Figure 3-24: Comparaison de l'ETca (mm) simulée par SAFY-FAO sur les six années de maïs à Lamothe, en utilisant les données de la station météorologique de la parcelle ou les données SAFRAN.

5.2. Bilan des incertitudes

Mon travail de thèse a conduit à évaluer différentes sources d'incertitude et leur impact sur les estimations de l'ETca. J'ai ainsi étudié l'impact de la méthode de calibration choisie (paramètres moyens), l'impact de l'utilisation de la carte des sols et du Kcb « optimal » (résultats en partie présentés dans la publication), mais aussi l'impact de l'utilisation des données climatiques SAFRAN et du GAI corrigé pour les six années de mesures.

La Figure 3-25 compare le cumul d'ETca mesuré par Eddy-Covariance durant la période de végétation aux cumuls d'ETca simulés selon différentes modalités :

- **Modalité de référence** : calibration annuelle des paramètres β et E_{trp} , en utilisant les données climatiques de la station météorologique, les données de sol issues des prélèvements *in situ*, le Kcb « satellite » et le GAI effectif.
- **Calibration** : utilisation des paramètres moyens, sur la base des années 2006 à 2012
- **Données climatiques** : utilisation des données SAFRAN en remplacement des données de la station météorologique
- **Données pédologiques** : utilisation des données de la carte pédologique (H_{fc} , H_{wp} et prodonneur du sol) en remplacement des données mesurées sur le terrain
- **Kcb** : utilisation du Kcb « optimal » issu des tables Arvalis en remplacement du Kcb « satellite »
- **GAI** : utilisation du GAI corrigé en remplacement du GAI effectif. Dans ce cas les paramètres β et E_{trp} ont été recalibrés avec ces nouveaux profils. Le Tableau 3-3 reporte les valeurs obtenues chaque année.



Figure 3-25: Comparaison du cumul d'ETca (mm) mesuré et simulé durant la période de végétation pour les six années étudiées, selon les différentes modalités (modalité de référence correspondant au GAI effectif et à la calibration chaque année ; calibration moyenne ; données SAFRAN ; données de la carte des sols ; Kcb « optimal » ; GAI corrigé). Les données de « Kcb optimal » n'ont pas pu être obtenues pour les années 2014 et 2015.

On constate tout d'abord que la modalité de référence reproduit de façon satisfaisante les cumuls d'ETca, avec une légère sous-estimation allant de -2 mm à -35 mm. Le [Tableau 3-4](#) récapitule les écarts constatés entre les différentes modalités testées et cette modalité de référence. Globalement, l'utilisation de la calibration basée sur les paramètres moyens (sur la base des années 2006 à 2012) conduit elle aussi à des résultats satisfaisants, avec un écart inférieur à 57 mm sur la saison de culture par rapport aux résultats de la calibration annuelle. L'écart peut toutefois être important en comparaison aux mesures (- 91 mm en 2015). Cet écart s'explique par l'utilisation d'une valeur d' E_{trp} relativement faible (0.34) en comparaison de la valeur obtenue en calibrant en 2015 (0.5, voir [Tableau 3-2](#)).

Les résultats montrent également que l'utilisation des données SAFRAN conduit à des valeurs cumulées assez proches de celles obtenues avec les données de la station météorologique (écart < 52 mm). De même, l'utilisation de la carte des sols (écart < 54 mm), du Kcb optimal (écart < 44 mm) ou du GAI corrigé (écart < 15 mm) ne modifie pas significativement le cumul d'ETca par rapport à notre modalité de référence. Dans le cas du GAI corrigé, le faible écart obtenu s'explique par les effets de compensation entre les valeurs d' E_{trp} et le GAI issu de notre méthode de calibration. On obtient en effet une moyenne d' E_{trp} de 0.27, contre 0.35 en calibrant avec le GAI effectif. Malgré les écarts relativement faibles sur les cumuls, on remarque que l'utilisation des données de la carte des sols a tendance à sous-estimer l'ETca durant la période de végétation (biais moyen de - 33 mm). Cela est principalement dû au fait que la réserve utile estimée (172.5 mm) est plus

faible que celle obtenue à partir des prélèvements *in situ* (285 mm). Ce résultat confirme les résultats présentés dans la publication.

Année / Paramètre	β	E_{trp}
2006	1.25	0.25
2008	0.85	0.25
2010	1.05	0.35
2012	0.60	0.20
2014	0.95	0.20
2015	0.90	0.35

Tableau 3-3: Valeurs minimisant le RMSE entre l'ETca mesurée (non gapfillée) et simulée obtenues avec l'analyse de sensibilité pour les deux paramètres calibrés en utilisant le GAI corrigé.

Année	Cal. Moyenne - Cal. annuelle	SAFRAN - Station	Carte des sols - Prélèvements	Kcb optimal - Kcb « satellite »	GAI corrigé - GAI effectif
2006	- 7	23	- 41	16	- 10
2008	- 12	8	- 14	42	6
2010	- 29	1	- 46	- 1	0
2012	39	52	- 23	44	3
2014	31	2	- 18	NaN	- 13
2015	- 57	- 9	- 54	NaN	- 15

Tableau 3-4 : Comparaison du cumul d'ETca (mm) calculé sur la période de végétation avec les différentes modalités, en comparaison à la modalité de référence (c'est-à-dire calibration annuelle, station + prélèvements + Kcb satellite + GAI effectif).

5.3. Humidité du sol et apport de la diffusion

Cette partie détaille la comparaison entre les humidités du sol mesurées par les sondes et les humidités simulées par le modèle pour les différentes couches du sol. Les prélèvements de sol effectués en septembre 2011 fournissent les valeurs d'humidité mesurées à la capacité au champ ($H_{fc} = 0.36 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$) et au point de flétrissement ($H_{wp} = 0.17 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$), qui sont cohérentes avec les mesures des nouvelles sondes d'humidités²³ (Figure 3-26). Les données de ces sondes sont donc considérées comme étant la référence et nous avons décidé d'utiliser dans le modèle les valeurs de H_{fc} et H_{wp} issues des prélèvements.

Cependant, sur la période de recouvrement entre les anciennes et les nouvelles sondes, on constate un écart important entre les mesures d'humidité (Figure 3-26). En plus de l'écart global constaté qui est d'environ $0.1 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$, on remarque que les données ne sont

²³ Sondes installées en 2011 et opérationnelles pour la saison culturale de 2012.

pas bien corrélées et qu'il y a de grandes différences entre les deux systèmes. Par exemple, l'ancienne sonde placée à 100 cm de profondeur (couleur jaune) enregistre les plus faibles valeurs d'humidité alors que les nouvelles sondes à 100 cm enregistrent les plus fortes valeurs.

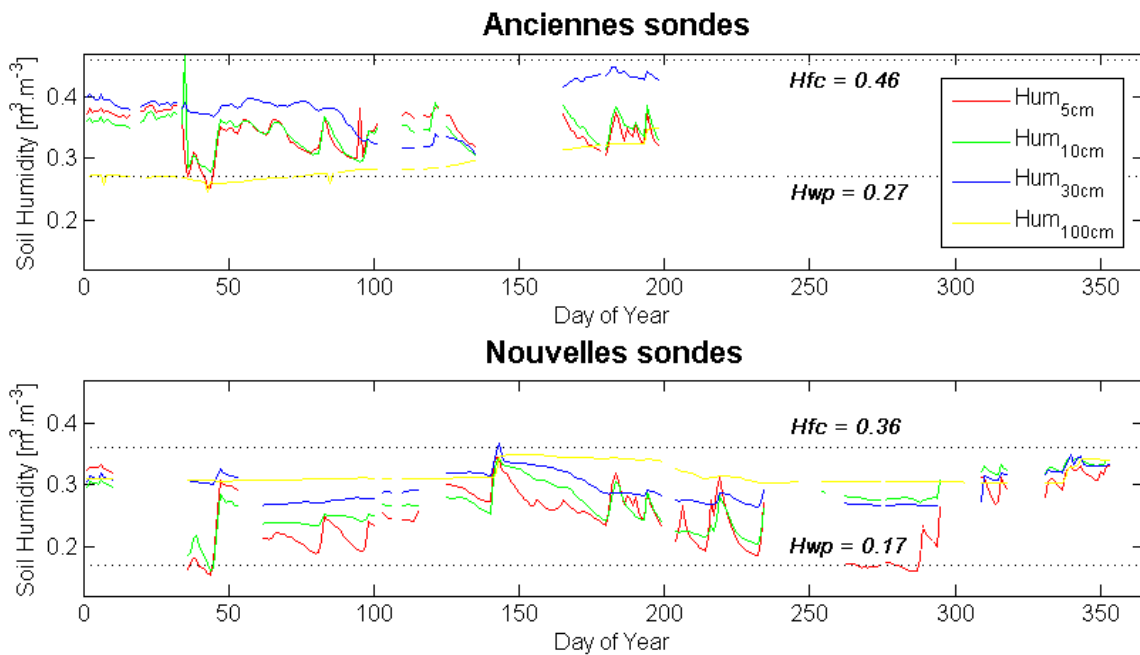


Figure 3-26: Comparaison des humidités mesurées par les différentes sondes en 2012.

Néanmoins, le delta de $0.19 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ entre H_{fc} et H_{wp} reste le même quelles que soient les sondes. Pour pouvoir comparer les humidités simulées aux mesurées avant 2012, un facteur correctif de $-0.1 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ a donc simplement été appliqué sur les mesures réalisées par les anciennes sondes. L'écart observé sur les valeurs absolues n'a que peu d'impact dans le modèle car les valeurs de réserve utile obtenues avec les anciennes et les nouvelles sondes sont identiques [Eq. 3.7]. Le problème se pose lorsque l'on souhaite activer les flux diffusifs entre les couches, qui se basent sur H_{fc} [Eq. 3.9]. Dans ce cas il est important de disposer d'une valeur absolue fiable.

Les mesures de sol étant ponctuelles, nous les avons interpolées cm par cm sur toute la profondeur du sol (linéairement de 0 à 1.5 m) afin de pouvoir les comparer aux simulations. Ainsi jour après jour, nous calculons l'humidité moyenne mesurée en fonction de l'épaisseur des trois couches.

La Figure 3-27 a montre la comparaison des humidités mesurées et simulées pour les trois couches de sol pour l'année 2012. Les figures correspondant aux cinq autres années étudiées sont présentées en Annexe 11. On constate que la capacité au champ est très rarement atteinte par les mesures dans la couche superficielle quelle que soit l'année. Elle est atteinte uniquement en début d'année 2014 qui a connu un mois de janvier particulièrement pluvieux aboutissant à la formation de mouillères (Figure 3-28).

Dans le modèle, la réserve utile du sol est initialisée pleine au 1^{er} janvier. Ainsi pour les trois couches, l'humidité simulée est égale à la capacité au champ à cette date. L'humidité

de la couche intermédiaire ne commence à évoluer qu'au moment de l'émergence de la culture. De la même façon, l'humidité de la couche profonde n'évolue pas durant toute la saison culturale. Seule la couche superficielle voit son humidité évoluer tout au long de l'année. Ce phénomène s'explique par le fonctionnement même du modèle de sol, basé sur le principe de réservoirs à débordement. Comme nous avons choisi de désactiver les flux diffusifs, le seul prélèvement d'eau dans la couche intermédiaire provient de la transpiration qui se produit uniquement durant la période de végétation. Pour la couche profonde, aucun processus ne permet de vider l'eau de la couche, ce qui explique que l'humidité reste maximale tout au long de la saison de culture, jusqu'à la récolte. La couche superficielle est quant à elle sujette à la fois à l'évaporation et à la transpiration ce qui explique les mouvements d'eau au cours de l'année. Les flux diffusifs avaient dans un premier temps été désactivés car ils avaient peu d'impact sur le cumul d'ETca durant la période de végétation. Toutefois, nous avons pour cet exercice cherché à quantifier l'impact des remontées capillaires sur les contenus en eau des différents horizons.

L'activation de la diffusion ([Figure 3-27 b](#) et [Annexe 11](#)) permet de faire circuler l'eau entre les couches et notamment de faire remonter de l'eau vers la couche superficielle. Ainsi, on constate que lors d'une période de sécheresse prolongée en absence de végétation, la couche superficielle peut rapidement perdre une quantité d'eau importante par évaporation. La diffusion permet alors de l'alimenter en faisant remonter de l'eau depuis les couches sous-jacentes. En plus de combler un manque d'eau dans la couche superficielle, ce processus permet de vider naturellement l'eau des couches intermédiaire et profonde.

Malgré l'activation de la diffusion, on constate que l'humidité de la couche profonde est toujours largement surestimée. Cela s'explique par le fait que le seul prélèvement d'eau dans cette couche provient de la diffusion qui ne représente que de faibles quantités (rarement plus de 0.5 mm). On remarque également que les apports d'eau (pluie ou irrigation) ont une incidence forte sur l'humidité de la couche superficielle simulée, alors que les mesures y sont moins sensibles. Ainsi l'humidité mesurée en période culturale n'atteint pas la capacité au champ contrairement aux résultats des simulations. La dynamique de l'humidité de surface est globalement bien reproduite : les périodes où l'humidité est plus forte coïncident avec les mesures, sauf pour l'année 2015 où l'on note des écarts importants. On constate également que l'amplitude du modèle est beaucoup plus forte que celle des mesures.

Il existe plusieurs explications aux différences observées entre l'humidité du sol mesurée et simulée. La première concerne l'incertitude sur les mesures. Les mesures issues des différentes fosses ont été analysées et ont révélé un écart important notamment à la profondeur 0-5 cm durant la période de végétation ([Figure 3-29](#)).

Le constat de ces fortes incertitudes associées aux mesures d'humidité (anciennes et nouvelles sondes, écart entre les fosses) nous a conduit à ne pas les utiliser pour calibrer le paramètre β du modèle. Seules les mesures d'ETca ont donc été utilisées.

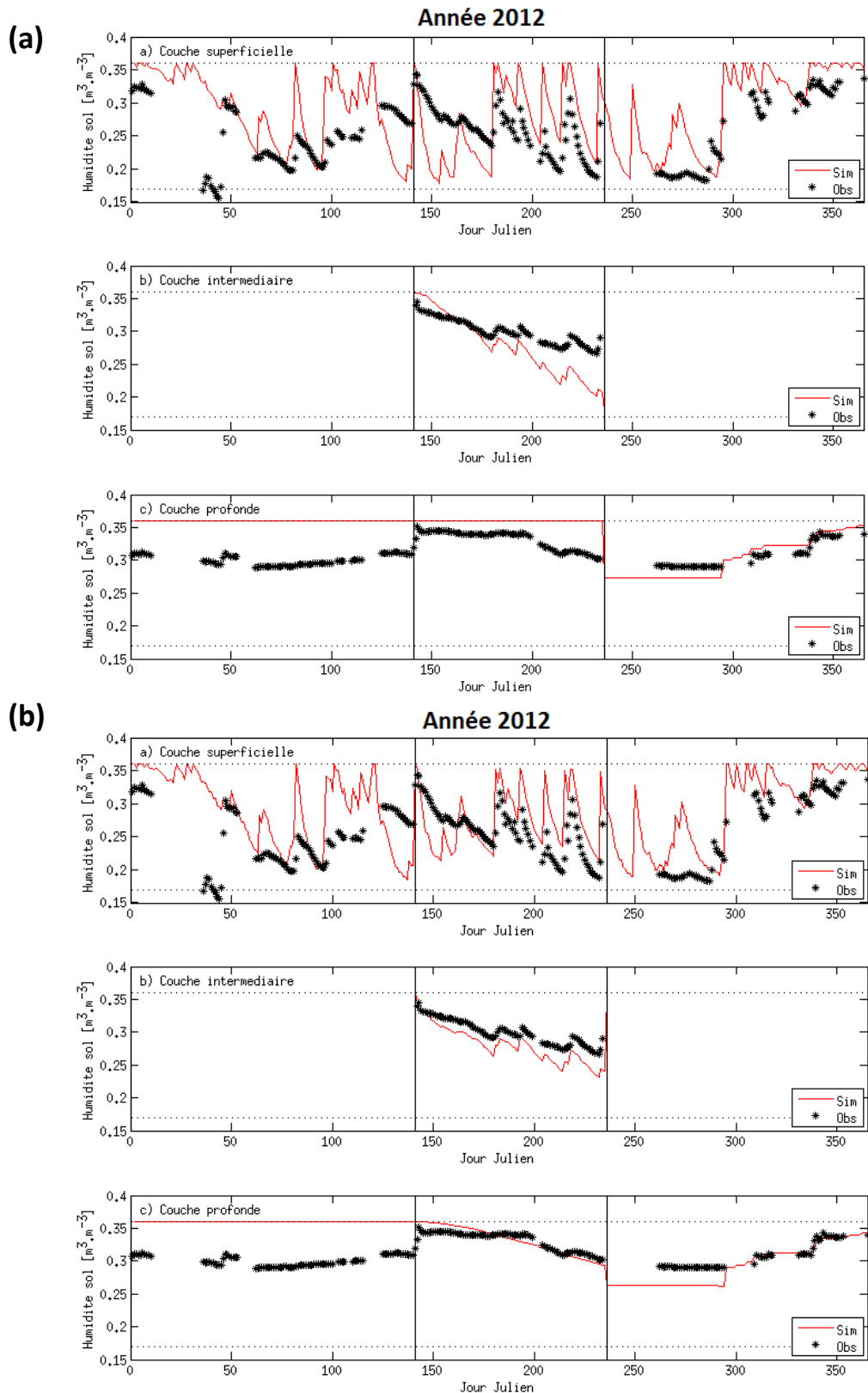


Figure 3-27: Comparaison entre les humidités simulées (trait rouge) et mesurées (points noirs) à Lamothe en 2012, pour les trois couches de sol (superficielle, intermédiaire et profonde), (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Les traits noirs verticaux représentent la date de levée du modèle et la date de récolte. Les traits pointillés matérialisent les humidités H_{fc} et H_{wp} .



Figure 3-28: Photographies de la parcelle de Lamothe le 18 février 2014 et de la sonde Tetaprobe mesurant l'humidité du sol (0-5 cm) (Photos © CESBIO).

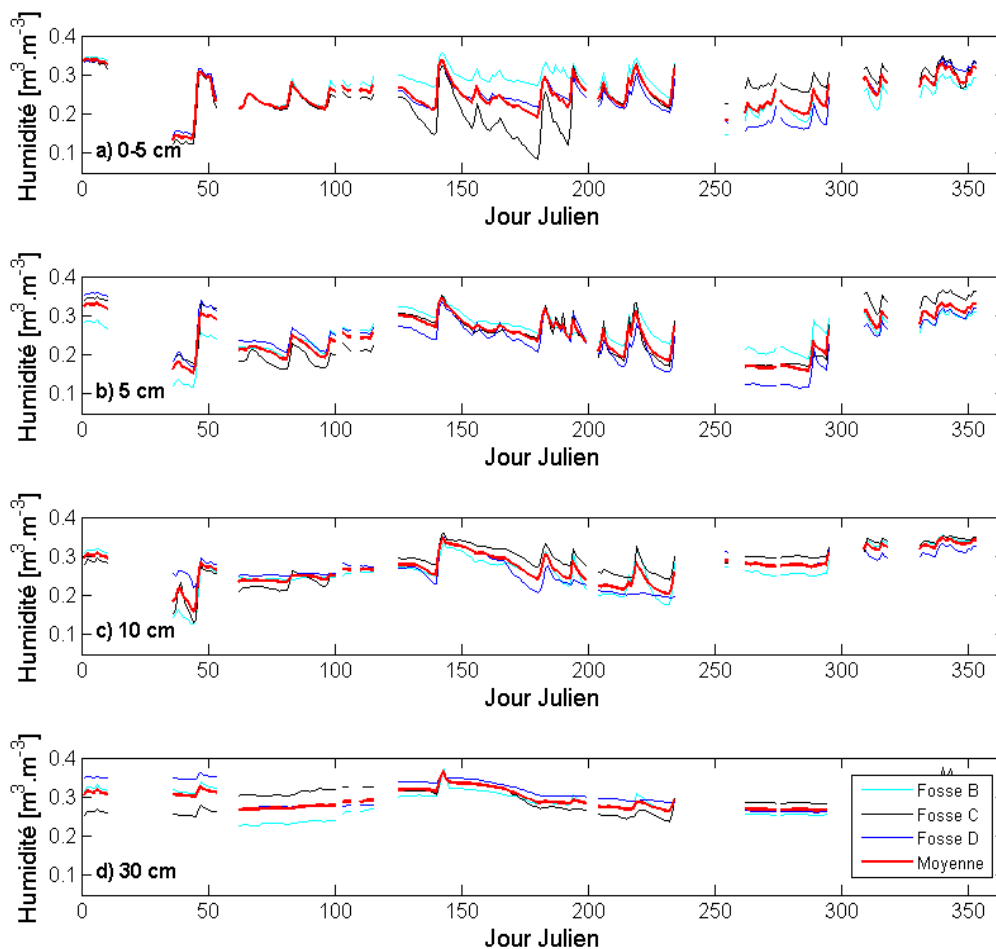


Figure 3-29: Comparaison des mesures d'humidité effectuées à 0-5 cm, 5 cm, 10 cm et 30 cm dans les différentes fosses à Lamothe en 2012. La moyenne des fosses B, C et D est utilisée pour la comparaison avec les humidités²⁴.

Comme nous l'avons vu précédemment, le modèle dans sa version actuelle ne permet pas de vider correctement l'eau des couches du sol. La diffusion est une première étape permettant de faire remonter de l'eau vers la couche superficielle, mais il existe aussi un phénomène de percolation naturelle non pris en compte dans le modèle. L'apport de ce processus pourrait être rajouté dans une prochaine version du modèle afin de voir s'il améliore le bilan hydrique du sol.

²⁴ La fosse A placée dans l'enclos n'est pas utilisée, car non représentative de la parcelle.

5.4. Apport du module hydrique

Afin d'évaluer l'apport du module hydrique, nous avons comparé les estimations de rendement obtenues avec les deux modèles (SAFY et SAFY-FAO). Dans les deux cas, la version « améliorée » avec la ELUE et le SLA variables a été utilisée. Ce travail a été effectué avec les différents jeux de données disponibles (parcelles du RPG, données régionales Agreste, quelques parcelles et ESU non irriguées).

5.4.1. Comparaison sur des parcelles du RPG

Les sorties des deux modèles ont tout d'abord été comparées sur un ensemble de parcelles extraites du RPG (voir [Section 6.1 du Chapitre 1](#)) en 2007, 2008 et 2009. La particularité de ces années est que le RPG fournit une information relative à la présence d'une culture irriguée dans l'ilot. Nous avons donc sélectionné tous les ilots purs de maïs sur l'emprise du satellite Formosat-2 pour ces trois années. Nous avons ensuite regroupé les ilots en deux groupes : les maïs irrigués (1181 ilots) et les maïs non irrigués (81 ilots). Pour les parcelles non irriguées, le module d'irrigation automatique a été désactivé.

L'utilisation du module hydrique a très peu d'impact sur le rendement simulé pour les parcelles irriguées ([Figure 3-30 a](#)). Cela s'explique par le fait que ces parcelles présentent un coefficient de stress hydrique (K_s) très souvent proche de 1. Les valeurs de la ELUE obtenues avec et sans le module hydrique sont donc très proches, conduisant ainsi à des valeurs de DAM maximales similaires et à des rendements sensiblement identiques [Eq. 3.23 et Eq. 3.24].

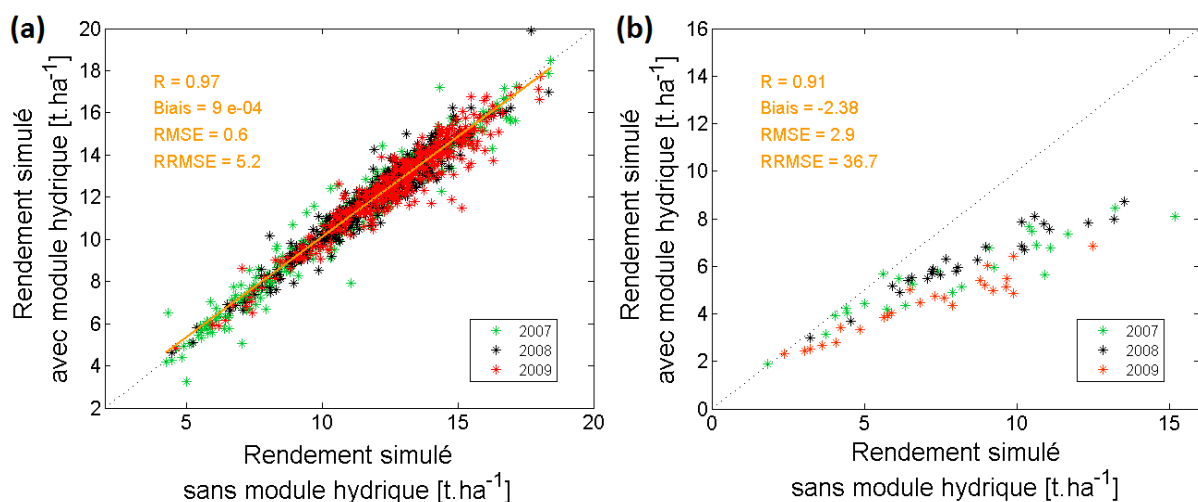


Figure 3-30: Comparaison du rendement simulé par le modèle [t.ha⁻¹] avec et sans le module hydrique pour des parcelles irriguées (a) ou non irriguées (b) dans l'emprise du satellite Formosat-2 (24 km²) en 2007, 2008 (année humide) et 2009 (année sèche).

Par contre, l'utilisation du module hydrique tend à réduire l'estimation des rendements pour les parcelles non irriguées ([Figure 3-30 b](#)). Cette réduction est d'autant plus forte que

le climat est sec. En effet, le biais le plus important est observé en 2009 qui correspond à une année particulièrement sèche, avec la mise en place de restrictions des volumes irrigués.

Ce travail permet de mettre en évidence l'impact du module hydrique sur le rendement simulé. Cependant, il ne permet pas d'évaluer les deux versions du modèle étant donné que nous ne disposons pas des rendements sur ces parcelles du RPG. D'autres jeux de données (statistiques Agreste, parcelles et ESU non irriguées) ont alors été utilisés pour compléter cette étude.

5.4.2. Comparaison avec les données AGRESTE

Pour cette dernière partie, nous avons utilisé le même jeu de données que celui utilisé dans la publication présentée dans le [Chapitre 2](#)²⁵. Pour les parcelles irriguées, nous avons activé le module d'irrigation automatique car nous n'avons pas connaissance des dates et doses d'irrigation sur les parcelles du RPG. Aucun apport, hormis la pluie, n'a été appliqué pour les parcelles non irriguées.

Les résultats ([Figure 3-31](#) et [Figure 3-32](#))²⁶, conformément à ce que nous avons observé précédemment, montrent que le couplage avec le module hydrique n'impacte pas significativement le rendement simulé pour les parcelles irriguées. Pour les parcelles non irriguées, le rendement simulé par SAFY-FAO est sensiblement inférieur au rendement simulé par SAFY. Cependant, l'apport du module n'est pas significatif à l'échelle du département. En effet, l'utilisation du module de sol permet d'améliorer les estimations de rendement pour le département du Gers, mais ce n'est pas le cas pour la Haute-Garonne.

Les bons résultats obtenus ne doivent pas faire oublier les nombreuses sources d'incertitudes. Les données Agreste par exemple, découlent d'enquêtes et de données fournies par des organismes techniques professionnels et ne sont donc pas forcément exhaustives. Nous avons cherché sans succès à obtenir des informations sur l'incertitude de ces données.

Une autre source d'erreur peut provenir de la méthode de sélection des parcelles irriguées et non irriguées. Pour ce travail, j'ai utilisé l'information historique sur la présence d'irrigation dans l'ilot contenue dans le RPG, disponible seulement en 2007, 2008 et 2009. L'hypothèse était que les ilots purs (considérés comme des « parcelles ») de maïs irrigués durant ces trois années avaient de grandes chances d'être toujours irrigués en 2013 et 2014. De la même façon, les ilots purs de maïs non irrigués ont une forte probabilité de rester non irrigués. Ainsi, des modifications dans les pratiques d'irrigation qui seraient survenues depuis 2009 n'ont pas pu être prises en compte et peuvent impacter les données utilisées.

²⁵ Parcelles de maïs extraites du RPG (ilots purs), avec utilisation de l'information historique sur l'irrigation (années 2007-2008-2009) pour déterminer si les parcelles sont irriguées ou non. Voir [Section 3.2.3.4 \(sous-section « Yield measurements at regional scale »\)](#) du [Chapitre 2](#).

²⁶ L'[Annexe 7](#) présente un tableau avec le nombre de parcelles utilisées pour chaque année/département.

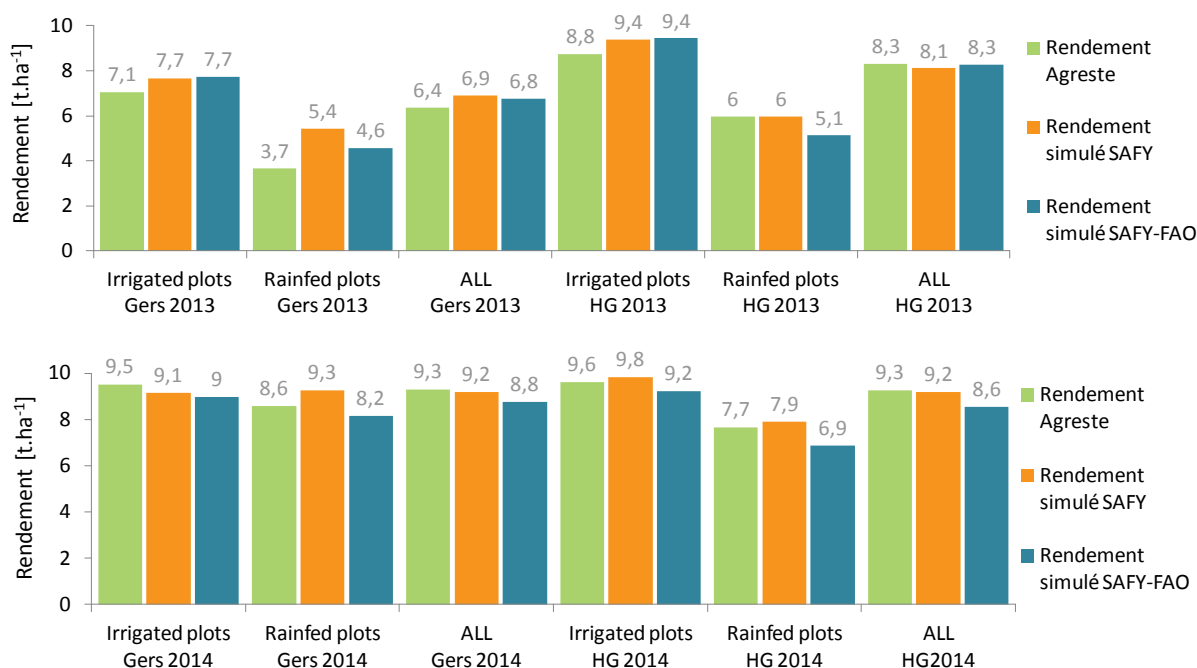


Figure 3-31: Comparaison du rendement simulé par le modèle [t.ha⁻¹] avec et sans le module hydrique (FAO) avec les données statistiques d'Agreste en 2013 et 2014 pour le Gers et la Haute-Garonne.

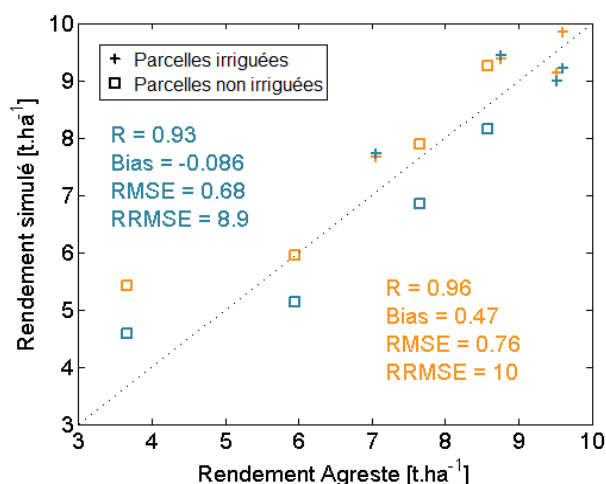


Figure 3-32: Comparaison du rendement simulé par les deux modèles (SAFY en orange et SAFY-FAO en bleu) avec le rendement Agreste pour les parcelles irriguées et non irriguées sur les départements du Gers et de la Haute-Garonne en 2013 et 2014.

A l'avenir, il serait intéressant de baser notre étude sur d'autres sources de données. Par exemple, un travail initié au début du projet MAISEO a permis de produire des cartes de surfaces irriguées à partir de données satellitaires optiques (Laurence, 2013 ; Larue, 2014 ; Boizet, 2015), et tout récemment de données radar (Lienhard, 2016). Une fois ce travail finalisé et grâce au couplage avec les cartes d'occupation du sol, nous pourrions utiliser cette information pour extraire les parcelles de maïs irriguées et non irriguées sur le territoire étudié. Ces données pourraient donc être directement utilisées en entrée du modèle.

6. Conclusion

L'objectif du chapitre était d'estimer les besoins et consommations en eau du maïs sur de grandes surfaces et durant des années climatiques contrastées. Pour cela, nous avons couplé le modèle SAFY à un module de bilan hydrique adapté de la FAO.

Après calibration sur la parcelle expérimentale de Lamothe, le modèle SAFY-FAO a été appliqué sur des parcelles et des périmètres irrigués (ASA). Les données d'ET_{ca} ont été utilisées pour calibrer deux paramètres du module hydrique (β et E_{trp}). Comme attendu, l'évaluation des estimations de l'ET_{ca} sur la parcelle expérimentale conduit à de bons résultats ($R = 0.88$; $RRMSE = 20\%$). Les résultats montrent également qu'une fois calibré et contraint par les données satellitaires, le modèle SAFY-FAO est capable de reproduire de façon satisfaisante les consommations en eau des 18 parcelles de la CACG ($R = 0.79$; $RRMSE = 18.8\%$). Malgré une sous-estimation de -0.36 hm^3 , le modèle reproduit correctement la variabilité des volumes consommés sur les trois ASA ($R = 0.94$).

Nous avons également quantifié l'impact de différentes méthodes d'estimation de la réserve utile du sol (carte des sols vs données agriculteurs ou mesures) et du K_{cb} (valeurs « optimales » vs valeurs contraintes par la télédétection) sur les estimations d'ET_{ca} et les volumes d'eau d'irrigation. Les résultats obtenus montrent que l'utilisation du K_{cb} optimal issu des tables d'Arvalis augmente la dispersion de l'ET_{ca} ($R = 0.77$; $RRMSE = 28\%$) et des volumes ($R = 0.68$; $RRMSE = 21\%$). L'utilisation des données de la carte des sols engendre quant à elle une sous-estimation de l'ET_{ca} (Biais = -0.52 mm au lieu de -0.13 mm avec les mesures) et des volumes (Biais = -55 mm au lieu de -20 mm avec les données agriculteurs).

L'analyse des cumuls d'ET_{ca} durant la période de végétation a confirmé la sous-estimation induite par l'utilisation de la carte des sols sur la parcelle expérimentale de Lamothe, due à une réduction de la réserve utile du sol en comparaison à celle obtenue à partir des prélèvements de sol. Cette analyse a également mis en évidence le fait que l'utilisation d'une méthode de calibration basée sur des paramètres moyens, des données SAFRAN, du K_{cb} « optimal » ou encore du GAI corrigé n'induit pas de biais particulier. On observe des différences entre les années en comparaison à la méthode de référence qui utilise les données les plus fiables (station météorologique, prélèvements de sol etc.), toutefois les résultats sont globalement satisfaisants.

Le travail effectué a par ailleurs permis une première analyse de l'apport du module hydrique pour l'estimation du rendement à l'échelle départementale. Ainsi, le module hydrique ne semble pas apporter d'amélioration significative sur l'estimation des rendements à l'échelle des départements. Ces conclusions sont toutefois bien évidemment dépendantes du jeu de données disponible, des processus pris en compte (pas de drainage, bilan hydrique simplifié) et du modèle et de la méthode de calibration choisis. Cette conclusion, pour pouvoir être confirmée (ou non), nécessite de plus amples analyses et un jeu de données plus conséquent de parcelles non irriguées.

Conclusion et Perspectives

Conclusion et Perspectives

1. Synthèse des résultats

Mon travail s'inscrit dans le cadre du volet « approche territoriale » du projet MAISEO. L'objectif de ma thèse était de développer des méthodes permettant de fournir un diagnostic des besoins et consommations en eau et de la production du maïs à l'échelle d'un territoire. Une des applications de ce travail est de fournir des outils aux gestionnaires afin de les aider à mieux gérer la ressource en eau sur de grandes surfaces.

Pour répondre cet objectif, deux modèles ont été utilisés. Le modèle SAFY qui simule l'évolution du GAI, de la biomasse sèche aérienne et du rendement des cultures et le modèle SAFY-FAO qui résulte d'un couplage du modèle SAFY avec un module hydrique issu de la méthode FAO (Allen et al., 1998). Une importante partie de mon travail de recherche a consisté à coupler ces modèles à des images satellitaires optiques à haute résolution spatiale et temporelle.

J'ai donc exploité une quantité importante de données satellitaires optiques afin de construire les profils temporels des variables biophysiques (GAI, FCOVER) utilisés pour piloter les modèles. La qualité des corrections radiométriques, atmosphériques et géométriques effectuées au CESBIO sur les images et l'utilisation de l'outil BVNet pour en extraire les variables biophysiques ont permis d'obtenir des séries temporelles relativement peu bruitées et homogènes.

En complément de jeux de données satellitaires, de nombreuses données ont été utilisées pour la calibration et la validation du modèle (mesures *in situ*, enquêtes agriculteurs, cartes de rendement, données régionales etc.). Grâce aux campagnes de mesures pérennes (site expérimental de Lamothe) ou ponctuelles (ESU) et aux partenariats établis notamment dans le cadre du projet MAISEO, j'ai ainsi pu bénéficier d'un important jeu de données pour valider les estimations spatialisées des modèles.

La première partie de cette thèse portait sur l'estimation de la biomasse et du rendement du maïs. Ce travail a été réalisé avec le modèle SAFY (Duchemin et al., 2008a). Les estimations issues du modèle ont été comparées à des mesures *in situ* réalisées sur des parcelles et des ESU de maïs entre 2006 et 2015, ainsi qu'à des cartes de rendement et des données statistiques par département (base de données Agreste). Le modèle reproduit correctement la dynamique de la biomasse sèche aérienne, avec une erreur de l'ordre de 16%. Les résultats obtenus pour le rendement à l'échelle locale sont également satisfaisants ($R = 0.72$; $RRMSE = 16.2\%$). La comparaison avec les données Agreste montre que le modèle est également capable de reproduire correctement les rendements des maïs irrigués et non irrigués à l'échelle du département et pour plusieurs années ($R = 0.96$; $RRMSE = 10\%$). La précision des rendements simulés a été évaluée à l'échelle parcellaire à environ $2.5 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$.

Ce travail a conduit à modifier la méthodologie globale de calibration (Battude et al., 2016) ainsi que les équations du modèle SAFY.

Nous avons proposé d'utiliser une fonction double logistique pour délimiter le cycle cultural afin de mieux contraindre certains paramètres du modèle. Cette approche a été évaluée comparativement à celle utilisée dans les études précédentes (Claverie et al., 2012 ; Veloso, 2014). Les analyses ont montré que la double logistique améliore la détection des dates clés du développement de la culture, permet d'exploiter un plus grand nombre de profils temporels et d'améliorer les estimations de la biomasse. Cette approche est très utile, surtout en début de croissance, lorsqu'on ne bénéficie pas de suffisamment d'images satellitaires pour construire les séries temporelles.

La calibration du modèle a également été améliorée. Un des objectifs était de s'affranchir au maximum des données *in situ*. Nous avons proposé une modification des équations du modèle SAFY permettant d'introduire une dynamique saisonnière des paramètres liés à la croissance de la culture : le SLA (Surface Spécifique Foliaire) et la ELUE (Efficience d'Utilisation de la Lumière Effective). Cette nouvelle version a permis d'améliorer les estimations de la biomasse en fin de cycle et du rendement, tant à l'échelle locale que régionale. La prise en compte de la dynamique saisonnière de la ELUE permet de reproduire de manière plus réaliste les processus d'allocation qui évoluent au cours du temps, ce qui s'est traduit par une augmentation des plus fortes valeurs de biomasse, qui avait tendance à saturer. Mais cette amélioration permet aussi, dans une certaine mesure, de compenser la saturation observée classiquement pour les fortes valeurs de GAI estimés à partir d'images satellitaires ($GAI > 3$).

La seconde partie de la thèse a consisté à aborder la problématique de la gestion de l'eau avec la simulation des besoins et consommations en eau. La première partie de ma thèse a permis de démontrer qu'un modèle de culture relativement simplifié (SAFY) et fortement contraint par des données de télédétection était capable de reproduire les biomasses et rendements du maïs à l'échelle régionale avec une bonne précision, mais ce modèle ne permet pas de simuler les besoins et consommations en eau de la culture. J'ai donc par la suite utilisé le modèle SAFY-FAO issu du couplage entre SAFY et un module de bilan hydrique. Pour évaluer les sorties de ce modèle nous avons bénéficié de six années de mesures de biomasse et de flux d'ETca sur une parcelle expérimentale ainsi que de relevés d'irrigation (dates et doses) fournis par les agriculteurs et la CACG (Battude et al., 2017, soumis). Ce travail a également conduit à quantifier l'impact de différents jeux de données utilisés en entrée du modèle. Nous nous sommes intéressés en particulier à la réserve utile (RU) du sol, au coefficient cultural de transpiration (K_{cb}), aux précipitations.

Nous avons ainsi montré que les données de RU issues de la carte des sols [<https://www.gissol.fr/le-gis/programmes/inventaire-gestion-et-conservation-des-sols-igcs-67>] ne permettaient pas d'obtenir une information fiable à l'échelle des parcelles induisant des erreurs sur le cumul de l'ETca de l'ordre de - 33 mm sur la période de végétation. Des travaux sur l'obtention d'informations plus précises sur le sol sont à poursuivre. Une

reflexion plus poussée sur la façon de mieux utiliser cette carte dont l'échelle de restitution est fournie au 1/250 000 est également à envisager.

Nous avons également montré que l'utilisation du Kcb issu de la télédétection aboutissait à des volumes d'irrigations simulés inférieurs à ceux obtenus avec le Kcb optimal issu des tables de la FAO ou d'Arvalis. Le Kcb « satellite » révèle des potentialités intéressantes pour affiner les diagnostics des besoins en eau à l'échelle du territoire, car il permet d'observer la variabilité spatio-temporelle. De plus, son estimation ne nécessite pas la connaissance précise des stades phénologiques qui ne sont pas accessibles à l'échelle d'un territoire.

Nous avons montré que l'utilisation des données SAFRAN, comparativement à des relevés station, n'impacte pas significativement les estimations de l'ETca ($R = 0.89$; Biais = 0.16 mm), du moins sur notre jeu de données.

Ce travail m'a permis de valider les estimations de volumes consommés simulés par le modèle sur un ensemble de parcelles et trois périmètres irrigués (ASA). A l'échelle des ASA, la corrélation est bonne ($R = 0.94$) mais il existe un biais important (- 0.36 hm³) principalement dû aux incertitudes liées à la RU. Sur les parcelles de la CACG, ce biais est observé lorsque l'on utilise les données de la carte (- 55 mm), mais il est réduit lorsque l'on se sert de données de sol plus précises (- 20 mm).

Pour finir, l'apport du module hydrique pour l'estimation des rendements a été évalué en comparant les sorties des deux modèles. L'utilisation du module hydrique ne semble pas apporter d'amélioration significative sur l'estimation des rendements à l'échelle des départements que ce soit pour le maïs irrigué ou non irrigué. Ces résultats permettent de confirmer l'hypothèse selon laquelle le GAI serait un bon indicateur du développement des cultures en conditions optimales mais également en condition de stress (stress hydrique évalué ici). Ces conclusions sont toutefois bien évidemment dépendantes de la culture étudiée, du jeu de données utilisé pour la validation et de la méthode de spatialisation choisie. De plus amples analyses et un jeu de données plus conséquent sur les parcelles non irriguées seront indispensables pour confirmer ces résultats.

2. Perspectives

Le modèle SAFY couplé aux images à haute résolution est un outil prometteur pour le suivi des cultures et l'estimation du rendement sur de grandes surfaces. Couplé au module hydrique, le modèle permet également d'estimer les consommations en eau sur le territoire. Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour donner suite à mon travail de thèse.

- *Exploiter les données des nouvelles missions spatiales*

L'arrivée récente de nouvelles missions spatiales ouvre de nombreuses perspectives, particulièrement les missions Sentinel [<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/home>], grâce à la mise à disposition de données à haute résolution spatiale et temporelle, gratuites et couvrant l'ensemble du globe. Ainsi, le travail mené durant ma thèse préfigure ce que nous pourrons faire avec les données optiques Sentinel-2. L'utilisation de ces données permettra de s'affranchir du bruit résiduel lié à l'utilisation conjointe de plusieurs capteurs et devrait d'autant plus améliorer les estimations de biomasse, rendement et consommations en eau. Nous pourrons également travailler sur de plus grandes surfaces et tester plus facilement le modèle sur d'autres sites à travers le globe.

De part la fréquence élevée d'acquisition, ces données permettront également l'utilisation du modèle en mode « pronostic ». Nous pourrons ainsi nous diriger de plus en plus vers une analyse en temps quasi-réel avec l'assimilation des données de GAI en cours de campagne. Le GAI est dans ce cas bien adapté car il peut être pronostiqué en fixant les paramètres de la fonction de partition foliaire (PI).

Présentant moins d'incertitudes que le GAI, le FAPAR est une variable biophysique intéressante et son utilisation directe dans le modèle à la place du GAI permettrait de l'améliorer. Récemment, des chercheurs ont mis au point un algorithme fournissant des produits FAPAR décamétriques et décadaires en temps quasi-réel (Li et al., 2017, soumis). Cet algorithme a été testé sur le tournesol en 2014 sur notre zone d'étude. Les produits FAPAR sont obtenus à partir de la fusion d'images Landsat-8 (30 m) et PROBA-V (330 m). Les résultats sont encourageants et les produits sont fournis avec une bonne précision ($R = 0.81$; $RMSE = 0.11$). Nous pourrions ainsi utiliser ce produit dans le modèle SAFY pour des applications en mode « pronostic ».

Mon travail de thèse a exclusivement porté sur l'exploitation de l'imagerie optique, mais les données à différentes longueurs d'ondes ou domaines spectraux sont susceptibles de fournir des informations complémentaires et pertinentes pour caractériser les évolutions des surfaces agricoles et contraindre ou alimenter les modèles. Ainsi, les données issues des observations spatiales délivrent des informations souvent complémentaires selon le domaine de longueur d'onde utilisé :

- **Optique** : On considère généralement la réflectance de surface pour identifier les cultures et suivre en particulier les variations saisonnières de la végétation (croissance, développement, productivité) et les propriétés des sols.

- **Micro-ondes (ou Radar)** : Les informations délivrées dans ce domaine sont bien reliées à l'humidité du sol et des plantes, à la rugosité du sol et à la biomasse des plantes. Ces données sont aussi utilisées pour la cartographie de l'occupation du sol ou la détection des cultures irriguées. Un intérêt particulier des micro-ondes, surtout en contexte opérationnel, est que les données peuvent être acquises par tous les temps, y compris nuageux.

La constellation Sentinel-1 fournissant des images radar a été lancée avec succès en deux phases, en avril 2014 (Sentinel-1A) et avril 2016 (Sentinel-1B). A l'avenir, il sera donc particulièrement intéressant d'exploiter la synergie entre ces différents domaines spectraux. Ainsi, de récents travaux menés dans le Sud-Ouest de la France sur des parcelles de soja (Baup et al., 2015 ; Betbeder et al., 2016) et de tournesol (Fieuzal and Baup, 2015) ont montré que les données optiques (Formosat-2, Spot-4 et Spot-5) et radar (Radarsat-2, TerraSAR-X et Alos) assimilées dans le modèle agro-météorologique SAFY permettaient d'estimer de manière équivalente le LAI (ou GAI) et la biomasse de ces cultures. Dans ces travaux, les images sont d'abord corrigées des effets atmosphériques, radiométriques et géométriques puis utilisées pour dériver des indices de végétation (NDVI et MTVI2 pour les images optiques ; coefficients de rétrodiffusion σ°_{HH} , σ°_{VV} et σ°_{HV} pour les images radar), servant à estimer le GAI ensuite utilisé dans le modèle SAFY. Depuis l'arrivée des données Sentinel, cet axe de recherche a pris un nouvel essor et deux thèses ont débuté sur ces thématiques²⁷, dont la thèse de Maël Ameline qui poursuit le travail initié sur le modèle SAFY.

- *Valider sur d'autres sites et d'autres cultures*

La thèse a permis de valider le modèle sur le site expérimental de Lamothe particulièrement riche en données. Suite à ce travail et grâce aux nouvelles données satellitaires couvrant l'ensemble du globe, nous pourrions envisager de valider les estimations de l'ETca sur d'autres sites cultivés en maïs. De nombreuses mesures acquises sur différents sites sont mises à la disposition de la communauté scientifique via le réseau FLUXNET [<https://fluxnet.ornl.gov/>]. Des données sont ainsi disponibles sur des parcelles de maïs irriguées et non irriguées, notamment aux USA, au Canada ou en Italie. Nous pourrions ainsi exploiter ces données pour tester la robustesse des paramètres calibrés sur d'autres régions du globe. Cela pourrait également nous permettre de voir si la méthode proposée est applicable à d'autres variétés de maïs et d'autres cultures, sous d'autres climats. Dans la même optique, nous pourrions envisager d'utiliser la scintillométrie (Hill et al., 1992 ; De

²⁷ Thèse de Benoît Cheul (2015-2018): *Apport des données multispectrales (Thermiques, hyperfréquences et optiques) pour l'étude des paysages agricoles.*

Thèse de Maël Ameline (2015-2018) : *Estimation des besoins hydriques et des rendements des cultures - vers un service tout temps. (ACMG/CESBIO).*

Bruin, 2002) en complément des mesures de flux effectuées par la méthode d'Eddy-Covariance. En effet, cette méthode relativement peu coûteuse permet de mesurer de manière fiable les flux turbulents et nous permettrait de valider les estimations d'ETca sur un plus grand nombre de parcelles.

De précédentes études ont déjà porté sur l'estimation du rendement du blé et de cultures d'été (tournesol et soja) dans le Sud-Ouest de la France avec le modèle SAFY. Il serait également intéressant d'appliquer la nouvelle version du modèle à ces cultures afin d'évaluer son apport.

Enfin, nous disposons d'informations sur les consommations en eau sur deux bassins versants (BV) du Sud-Ouest de la France : le BV de l'Arrats et le BV de la Gimone (Figure 4-1).

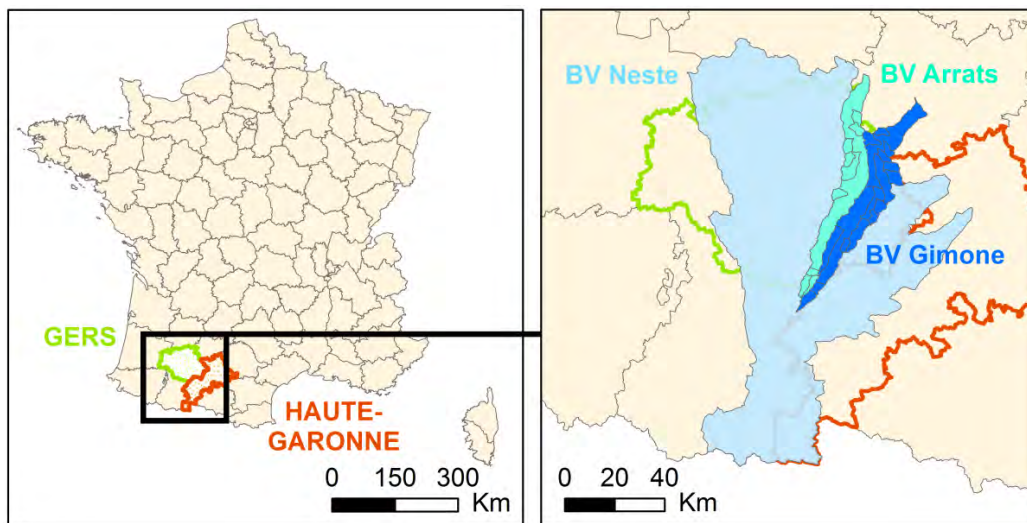


Figure 4-1: Localisation des bassins versants de l'Arrats et de la Gimone.

Ces données sont fournies par l'Agence de l'Eau Adour-Garonne (AEAG). Il serait intéressant de tester le modèle sur ces BV et de poursuivre ce travail en collaboration avec la CACG afin d'étudier l'apport de notre méthode dans le cadre des PGCE (Programme de Gestion Collective de l'Eau) mis en place sur ces bassins. De nouvelles questions vont alors se poser. Par exemple, comment localiser les parcelles de maïs irriguées et non irriguées ? Comment initialiser la réserve utile ? Faut-il prendre en compte les transferts horizontaux (ruissellement), et si oui, comment procéder ? Pour ce travail, il sera sans doute intéressant de coupler le modèle SAFY-FAO à un modèle hydrologique. De plus, le travail de cartographie des surfaces irriguées initié dans le cadre du projet MAISEO sera poursuivi afin d'améliorer la précision de ces cartes, qui pourront alors être utilisées pour identifier les parcelles.

- *Améliorer les estimations de la réserve utile*

La réserve utile (RU) est une notion complexe qui n'a pas toujours la même signification pour les pédologues, les agronomes et les écophysiologistes. En pédologie, les valeurs des points d'humidité critique servant à la calculer sont classiquement déterminées grâce à la

connaissance des propriétés du sol (mesures d'humidité effectuées durant des périodes humides, ou prélèvements de sol analysés en laboratoire). De leur côté, les agronomes et écophysiologistes ont proposé des estimations de la RU à partir d'expériences au champ en analysant par exemple, via des mesures *in situ*, l'effet de différents régimes d'irrigation sur les cultures. Ils ont alors été amenés à proposer des notions telles que la « RU maximale » (RU_{max}), la « Réserve Facilement Utilisable » ($RFU \approx 2/3 RU$) et la « Réserve Difficilement Utilisable » ($RDU \approx 1/3 RU$). Ces notions découlent du fait que sol et plante sont intimement liés. Ainsi, l'architecture racinaire et l'hétérogénéité du sol (compacité, présence de cailloux, etc.) influencent le mode de répartition des racines dans le sol, pouvant conduire à un écart entre la RU du sol et de la quantité d'eau réellement accessible aux racines et disponible pour la plante. La définition et les méthodes d'estimation de la RU sont des débats récurrents dans la communauté scientifique et constituent une limitation importante à l'utilisation des modèles.

La RU est ainsi fortement liée à la profondeur racinaire et une première piste envisagée pour la simuler de manière plus réaliste serait de coupler le paramètre de vitesse de croissance racinaire (V_{pr} , [Eq. 3.19]) à la phénologie, en utilisant par exemple la vitesse de croissance du GAI.

D'autre part, le CESBIO a initié dans le cadre du projet MAISEO une collaboration avec Laurent Rigou, pédologue et agronome, cofondateur de la société ASUP (Ateliers Sols Urbanisme et Paysages). Le but de cette collaboration est de nous aider à identifier les informations pertinentes dans la base de données sol et à les utiliser pour améliorer le modèle. Nous avons vu que la profondeur de sol obtenue avec la carte, même si elle est globalement correcte d'un point de vue pédologique, n'est pas toujours adaptée à des applications agronomiques. En effet certains horizons sont susceptibles de bloquer la prospection racinaire à cause de leur compacité. Ainsi, Laurent Rigou doit nous fournir une carte de la profondeur d'enracinement potentielle basée sur des critères de pente et de sol qui devraient permettre d'affiner l'estimation de la réserve utile et donc des besoins et consommations en eau du maïs.

En parallèle, un projet nommé « Global Soil Map » [<http://www.globalsoilmap.net/>] lancé en février 2009 à l'initiative du « Digital Soil Mapping Working Group » de l'Union internationale des sciences du sol (IUSS), vise à produire une carte des sols sur l'ensemble du globe. Un consortium mondial a été formé (INRA Orléans, Université de Sydney, ISRIC, Université de Columbia, INRA LISAH, CSIRO, Commission européenne, NRCS) pour produire cette carte en utilisant les nouvelles technologies. Cette carte permettra notamment de prédire les propriétés du sol à une résolution spatiale fine (environ 100 m).

En complément de l'utilisation de ces cartes des sols, nous pourrions à l'avenir bénéficier des résultats du projet ANR « RUEdesSOLS » [<http://www.agence-nationale-recherche.fr/?Projet=ANR-14-CE01-0011>]. Ce projet a été initié pour répondre à la nécessité de confronter les approches pédologiques et les approches agronomiques et de les exploiter en synergie afin de proposer une stratégie consensuelle opérationnelle pour la cartographie

de la RU, permettant des applications à différentes échelles spatiales. Il se propose ainsi de référencer, d'évaluer et de coupler les différentes approches dans un cadre interdisciplinaire, pour proposer des méthodologies d'estimation de la réserve utile pouvant être utilisées dans un large contexte agro-pédoclimatique à des échelles locale et régionale, en qualifiant les incertitudes associées à ces différentes méthodologies et leur impact sur des sorties agronomiques et environnementales de modèles. Le consortium du projet rassemble à la fois des scientifiques issus de différents laboratoires de recherche (UR SOLS, UR AgroImpact, UMR EMMAH, UMR AGIR, UMR MIAT, UMR LISAH, US InfoSol, UR P3F et CESBIO) et des instituts techniques (Arvalis-Institut du Végétal et Terres Inovia). Une des tâches du projet vise à estimer la réserve utile par inversion de modèles décrivant le fonctionnement de la plante.

- *Etudier l'apport de la télédétection pour des économies d'eau*

Au cours de ma thèse, nous avons montré que l'utilisation du Kcb « optimal » dans le modèle aboutit à des volumes simulés supérieurs à ceux obtenus avec le Kcb issu de la télédétection (via le GAI simulé). Ce Kcb « optimal » est utilisé par la CACG et autres instituts techniques pour le calcul des besoins en eau des plantes et donc pour préconiser les apports d'eau d'irrigation auprès des agriculteurs ou des collectifs d'irrigants (ASA). Notre étude laisse entrevoir des possibilités d'amélioration de cette méthode, pouvant potentiellement conduire à des économies d'eau. Cependant, les résultats ne sont pas actuellement assez nombreux et donc pas assez fiables pour affirmer que le Kcb obtenu via l'imagerie satellitaire permettra de réaliser ces économies d'eau.

Pour faire suite à ce travail et approfondir cette question essentielle, nous pourrions envisager conjointement avec la CACG et les agriculteurs un dispositif expérimental dédié à cette question.

Mon travail de thèse a donc permis de développer des méthodes permettant de réaliser des diagnostics de besoins et consommations en eau à l'échelle d'un territoire. Les outils et méthodes développées pourront être transférés aux gestionnaires. Un temps important a été consacré à la quantification de l'impact des sources d'incertitude sur les sorties des modèles, indispensable à tout travail de recherche. Mes travaux ont également permis d'ouvrir de nouvelles pistes de recherche qui vont permettre d'exploiter les potentialités des images fournies par les nouveaux programmes Sentinel-1 et Sentinel-2 pour le suivi et le fonctionnement des cultures.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- Allen, R.G., 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. doi:10.1016/S0022-1694(99)00194-8
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M., 1998. Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. FAO, Rome 333 pp.
- Amos, B., Walters, D.T., 2006. Maize Root Biomass and Net Rhizodeposited Carbon. *Soil Science Society of America Journal* 70, 1489. doi:10.2136/sssaj2005.0216
- Andrade, F.H., Uhart, S.A., Cirilo, A., 1993. Temperature affects radiation use efficiency in maize. *Field Crops Research* 32, 17–25. doi:10.1016/0378-4290(93)90018-I
- Andrade, F.H., Uhart, S.A., Arguissain, G.G., Ruiz, R.A., 1992. Radiation use efficiency of maize grown in a cool area. *Field Crops Research* 28, 345–354. doi:10.1016/0378-4290(92)90020-A
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L., 1984. Estimating Absorbed Photosynthetic Radiation and Leaf Area Index from Spectral Reflectance in Wheat1. *Agronomy Journal* 76, 300. doi:10.2134/agronj1984.00021962007600020029x
- Aubinet, M., Vesala, T., Papale, D. (Eds.), 2012. *Eddy Covariance: A Practical Guide to Measurement and Data Analysis*. Springer Netherlands, Dordrecht.
- Baillarin, S., Gigord, P., Hagolle, O., 2008. Automatic registration of optical images, a stake for future missions: application to ortho-rectification, time series and mosaic products, in: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, pp. 928–931.
- Baize, D., Jabiol, B., 1995. *Guide pour la description des sols*. INRA, éditions Quae.
- Baldocchi, D.D., 2003. Assessing the eddy covariance technique for evaluating carbon dioxide exchange rates of ecosystems: past, present and future. *Global Change Biology* 9, 479–492. doi:10.1046/j.1365-2486.2003.00629.x
- Baret, F., 2016. Estimation des variables biophysiques à partir de l'imagerie satellitaire, in: *Observation Des Surfaces Continentales Par Télédétection: Agriculture et Forêt, Télédétection Pour L'observation Des Surfaces Continentales*. Nicolas Baghdadi, Mehrez Zribi.
- 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° zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agricultural and Forest Meteorology* 150, 1393–1401. doi:10.1016/j.agrformet.2010.04.011
- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J.L., Leroy, M., 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1. Principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment* 110, 275–286. doi:10.1016/j.rse.2007.02.018

- Baret, F., Jacquemoud, S., Guyot, G., Leprieur, C., 1992. Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands. *Remote Sensing of Environment* 41, 133–142. doi:10.1016/0034-4257(92)90073-S
- Baret, F., Guyot, G., 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment* 35, 161–173. doi:10.1016/0034-4257(91)90009-U
- Baroni, G., Facchi, A., Gandolfi, C., Ortuani, B., Horeschi, D., van Dam, J.C., 2010. Uncertainty in the determination of soil hydraulic parameters and its influence on the performance of two hydrological models of different complexity. *Hydrology and Earth System Sciences* 14, 251–270. doi:10.5194/hess-14-251-2010
- Bastiaanssen, W.G.M., Ali, S., 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture, Ecosystem & Environment* 94, 321–340.
- 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. doi:10.1016/S0378-3774(00)00080-9
- Battude, M., Al Bitar, A., Brut, A., Talleg, T., Huc, M., Cros, J., Weber, J.-J., Lhuissier, L., Simonneaux, V., Demarez, V., 2017 (submitted). Modeling water needs and supplies of irrigated maize in the south west of France using high spatial and temporal resolution satellite imagery. *Agricultural Water Management*.
- Battude, M., Al Bitar, A., Morin, D., Cros, J., Huc, M., Marais Sicre, C., Le Dantec, V., Demarez, V., 2016. Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data. *Remote Sensing of Environment* 184, 668–681. doi:10.1016/j.rse.2016.07.030
- Baup, F., Fieuzal, R., Betbeder, J., 2015. Estimation of soybean yield from assimilated optical and radar data into a simplified agrometeorological model. Presented at the Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), IEEE, Milan, Italie, pp. 3961–3964. doi:10.1109/IGARSS.2015.7326692
- Bausch, W.C., 1993. Soil background effects on reflectance-based crop coefficients for corn. *Remote Sensing of Environment* 46, 213–222. doi:10.1016/0034-4257(93)90096-G
- Bausch, W.C., Neale, C.M.U., 1987. Crop Coefficients Derived from Reflected Canopy Radiation: A Concept. *Transactions of the ASAE* 30, 0703–0709. doi:10.13031/2013.30463
- Begué, A., 2002. Télédétection et production végétale (Mémoire d'HDR). Université Pierre et Marie Curie - Ecole Doctorale des Sciences de l'Environnement d'Ile de France.
- Benhadj, I., 2008. Observation spatiale de l'irrigation d'agrosystèmes semi-arides et Gestion durable de la ressource en eau en plaine de Marrakech. (Thèse). Université Paul Sabatier - Toulouse III, Toulouse.
- Berjón, A.J., Cachorro, V.E., Zarco-Tejada, P.J., de Frutos, A., 2013. Retrieval of biophysical vegetation parameters using simultaneous inversion of high resolution remote sensing imagery constrained by a vegetation index. *Precision Agriculture* 14, 541–557.

- doi:10.1007/s11119-013-9315-8
- Betbeder, J., Fieuzal, R., Baup, F., 2016. Assimilation of LAI and Dry Biomass Data From Optical and SAR Images Into an Agro-Meteorological Model to Estimate Soybean Yield. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9, 2540–2553. doi:10.1109/JSTARS.2016.2541169
- Béziat, P., Ceschia, E., Dedieu, G., 2009. Carbon balance of a three crop succession over two cropland sites in South West France. *Agricultural and Forest Meteorology* 149, 1628–1645. doi:10.1016/j.agrformet.2009.05.004
- Boizet, A., 2015. Apport de la télédétection à hautes résolutions spatiale et temporelle pour la détection des surfaces irriguées sur le bassin versant de la Neste (Rapport de Stage de césure – Montpellier SupAgro). CESBIO, Toulouse.
- Boote, K.J., Jones, J.W., Pickering, N.B., 1996. Potential Uses and Limitations of Crop Models. *Agronomy Journal* 88, 704–716. doi:10.2134/agronj1996.00021962008800050005x
- Boulet, G., 2000. A simple water and energy balance model designed for regionalization and remote sensing data utilization. *Agricultural and Forest Meteorology* 105, 117–132. doi:10.1016/S0168-1923(00)00184-2
- Braud, I., Dantas-Antonino, A.C., Vauclin, M., Thony, J.L., Ruelle, P., 1995. A simple soil-plant-atmosphere transfer model (SiSPAT) development and field verification. *Journal of Hydrology* 166, 213–250. doi:10.1016/0022-1694(94)05085-C
- Brisson, N., Levrault, F., 2010. Changement climatique, agriculture et forêt en France : simulations d'impacts sur les principales espèces. Le Livre vert du projet CLIMATOR. ADEME.
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussi re, F., Cabidoche, Y.M., Cellier, P., Debaeke, P., Gaudill re, J.P., H nault, C., Maraux, F., Seguin, B., Sinoquet, H., 2003. An overview of the crop model STICS. *European Journal of Agronomy, Modelling Cropping Systems: Science, Software and Applications* 18, 309–332. doi:10.1016/S1161-0301(02)00110-7
- Bruand, A., Fern ndez, P.P., Duval, O., 2003. Use of class pedotransfer functions based on texture and bulk density of clods to generate water retention curves. *Soil Use and Management* 19, 232–242. doi:10.1111/j.1475-2743.2003.tb00309.x
- Bsaibes, A., Courault, D., Baret, F., Weiss, M., Oliso, A., Jacob, F., Hagolle, O., Marloie, O., Bertrand, N., Desfond, V., Kzemipour, F., 2009. Albedo and LAI estimates from FORMOSAT-2 data for crop monitoring. *Remote Sensing of Environment* 113, 716–729. doi:10.1016/j.rse.2008.11.014
- Burgess, S.S., Adams, M.A., Turner, N.C., Beverly, C.R., Ong, C.K., Khan, A.A., Bleby, T.M., 2001. An improved heat pulse method to measure low and reverse rates of sap flow in woody plants. *Tree Physiol.* 21, 589–598.
- Casadebaig, P., Guillioni, L., Leco ur, J., Christophe, A., Champolivier, L., Debaeke, P., 2011. SUNFLO, a model to simulate genotype-specific performance of the sunflower crop in contrasting environments. *Agricultural and Forest Meteorology* 151, 163–178. doi:10.1016/j.agrformet.2010.09.012

- Cavero, J., Farré, I., Debaeke, P., Faci, J.M., 2000. Simulation of maize yield under water stress with the EPICphase and CROPWAT models. *Agronomy Journal* 92, 679–690. doi:10.2134/agronj2000.924679x
- Chen, J.M., Black, T.A., 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment* 15, 421–429.
- Chern, J.-S., Wu, A.-M., Lin, S.-F., 2006. Lesson learned from FORMOSAT-2 mission operations. *Acta Astronautica* 59, 344–350. doi:10.1016/j.actaastro.2006.02.008
- Choudhury, B., Ahmed, N., Idso, S., Reginato, R., Daughtry, C., 1994. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations. *Remote Sensing of Environment* 50, 1–17. doi:10.1016/0034-4257(94)90090-6
- Claverie, M., Vermote, E.F., Weiss, M., Baret, F., Hagolle, O., Demarez, V., 2013. Validation of coarse spatial resolution LAI and FAPAR time series over cropland in southwest France. *Remote Sensing of Environment* 139, 216–230. doi:10.1016/j.rse.2013.07.027
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais Sicre, C., Dejoux, J.-F., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P., Fieuzal, R., Ceschia, E., Dedieu, G., 2012. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment* 124, 844–857. doi:10.1016/j.rse.2012.04.005
- Claverie, M., 2012. Estimation spatialisée de la biomasse et des besoins en eau des cultures à l'aide de données satellitaires à hautes résolutions spatiale et temporelle : application aux agrosystèmes du sud-ouest de la France. (Thèse). Université Paul Sabatier - Toulouse III.
- Comaniciu D., Meer P., 2002. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24, 603–619.
- Constantin, J., Willaume, M., Murgue, C., Lacroix, B., Therond, O., 2015. The soil-crop models STICS and AqYield predict yield and soil water content for irrigated crops equally well with limited data. *Agricultural and Forest Meteorology* 206, 55–68. doi:10.1016/j.agrformet.2015.02.011
- Courault, D., Demarez, V., Guérif, M., Le Page, M., Simonneaux, V., Ferrant, S., Veloso, A., 2016. Contribution of remote sensing for crop and water monitoring, in: *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest, Remote Sensing Observations of Continental Surfaces*. Nicolas Baghdadi, Mehrez Zribi.
- Courault, D., Bsaibes, A., Kpemlie, E., Hadria, R., Hagolle, O., Marloie, O., Hanocq, J.-F., Olioso, A., Bertrand, N., Desfonds, V., 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. doi:10.3390/s8053460
- Dadhwal, V.K., 2003. Crop growth and productivity monitoring and simulation using remote sensing and GIS, in: *Proceedings of « Sat Ellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology » Training Workshop*. Presented at the «Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology» Training Workshop, M.V.K. Sivakumar, P.S. Roy, K. Harmsen, and S.K. Saha, Dehra Dun (India),

- pp. 263–289.
- Damagnez, J., 1968. Les bilans hydriques et énergétiques et l'étude des facteurs du milieu. UNESCO, Paris.
- Danalatos, N.G., Kosmas, C.S., Driessen, P.M., Yassoglou, N., 1994. The change in the specific leaf area of maize grown under Mediterranean conditions. *Agronomy for Sustainable Development* 14, 433–443. doi:10.1051/agro:19940702
- Daughtry, C.S.T., Gallo, K.P., Goward, S.N., Prince, S.D., Kustas, W.P., 1992. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sensing of Environment* 39, 141–152. doi:10.1016/0034-4257(92)90132-4
- De Bruin, H.A.R., 2002. Introduction : Renaissance of Scintillometry. *Boundary-Layer Meteorology* 105, 1–4. doi: 10.1023/A:1019628124829
- Delécolle, R., Maas, S.J., Guérif, M., Baret, F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 47, 145–161. doi:10.1016/0924-2716(92)90030-D
- 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. doi:10.1016/j.agrformet.2007.11.015
- Denmead, O.T., Shaw, R.H., 1960. The effects of soil moisture stress at different stages of growth on the development and yield of corn. *Agronomy Journal* 52, 272–274. doi:10.2134/agronj1960.00021962005200050010x
- Devonec, E., Barros, A.P., 2002. Exploring the transferability of a land-surface hydrology model. *Journal of Hydrology* 265, 258–282. doi:10.1016/S0022-1694(02)00111-7
- Dong, J., Kaufmann, R.K., Myneni, R.B., Tucker, C.J., Kauppi, P.E., Liski, J., Buermann, W., Alexeyev, V., Hughes, M.K., 2003. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sensing of Environment* 84, 393–410. doi:10.1016/S0034-4257(02)00130-X
- Dorigo, W.A., Zurita-Milla, R., de Wit, A.J.W., Brazile, J., Singh, R., Schaepman, M.E., 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Advances in airborne electromagnetics and remote sensing of agroecosystems* 9, 165–193. doi:10.1016/j.jag.2006.05.003
- Droogers, P., Immerzeel, W.W., Lorie, I.J., 2010. Estimating actual irrigation application by remotely sensed evapotranspiration observations. *Agricultural Water Management* 97, 1351–1359. doi:10.1016/j.agwat.2010.03.017
- Droogers, P., Bastiaanssen, W.G.M., 2002. Irrigation Performance using Hydrological and Remote Sensing Modeling. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 128, 11–18. doi:10.1061/(ASCE)0733-9437(2002)128:1(11)
- Drouet, J.-L., Pagès, 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. doi:10.1016/S0304-3800

(03)00072-3

- Duan, S.-B., Li, Z.-L., Wu, H., Tang, B.-H., Ma, L., Zhao, E., Li, C., 2014. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26, 12–20. doi:10.1016/j.jag.2013.05.007
- Duchaine, F., Habets, F., Launay, M., Morel, T., Queyrel, W., Ripoche, D., 2012. Spatialisation du modèle agronomique Stics à l'aide de Open-PALM Parasol.
- Duchemin, B., Fieuzal, R., Rivera, M.A., Ezzahar, J., Jarlan, L., Rodriguez, J.C., Hagolle, O., Watts, C., 2015. Impact of sowing date on yield and water use efficiency of wheat analyzed through spatial modeling and Formosat-2 images. *Remote Sensing* 7, 5951–5979. doi:10.3390/rs70505951
- Duchemin, B., Maisongrande, P., Boulet, G., Benhadj, I., 2008a. 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. doi:10.1016/j.envsoft.2007.10.003
- Duchemin, B., Hagolle, O., Mougenot, B., Benhadj, I., Hadria, R., Simonneaux, V., Ezzahar, J., Hoedjes, J., Khabba, S., Kharrou, M.H., Boulet, G., Dedieu, G., Er-Raki, S., Escadafal, R., Olioso, A., Chehbouni, A.G., 2008b. Agrometeorological 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, 5291–5299. doi:10.1080/01431160802036482
- Duchemin, B., Hadria, R., Erraki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R.G., Ezzahar, J., Hoedjes, J.C.B., Kharrou, M.H., Khabba, S., Mougenot, B., Olioso, A., Rodriguez, J.-C., Simonneaux, V., 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. doi:10.1016/j.agwat.2005.02.013
- Duchemin, B., Berthelot, B., Dedieu, G., Leroy, M., Maisongrande, P., 2002. Normalisation of directional effects in 10-day global syntheses derived from VEGETATION/SPOT:: II. Validation of an operational method on actual data sets. *Remote Sensing of Environment* 81, 101–113. doi:10.1016/S0034-4257(01)00337-6
- Duchemin, B., 1999. NOAA/AVHRR Bidirectional Reflectance: Modeling and Application for the Monitoring of a Temperate Forest. *Remote Sensing of Environment* 67, 51–67. doi:10.1016/S0034-4257(98)00080-7
- Ducrocq, M., 1987. Les bases de l'irrigation. Éd. Tec & Doc-Lavoisier, Paris.
- Durand, Y., Brun, E., Mérendol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., Martin, E., 1993. A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of Glaciology* 18, 65–71.
- Dyke, P.T., Kiniry, J.R., Jones, C.A., 1986. CERES-Maize: a simulation model of maize growth and development. Texas A&M University Press, College Station.
- Edwards, W.R., Becker, P., Cermák, J., 1997. A unified nomenclature for sap flow

- measurements. *Tree Physiol.* 17, 65–67.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Guemouria, N., Duchemin, B., Ezzahar, J., Hadria, R., 2007. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agricultural Water Management* 87, 41–54. doi:10.1016/j.agwat.2006.02.004
- Faivre, R., Leenhardt, D., Voltz, M., Benoît, M., Papy, F., Dedieu, G., Wallach, D., 2004. Spatialising crop models. *Agronomy for Sustainable Development* 24, 205–217. doi:10.1051/agro:2004016
- Fernández, J., Palomo, M., Díaz-Espejo, A., Clothier, B., Green, S., Girón, I., Moreno, F., 2001. Heat-pulse measurements of sap flow in olives for automating irrigation: tests, root flow and diagnostics of water stress. *Agricultural Water Management* 51, 99–123. doi:10.1016/S0378-3774(01)00119-6
- Ferrant, S., Gascoin, S., Veloso, A., Salmon-Monviola, J., Claverie, M., Rivalland, V., Dedieu, G., Demarez, V., Ceschia, E., Probst, J.-L., Durand, P., Bustillo, V., 2014. Agro-hydrology and multi-temporal high-resolution remote sensing: toward an explicit spatial processes calibration. *Hydrology and Earth System Sciences* 18, 5219–5237. doi:10.5194/hess-18-5219-2014
- Fieuzal, R., Baup, F., 2015. Estimation of sunflower yield using multi-spectral satellite data (optical or radar) in a simplified agro-meteorological model. Presented at the Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), IEEE, Milan, Italie, pp. 4001–4004.
- Fieuzal, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Zribi, M., Baup, F., Merlin, O., Hagolle, O., Garatuza-Payan, J., 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. doi:10.5194/hess-15-1117-2011
- Fischer, A., Moulin, S., Dedieu, G., Guyot, G., Gu, X.F., Guérif, M., Delécolle, R., Baret, F., 1995. Coupling of satellite data and production models for yields forecasting at regional scale. State of art and methodological developments. Presented at the 1st France-Germany Symposium on Earth Observation, CNES-CNRS-DARA-DLR, Bonn, DEU.
- Gallo, K.P., Daughtry, C.S.T., Wiegand, C.L., 1993. Errors in Measuring Absorbed Radiation and Computing Crop Radiation Use Efficiency. *Agronomy Journal* 85, 1222–1228. doi:10.2134/agronj1993.00021962008500060024x
- Gausсен, H., Bagnouls, F., 1954. Saison sèche et indice xérothermique. *Revue de géographie de Lyon* 29, 269–269.
- GIEC, 2014. 5ème rapport du GIEC (No. 5).
- Gilabert, M.A., Gandía, S., Meliá, J., 1996. Analyses of spectral-biophysical relationships for a corn canopy. *Remote Sensing of Environment* 55, 11–20. doi:10.1016/0034-4257(95)00187-5
- Glenn, E.P., Neale, C.M.U., Hunsaker, D.J., Nagler, P.L., 2011. Vegetation index-based crop coefficients to estimate evapotranspiration by remote sensing in agricultural and natural ecosystems: VEGETATION INDEX-BASED CROP COEFFICIENTS. *Hydrological*

- Processes 25, 4050–4062. doi:10.1002/hyp.8392
- Gobat, J.-M., Aragno, M., Matthey, W., 2010. Le sol vivant: bases de pédologie, biologie des sols. PPUR Presses polytechniques.
- Gong, P., Pu, R., Miller, J.R., 1995. Coniferous forest leaf-area index estimation along the oregon transect using compact airborne spectrographic imager data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 61, 1107–1117.
- Granier, A., 1987. Evaluation of transpiration in a Douglas-fir stand by means of sap flow measurements. *Tree Physiology* 3, 309–320. doi:10.1093/treephys/3.4.309
- Granier, A., 1985. Une nouvelle methode pour la mesure du flux de seve brute dans le tronc des arbres. *Annales des Sciences Forestières* 42, 193–200.
- Guérif, M., de Brisis, S., Seguin, B., 1993. Combined NOAA-AVHRR and SPOT-HRV data for assessing crop yields of semiarid environments. *EARSel Advances in Remote Sensing* 2, 110–123.
- Gutman, G.G., 1999. On the use of long-term global data of land reflectances and vegetation indices derived from the advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research* 104, 6241–6255. doi:10.1029/1998JD200106
- Hadria, R., Olioso, A., Duchemin, B., Ruget, F., Weiss, M., Rivalland, V., Guerif, M., Khabba, S., Lahrouni, A., Lecharpentier, P., Baret, F., Launay, M., 2010. Utilisation conjointe du modèle STICS et de données de télédétection optique pour la détermination des pratiques culturales (semis, apports d'azote) en région méditerranéennes. *Télédétection* 9, 82–96.
- Hadria, R., Duchemin, B., Baup, F., Le Toan, T., Bouvet, A., Dedieu, G., Le Page, M., 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. doi:10.1016/j.agwat.2009.02.010
- Hadria, R., Duchemin, B., Lahrouni, A., Khabba, S., Er-Raki, S., Ezzahar, J., Mougenot, B., Dedieu, G., Chehbouni, A., Maisongrande, P., Olioso, A., 2006. Spatialisation du modèle de culture STICS en région semi aride du Haouz à partir d'images satellites optiques haute résolution, in: *Actes de WATMED 2, Deuxième Congrès Méditerranéen Des Ressources En Eau Dans Le Bassin Méditerranéen*. Presented at the 2. WATMED, Congrès Méditerranéen des Ressources en Eau dans le Bassin Méditerranéen ; Marrakech (Maroc) - (2005-11-14 - 2005-11-17) / Congrès, Université Cadi Ayyad (Maroc), p. 10 p.
- Hagolle, O., Huc, M., Villa Pascual, D., Dedieu, G., 2015. A Multi-Temporal and Multi-Spectral Method to Estimate Aerosol Optical Thickness over Land, for the Atmospheric Correction of FormoSat-2, LandSat, VENμS and Sentinel-2 Images. *Remote Sensing* 7, 2668–2691. doi:10.3390/rs70302668
- 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. doi:10.1016/j.rse.2010.03.002
- 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. doi:10.1016/j.rse.2007.08.016
- Hansen, J.W., Jones, J.W., 2000. Scaling-up crop models for climate variability applications. *Agricultural Systems* 65, 43–72. doi:10.1016/S0308-521X(00)00025-1
- Heilman, J.L., Heilman, W.E., Moore, D.G., 1982. Evaluating the Crop Coefficient Using Spectral Reflectance. *Agronomy Journal* 74, 967. doi:10.2134/agronj1982.00021962007400060010x
- Hill, R.J., Ochs, G.R., Wilson J.J., 1992. Measuring surface layer fluxes of heat and momentum using optical scintillation. *Boundary-Layer Meteorology* 58, 391–408. doi:10.1007/BF00120239
- Hoefsloot, P., Ines, A., Van Dam, J., Duveiller Bogdan Grégory Henry, E., Kayitakire, F., Hansen, J., 2012. Combining Crop Models and Remote Sensing for Yield Prediction: Concepts, Applications and Challenges for Heterogeneous Smallholder Environments (CCFAS-JRC Technical Reports). Publications Office of the European Union.
- Hsiao, T.C., Heng, L., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., Fereres, E., 2009. AquaCrop - The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize. *Agronomy Journal* 101, 448–459. doi:10.2134/agronj2008.0218s
- Huete, A., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25, 295–309. doi:10.1016/0034-4257(88)90106-X
- Hunsaker, D.J., Pinter, P.J., Barnes, E.M., Kimball, B.A., 2003. Estimating cotton evapotranspiration crop coefficients with a multispectral vegetation index. *Irrigation Science* 22, 95–104. doi:10.1007/s00271-003-0074-6
- Jackson, R.D., Huete, A.R., 1991. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine* 11, 185–200. doi:10.1016/S0167-5877(05)80004-2
- Jackson, R.D., Reginato, R.J., Idso, S.B., 1977. Wheat canopy temperature: A practical tool for evaluating water requirements. *Water Resources Research* 13, 651–656. doi:10.1029/WR013i003p00651
- Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P.J., Asner, G.P., François, C., Ustin, S.L., 2009. PROSPECT+SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment* 113, S56–S66. doi:10.1016/j.rse.2008.01.026
- Jacquemoud, S., 1992. Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux: développement d'un modèle de réflectance spectrale. (Thèse). Université Paul Sabatier - Toulouse III.
- Jamagne, M., Betremieux, R., Begon, J.C., Mori, A., 1977. Quelques données sur la variabilité dans le milieu naturel de la réserve en eau des sols. *Bulletin Technique d'Information* 324–325, 627–641.
- Jamieson, P.D., Semenov, M.A., Brooking, I.R., Francis, G.S., 1998. Sirius: a mechanistic model of wheat response to environmental variation. *European Journal of Agronomy* 8, 161–179. doi:10.1016/S1161-0301(98)00020-3

- Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., Baret, F., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology* 121, 19–35. doi:10.1016/j.agrformet.2003.08.027
- Jones, J.W., Hoogenboom, G., Porter, C.H., Boote, K.J., Batchelor, W.D., Hunt, L.A., Wilkens, P.W., Singh, U., Gijsman, A.J., Ritchie, J.T., 2003. The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy, Modelling Cropping Systems: Science, Software and Applications* 18, 235–265. doi:10.1016/S1161-0301(02)00107-7
- Katerji, N., Campi, P., Mastrorilli, M., 2013. Productivity, evapotranspiration, and water use efficiency of corn and tomato crops simulated by AquaCrop under contrasting water stress conditions in the Mediterranean region. *Agricultural Water Management* 130, 14–26. doi:10.1016/j.agwat.2013.08.005
- Katerji, N., Hallaire, M., 1984. Explicative model of water transfer in the plant and daily evolution of leaf potential. Presented at the Conference Internationale: les besoins en eau des cultures. Paris (France). 11-14 Sep 1984.
- Kijne, J.W., Barker, R., Molden, D.J., 2003. Water productivity in agriculture: limits and opportunities for improvement. CABI.
- Kiniry, J.R., Bean, B., Xie, Y., Chen, P., 2004. Maize yield potential: critical processes and simulation modeling in a high-yielding environment. *Agricultural Systems* 82, 45–56. doi:10.1016/j.agry.2003.11.006
- Kiniry, J.R., Landivar, J.A., Witt, M., Gerik, T.J., Caverro, J., Wade, L.J., 1998. Radiation-use efficiency response to vapor pressure deficit for maize and sorghum. *Field Crops Research* 56, 265–270. doi:10.1016/S0378-4290(97)00092-0
- Kiniry, J.R., Jones, C.A., O'toole, J.C., Blanchet, R., Cabelguenne, M., Spanel, D.A., 1989. Radiation-use efficiency in biomass accumulation prior to grain-filling for five grain-crop species. *Field Crops Research* 20, 51–64. doi:10.1016/0378-4290(89)90023-3
- Lafrance, B., Lenot, X., Ruffel, C., Cao, P., Rabaute, T., 2012. Outils de prétraitements des images optiques Kalideos. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* 197, 10–16.
- 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 J. Optim.* 9, 112–147. doi:10.1137/S1052623496303470
- Larue, F., 2014. Apport de la télédétection à hautes résolutions spatiale et temporelle pour l'estimation des besoins en eau des cultures irriguées sur le bassin Versant de la Neste (Rapport de Stage de fin d'études - ENSE3 Grenoble). CESBIO, Toulouse.
- Laurence, S., 2013. Apport de l'imagerie optique multi-temporelle pour la cartographie des surfaces irriguées, Sud-Ouest de Toulouse (Midi Pyrénées, France) (Rapport de Stage M2 TGAE (Télédétection et géomatique appliquées à l'environnement) - Université Paris Diderot - Paris). CESBIO, Toulouse.
- Lawless, C., Semenov, M.A., Jamieson, P.D., 2008. Quantifying the effect of uncertainty in soil moisture characteristics on plant growth using a crop simulation model. *Field Crops*

- Research 106, 138–147. doi:10.1016/j.fcr.2007.11.004
- Leblon, B., Guerif, M., Baret, F., 1991. The use of remotely sensed data in estimation of PAR use efficiency and biomass production of flooded rice. *Remote Sensing of Environment* 38, 147–158. doi:10.1016/0034-4257(91)90076-I
- Lecoeur, J., Ney, B., 2003. Change with time in potential radiation-use efficiency in field pea. *European Journal of Agronomy* 19, 91–105. doi:10.1016/S1161-0301(02)00019-9
- Li, W., Baret, F., Weiss, M., Buis, S., Lacaze, R., Demarez, V., Dejoux, J.F., Battude, M., 2017 (submitted). Combining hectometric and decametric satellite observations to provide near real time decametric FAPAR product. *Remote Sensing of Environment*.
- Li, Y., Zhou, Q., Zhou, J., Zhang, G., Chen, C., Wang, J., 2014. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions. *Ecological Modelling* 291, 15–27. doi:10.1016/j.ecolmodel.2014.07.013
- Lienhard, O., 2016. Cartographie des surfaces irriguées par imagerie satellitaire optique et radar à haute résolution spatiale et temporelle (Rapport de Stage de fin d'études - ENSEIHT Toulouse). CESBIO, Toulouse.
- Lindquist, J.L., Arkebauer, T.J., Walters, D.T., Cassman, K.G., Dobermann, A., 2005. Maize Radiation Use Efficiency under Optimal Growth Conditions. *Agronomy Journal* 97, 72. doi:10.2134/agronj2005.0072
- Liu, J., Pattey, E., Jégo, G., 2012. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. *Remote Sensing of Environment* 123, 347–358. doi:10.1016/j.rse.2012.04.002
- Liu, J., Pattey, E., Miller, J.R., McNairn, H., Smith, A., Hu, B., 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. doi:10.1016/j.rse.2010.01.004
- 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. doi:10.1016/S0167-8809(02)00021-X
- Loomis, R.S., Amthor, J.S., 1999. Yield Potential, Plant Assimilatory Capacity, and Metabolic Efficiencies. *Crop Science* 39, 1584–1596. doi:10.2135/cropsci1999.3961584x
- Maas, S.J., 1993. Parameterized Model of Gramineous Crop Growth: I. Leaf Area and Dry Mass Simulation. *Agronomy Journal* 85, 348–353. doi:10.2134/agronj1993.00021962008500020034x
- Maas, S.J., 1992. GRAMI: a crop growth model that can use remotely sensed information. ARS - U.S. Department of Agriculture, Agricultural Research Service (USA) 78 pp.
- Maas, S.J., 1988a. Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models. *Ecological Modelling* 41, 247–268. doi:10.1016/0304-3800(88)90031-2
- Maas, S.J., 1988b. Using Satellite Data to Improve Model Estimates of Crop Yield. *Agronomy Journal* 80, 655–662. doi:10.2134/agronj1988.00021962008000040021x

- Mailhol, J.C., Olufayo, A.A., Ruelle, P., 1997. Sorghum and sunflower evapotranspiration and yield from simulated leaf area index. *Agricultural Water Management* 35, 167–182. doi:10.1016/S0378-3774(97)00029-2
- Major, D.J., Beasley, B.W., Hamilton, R.I., 1991. Effect of Maize Maturity on Radiation-Use Efficiency. *Agronomy Journal* 83, 895. doi:10.2134/agronj1991.00021962008300050023x
- Marek, T.H., Schneider, A.D., Howell, T.A., Ebeling, L.L., 1988. Design and construction of large weighing monolith lysimeters. *Transactions of the ASAE* 31, 477–484.
- McCallum, I., Wagner, W., Schmullius, C., Shvidenko, A., Obersteiner, M., Fritz, S., Nilsson, S., 2009. Satellite-based terrestrial production efficiency modeling. *Carbon Balance and Management* 4, 8. doi:10.1186/1750-0680-4-8
- Michel, J., Grizonnet, M., 2015. State of the Orfeo Toolbox. In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, IEEE, Milan, Italie, pp. 1336–1339.
- Mitchell, P.L., Sheehy, J.E., Woodward, F.I., 1998. Potential yields and the efficiency of radiation use in rice (No. IRRI Discussion Paper Series No. 32). International Rice Research Institute (IRRI), Makati City, Philippines.
- Moncrieff, J.B., Massheder, J.M., deBruin, H., Elbers, J., Friborg, T., Heusinkveld, B., Kabat, P., Scott, S., Soegaard, H., Verhoef, A., 1997. A system to measure surface fluxes of momentum, sensible heat, water vapour and carbon dioxide. *Journal of Hydrology* 189, 589–611. doi:10.1016/S0022-1694(96)03194-0
- Monsi, M., Saeki, T., 2005. On the Factor Light in Plant Communities and its Importance for Matter Production. *Annals of Botany* 95, 549–567. doi:10.1093/aob/mci052
- Monsi, M., Saeki, T., 1953. Über den lichtfaktor in den pflanzengesellschaften und seine bedeutung für die stoffproduktion. *Japanese Journal of Botany* 14.
- Monteith, J.L., Moss, C.J., 1977. Climate and the Efficiency of Crop Production in Britain. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 281, 277–294. doi:10.1098/rstb.1977.0140
- Monteith, J.L., 1972. Solar Radiation and Productivity in Tropical Ecosystems. *The Journal of Applied Ecology* 9, 747–766. doi:10.2307/2401901
- Möttus, M., Sulev, M., Baret, F., Lopez-Lozano, R., Reinart, A., 2012. Photosynthetically Active Radiation: Measurement and Modeling, in: Meyers, R.A. (Ed.), *Encyclopedia of Sustainability Science and Technology*. Springer New York, New York, NY, pp. 7902–7932.
- Moulin, S., Bondeau, A., Delécolle, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing* 19, 1021–1036. doi:10.1080/014311698215586
- Muchow, R.C., Sinclair, T.R., Bennett, J.M., 1990. Temperature and Solar Radiation Effects on Potential Maize Yield across Locations. *Agronomy Journal* 82, 338–343. doi:10.2134/agronj1990.00021962008200020033x
- Myneni, R.B., Williams, D.L., 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote*

- Sensing of Environment 49, 200–211. doi:10.1016/0034-4257(94)90016-7
- Nana, E., Corbari, C., Bocchiola, D., 2014. A model for crop yield and water footprint assessment: Study of maize in the Po valley. *Agricultural Systems* 127, 139–149. doi:10.1016/j.agsy.2014.03.006
- Neale, C.M.U., Bausch, W.C., Heermann, D.F., 1990. Development of Reflectance-Based Crop Coefficients for Corn. *Transactions of the ASAE* 32, 1891–1899. doi:10.13031/2013.31240
- Niaghi, A.R., Vand, R.H., Asadi, E., 2015. Evaluation of Single and Dual Crop Coefficient Methods for Estimation of Wheat and Maize Evapotranspiration. *Advances in Environmental Biology* 9, 963–971.
- Oliosio, A., Chauki, H., Courault, D., Wigneron, J.-P., 1999. Estimation of Evapotranspiration and Photosynthesis by Assimilation of Remote Sensing Data into SVAT Models. *Remote Sensing of Environment* 68, 341–356. doi:10.1016/S0034-4257(98)00121-7
- Ottlé, C., Mahfouf, J.-F., 2016. Data assimilation of observations from space, in: *Microwave Remote Sensing of Land Surfaces, Remote Sensing Observations of Continental Surfaces*. Nicolas Baghdadi, Mehrez Zribi.
- Pachepsky, Y., Acock, B., 1998. Stochastic imaging of soil parameters to assess variability and uncertainty of crop yield estimates. *Geoderma* 85, 213–229. doi:10.1016/S0016-7061(98)00021-4
- Padilla, F.L.M., Maas, S.J., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Rajan, N., Gavilán, P., Domínguez, J., 2012. Monitoring regional wheat yield in Southern Spain using the GRAMI model and satellite imagery. *Field Crops Research* 130, 145–154. doi:10.1016/j.fcr.2012.02.025
- Palosuo, T., Kersebaum, K.C., Angulo, C., Hlavinka, P., Moriondo, M., Olesen, J.E., Patil, R.H., Ruget, F., Rumbaur, C., Takáč, J., Trnka, M., Bindi, M., Çaldağ, B., Ewert, F., Ferrise, R., Mirschel, W., Şaylan, L., Šiška, B., Rötter, R., 2011. Simulation of winter wheat yield and its variability in different climates of Europe: A comparison of eight crop growth models. *European Journal of Agronomy* 35, 103–114. doi:10.1016/j.eja.2011.05.001
- Paredes, P., de Melo-Abreu, J.P., Alves, I., Pereira, L.S., 2014a. Assessing the performance of the FAO AquaCrop model to estimate maize yields and water use under full and deficit irrigation with focus on model parameterization. *Agricultural Water Management* 144, 81–97. doi:10.1016/j.agwat.2014.06.002
- Paredes, P., Rodrigues, G.C., Alves, I., Pereira, L.S., 2014b. Partitioning evapotranspiration, yield prediction and economic returns of maize under various irrigation management strategies. *Agricultural Water Management* 135, 27–39. doi:10.1016/j.agwat.2013.12.010
- Pereira, L.S., Allen, R.G., Smith, M., Raes, D., 2015. Crop evapotranspiration estimation with FAO56: Past and future. *Agricultural Water Management, Agricultural Water Management: Priorities and Challenges* 147, 4–20. doi:10.1016/j.agwat.2014.07.031
- Pinter, P.J., Hatfield, J.L., Schepers, J.S., Barnes, E.M., Moran, M.S., Daughtry, C.S.T., Upchurch, D.R., 2003. *Remote Sensing for Crop Management*. Photogrammetric

- Engineering & Remote Sensing 69, 647–664.
- Porter, J.R., 1993. AFRCWHEAT2: A model of the growth and development of wheat incorporating responses to water and nitrogen. *European Journal of Agronomy* 2, 69–82. doi:10.1016/S1161-0301(14)80136-6
- Prince, S.D., 1991. Satellite remote sensing of primary production: comparison of results for Sahelian grasslands 1981-1988. *International Journal of Remote Sensing* 12, 1301–1311. doi:10.1080/01431169108929727
- Rajan, N., Maas, S.J., 2014. Spectral Crop Coefficient Approach for Estimating Daily Crop Water Use. *Advances in Remote Sensing* 3, 197–207. doi:10.4236/ars.2014.33013
- Rötter, R.P., Palosuo, T., Kersebaum, K.C., Angulo, C., Bindi, M., Ewert, F., Ferrise, R., Hlavinka, P., Moriondo, M., Nendel, C., Olesen, J.E., Patil, R.H., Ruget, F., Takáč, J., Trnka, M., 2012. Simulation of spring barley yield in different climatic zones of Northern and Central Europe: A comparison of nine crop models. *Field Crops Research* 133, 23–36. doi:10.1016/j.fcr.2012.03.016
- Saadi, S., Simonneaux, V., Boulet, G., Raimbault, B., Mougnot, B., Fanise, P., Ayari, H., Lili-Chabaane, Z., 2015. Monitoring Irrigation Consumption Using High Resolution NDVI Image Time Series: Calibration and Validation in the Kairouan Plain (Tunisia). *Remote Sensing* 7, 13005–13028. doi:10.3390/rs71013005
- Sakuratani, T., 1981. A Heat Balance Method for Measuring Water Flux in the Stem of Intact Plants. *Journal of Agricultural Meteorology* 37, 9–17. doi:10.2480/agrmet.37.9
- Salter, P.J., Goode, J.E., 1967. Crop responses to water at different stages of growth. *Res. Rev. 2 Commonw. Bur. Hort. Plantation Crops* 256 pp.
- Sibley, A.M., Grassini, P., Thomas, N.E., Cassman, K.G., Lobell, D.B., 2014. Testing Remote Sensing Approaches for Assessing Yield Variability among Maize Fields. *Agronomy Journal* 106, 24. doi:10.2134/agronj2013.0314
- Simonneaux, V., Le Page, M., Helson, D., Metral, J., Thomas, S., Duchemin, B., Cherkaoui, M., Kharrou, H., Berjami, B., Chehbouni, A., 2009. Estimation spatialisée de l'évapotranspiration des cultures irriguées par télédétection : application à la gestion de l'irrigation dans la plaine de Haouz (Marrakech, Maroc). *Sécheresse* 20, 123–130.
- Sinclair, T.R., Seligman, N.G., 1996. Crop Modeling: From Infancy to Maturity. *Agronomy Journal* 88, 698. doi:10.2134/agronj1996.00021962008800050004x
- Sinclair, T.R., Horie, T., 1989. Leaf Nitrogen, Photosynthesis, and Crop Radiation Use Efficiency: A Review. *Crop Science* 29, 90–98. doi:10.2135/cropsci1989.0011183X002900010023x
- Singer, J.W., Meek, D.W., Sauer, T.J., Prueger, J.H., Hatfield, J.L., 2011. Variability of light interception and radiation use efficiency in maize and soybean. *Field Crops Research* 121, 147–152. doi:10.1016/j.fcr.2010.12.007
- Smith, M., Allen, R., Monteith, J.L., Perrier, A., Santos Pereira, L., Segeren, A., 1992. Expert Consultation on Revision of FAO Methodologies for Crop Water Requirements. Presented at the Expert Consultation on Revision of FAO Methodologies for Crop Water Requirements. Rome (Italy). 28-31 May 1990.

- Steduto, P., Hsiao, T.C., Fereres, E., Raes, D., 2012. Crop yield response to water - FAO Irrigation and drainage paper 66. FAO, Rome 505 pp.
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Raes, D., Fereres, E., 2009. AquaCrop—The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles. *Agronomy Journal* 101, 426. doi:10.2134/agronj2008.0139s
- Stewart, J.I., Hagan, R.M., Pruitt, W.O., Danielson, R.E., Franklin, W.T., Hanks, R.J., Riley, J.P., Jackson, E.B., 1977. Optimizing crop production through control of water and salinity levels in the soil. Reports Paper 67.
- Suits, G.H., 1971-1973. The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. *Remote Sensing of Environment* 2, 117–125. doi:10.1016/0034-4257(71)90085-X
- Supit, I., Hooijer, A.A., van Diepen, C.A., 1994. System description of the Wofost 6.0 crop simulation model implemented in CGMS.
- Tohidi, M., Nadery, A., Siadat, S., Lak, S., 2012. Variables Productivity of Light Interception in Grain Maize Hybrids at Various Amount of Nitrogen. *World Applied Sciences Journal* 16, 86–93.
- Tollenaar, M., Lee, E.A., 2002. Yield potential, yield stability and stress tolerance in maize. *Field Crops Research* 75, 161–169. doi:10.1016/S0378-4290(02)00024-2
- Tollenaar, M., Aguilara, A., 1992. Radiation Use Efficiency of an Old and a New Maize Hybrid. *Agronomy Journal* 84, 536. doi:10.2134/agronj1992.00021962008400030033x
- Toureiro, C., Serralheiro, R., Shahidian, S., Sousa, A., 2016. Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition. *Agricultural Water Management*. doi:10.1016/j.agwat.2016.02.010
- Tucker, C.J., Sellers, P.J., 1986. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing* 7, 1395–1416. doi:10.1080/01431168608948944
- 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. doi:10.1016/0034-4257(83)90053-6
- UNESCO, 2015. The United Nations world water development report 2015: water for a sustainable world. UNESCO Publishing, Paris.
- Ugray, Z., Lasdon, L., Plummer, J., Glover, F., Kelly, J., Martí, R., 2007. Scatter search and local NLP solvers: A multistart framework for global optimization. *INFORMS Journal on Computing* 19, 328–340.
- van Keulen, H., Seligman, N.G., 1987. Simulation of Water Use, Nitrogen Nutrition and Growth of a Spring Wheat Crop. Pudoc.
- van Laar, H.H., Goudriaan, J., van Keulen, H., 1992. Simulation of crop growth for potential and water - limited production situations : as applied to spring wheat. CABO-DLO, Wageningen.
- Varlet-Grancher, C., Bonhomme, R., Chartier, M., Artis, P., 1982. Efficience de la conversion de l'énergie solaire par un couvert vegetal. *Acta Oecologica Oecologia Plantarum* 3, 3-26.
- Veloso, A.G.M., 2014. Modélisation spatialisée de la production, des flux et des bilans de

- carbone et d'eau des cultures de blé à l'aide de données de télédétection : application au sud-ouest de la France. (Thèse). Université Paul Sabatier - Toulouse III.
- Verger, A., Baret, F., Camacho, F., 2011. Optimal modalities for radiative transfer-neural network estimation of canopy biophysical characteristics: evaluation over an agricultural area with CHRIS/PROBA observations. *Remote Sensing of Environment* 115, 415–426. doi:10.1016/j.rse.2010.09.012
- Verger, A., Martínez, B., Camacho-de Coca, F., García-Haro, F.J., 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, 2685–2704. doi:10.1080/01431160802555804
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sensing of Environment* 16, 125–141. doi:10.1016/0034-4257(84)90057-9
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., Soubeyroux, J.-M., 2010. A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology* 30, 1627–1644. doi:10.1002/joc.2003
- Walthall, C., Dulaney, W., Anderson, M., Norman, J., Fang, H., Liang, S., 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, 2002 Soil Moisture Experiment (SMEX02)* 92, 465–474. doi:10.1016/j.rse.2004.06.003
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I., Coppin, P., 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, 37–53.
- Weiss, M., Baret, F., Leroy, M., Hauteœur, O., Bacour, C., Prévot, L., Bruguier, N., 2002. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. *Agronomie*, 22, 547–553. doi:10.1051/agro:2002036
- Weiss, M., Baret, F., Myneni, R.B., Pragnère, A., Knyazikhin, Y., 2000. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie* 20, 3–22. doi:10.1051/agro:2000105
- Weiss, M., Baret, F., 1999. Evaluation of Canopy Biophysical Variable Retrieval Performances from the Accumulation of Large Swath Satellite Data. *Remote Sensing of Environment* 70, 293–306. doi: 10.1016/S0034-4257(99)00045-0
- Wessels, K.J., Prince, S.D., Zambatis, N., MacFadyen, S., Frost, P.E., Van Zyl, D., 2006. Relationship between herbaceous biomass and 1-km² advanced very high resolution radiometer (AVHRR) NDVI in Kruger national park, South Africa. *International Journal of Remote Sensing* 27, 951–973. doi:10.1080/01431160500169098
- Westgate, M.E., Forcella, F., Reicosky, D.C., Somsen, J., 1997. Rapid canopy closure for maize production in the northern US corn belt: Radiation-use efficiency and grain yield. *Field Crops Research* 49, 249–258. doi:10.1016/S0378-4290(96)01055-6
- Westgate, M.E., Grant, D.L.T., 1989. Water deficits and reproduction in maize response of the reproductive tissue to water deficits at anthesis and mid-grain fill. *Plant Physiol.* 91,

- 862–867. doi:10.1104/pp.91.3.862
- Wiegand, C.L., Richardson, A.J., Escobar, D.E., Gerbermann, A.H., 1991. Vegetation indices in crop assessments. *Remote Sensing of Environment* 35, 105–119. doi:10.1016/0034-4257(91)90004-P
- Wiegand, C.L., Richardson, A.J., 1990. Use of Spectral Vegetation Indices to Infer Leaf Area, Evapotranspiration and Yield: I. Rationale. *Agronomy Journal* 82, 623. doi:10.2134/agronj1990.00021962008200030037x
- Williams, W.A., Loomis, R.S., Duncan, W.G., Dovrat, A., Nunez A., F., 1968. Canopy Architecture at Various Population Densities and the Growth and Grain Yield of Corn2. *Crop Science* 8, 303–308. doi:10.2135/cropsci1968.0011183X000800030013x
- Wit, C.T.D., Brouwer, R., Vries, F.W.T.P.D., 1970. The simulation of photosynthetic systems. Presented at the Prediction and measurement of photosynthetic productivity. Proceedings of the IBP/PP Technical Meeting, Tfebon, [Czechoslovakia], 14-21 September, 1969., Wageningen, Netherlands, PUDO, pp. 47–70.
- Zhang, Y., Li, C., Zhou, X., Moore III, B., 2002. A simulation model linking crop growth and soil biogeochemistry for sustainable agriculture. *Ecological Modelling* 151, 75–108. doi:10.1016/S0304-3800(01)00527-0
- Zwart, S.J., Bastiaanssen, W.G.M., de Fraiture, C., Molden, D.J., 2010. WATPRO: A remote sensing based model for mapping water productivity of wheat. *Agricultural Water Management* 97, 1628–1636. doi:10.1016/j.agwat.2010.05.017

Liste des abréviations

Liste des abréviations

AEAG = Agence de l'Eau Adour-Garonne

APAR = Absorbed Photosynthetically Active Radiation (*rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par les plantes, exprimé en $W.m^{-2}$*)

ASA = Associations Syndicales Autorisées

ASP = Agence de Services de Paiement

ASUP = Ateliers Sols Urbanisme et Paysages

β = Coefficient de réduction de l'évaporation

BV = Bassin Versant

BVNet = Biophysical Variables Neural Network

CACG = Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne

CAW = Current Available Water (*contenu en eau du sol, exprimé en mm*)

CESBIO = Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère

CES = Contenu en Eau du Sol (*exprimé en mm*)

CEV = Contenu en Eau de la Végétation (*exprimé en mm*)

CIC = Conseil International des Céréales

CIEAU = Centre d'Information sur l'EAU

CNES = Centre National d'Etudes Spatiales

CNRS = Centre National de la Recherche Scientifique

COP21 = 21^e Conference of Parties (*conférence mondiale sur le climat*)

CSIRO = Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation

D₀ = Date de levée (*paramètre de jour d'émergence des plantes, début de simulation*)

DAM = Dry Aboveground Mass (*biomasse sèche aérienne*)

DCR = Débit de Crise (*débit de référence en dessous duquel seuls les exigences de la santé, de la salubrité publique, de la sécurité civile et de l'alimentation en eau potable et les besoins des milieux naturels peuvent être satisfaits*)

Dft = Transpiration reduction coefficient (*coefficient de réduction de la transpiration*)

DHP = Digital Hemispherical Photograpy (*photographies hémisphériques*)

D_i = Dose d'irrigation (*exprimée en mm*)

DOE = Débit Objectif d'Etiage (*débit de référence permettant l'atteinte du bon état des eaux et au-dessus duquel est satisfait l'ensemble des usages en moyenne 8 années sur 10. Il traduit les exigences de la gestion équilibrée visée au L211-1 du code de l'environnement*)

E = Evaporation du sol (*exprimée en mm*)

ϵ_c = Efficience climatique (*permet de calculer la part du rayonnement global*)

photosynthétiquement active (PAR) ; $PAR = \epsilon c \times R_g$

ELUE = Effective Light Use Efficiency (*efficience de conversion de la lumière effective, traduit la capacité de la plante à convertir le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé en biomasse, exprimée en $g.MJ^{-1}$*)

ELUE_p = Potential Effective Light Use Efficiency (*efficience de conversion de la lumière effective potentielle, exprimée en $g.MJ^{-1}$*)

ESA = European Space Agency (*Agence spatiale européenne*)

ESU = Elementary Sampling Unit (*zone homogène élémentaire pour lesquelles des mesures de biomasses et de surfaces foliaires ont été réalisées*)

ET₀ = EvapoTranspiration de référence (*demande climatique, exprimée en mm*)

ETc = crop EvapoTranspiration (*évapotranspiration de la culture en conditions optimales, exprimée en mm*)

ETca = ETc adj = actual crop EvapoTranspiration (*évapotranspiration réelle de la culture, exprimée en mm*)

E_{trp} = Exposant de transpiration

FAO = Food and Agriculture Organization (*organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture*)

FAPAR = Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (*fraction de rayonnement solaire photosynthétiquement actif absorbé par la végétation*)

FCOVER = Fraction Cover (*taux de couverture du sol par la végétation*)

F_T = Fonction de stress thermique

GAI = Green Area Index (*indice de surface verte, tous organes confondus, exprimé en $m^2.m^{-2}$*)

GIEC = Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat

H = Flux de chaleur sensible

H_{fc} = Humidity at field capacity (*humidité à la capacité au champ, exprimée en $m^3.m^{-3}$*)

H_{wp} = Humidity at wilting point (*humidité au point de flétrissement, exprimée en $m^3.m^{-3}$*)

HI = Harvest index (*indice de récolte, spécifique à la culture*)

HSTR = High Spatial and Temporal Resolution (*haute résolution spatiale et temporelle*)

I = Irrigation (*exprimé en mm*)

ICOS = Integrated Carbon Observation System

IGCS = Inventaire, Gestion et Conservation des Sols

IPAR = Intercepted Photosynthetically Active Radiation (*rayonnement photosynthétiquement actif intercepté par les plantes, exprimé en $W.m^{-2}$*)

IRD = Institut de Recherche pour le Développement

ISRIC = International Soil Reference and Information Centre

ITK = Itinéraire technique (*suite chronologique de l'ensemble des actes techniques appliqués*)

à un peuplement végétal, obtenus par des enquêtes auprès des agriculteurs)

IUSS = International Union of Soil Sciences

JJ = Jour Julien (*base d'un système de datation consistant à compter le nombre de jours écoulés depuis le 1er janvier*)

Kc = Crop coefficient (*coefficient cultural*)

Kcb = Basal crop coefficient (*coefficient cultural de transpiration*)

Ke = Coefficient d'évaporation

K_{ext} = Coefficient d'interception de la lumière

Ks = Coefficient de stress hydrique

Ksp = Spectral crop coefficient

LAAS = Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes

LAI = Leaf Area Index (*indice de surface foliaire représentant le rapport entre la superficie des feuilles et celle du sol, exprimé en $m^2 \cdot m^{-2}$*)

LAM = LAMothe (*parcelle expérimentale de Lamothe*)

LE = Flux de chaleur latente

LTC = Leaf Tickness Coefficient

LUE = Light Use Efficiency (*efficacité de conversion de la lumière, exprimée en $g \cdot MJ^{-1}$*)

MACCS = Multi-sensor Atmospheric Correction and Cloud Screening (*chaîne de traitement de niveau 2A qui détecte les nuages et leurs ombres, estime l'épaisseur optique des aérosols, la quantité de vapeur d'eau, et corrige les effets atmosphériques*)

MTR = Modèle de Transfert Radiatif

MTVI2 = Modified Triangular Vegetation Index

NDVI = Normalized Difference Vegetation Index (*indice de végétation normalisé, indice spectral correspondant au rapport normalisé des réflectances acquises dans les bandes proche-infrarouge (830 nm) et rouge (650 nm) permettant de voir la couverture végétale sur les images de télédétection*)

NRCS = Natural Resources Conservation Service

OSR = Observatoire Spatial Régional

OUGC = Organisme Unique de Gestion Collective

P = Précipitations (*exprimées en mm*)

PAC = Politique Agricole Commune

PAR = Photosynthetically Active Radiation (*rayonnement photosynthétiquement actif, c.à.d. utile à la photosynthèse, exprimé en $W \cdot m^{-2}$*)

Pe = Percolation (*exprimée en mm*)

pF = Potentiel matriciel

PGCE = Plan de Gestion Collective de l'Eau

- PMI** = Plant Maturation Index
- PNACC** = Plan National d'Adaptation au Changement Climatique
- PI** = Partition-to-leave function (*fonction de partition foliaire*)
- PI_a** et **PI_b** = Paramètres de partition foliaire
- R** = Ruissellement (*exprimé en mm*)
- RD** = Root Depth (*profondeur racinaire*)
- RDU** = Réserve Difficilement Utilisable (*exprimée en mm*)
- RFU** = Réserve Facilement Utilisable (*exprimée en mm*)
- Rg** = Rayonnement solaire global (*exprimé en $W.m^{-2}$*)
- RH** = Relative Humidity (*humidité relative du sol, exprimée en %*)
- RMSE** = Root Mean Square Error (*racine carrée de l'erreur quadratique moyenne*)
- RRMSE** = Relative Root Mean Square Error (*exprimée en %*)
- RPG** = Registre Parcellaire Graphique
- RS** = Rate of Senescence (*paramètre de vitesse de sénescence, exprimé en $^{\circ}C.jour^{-1}$*)
- RSE** = Remote Sensing of Environment
- RU** = Réserve Utile (*eau présente dans le sol qui est utilisable par la plante, exprimée en mm*)
- SAA** = Statistique Agricole Annuelle
- SAFRAN** = Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Adaptés à la Nivologie (*données météorologiques issues du « système d'analyse atmosphérique à mésoéchelle » fournies par Météo-France*)
- SAFY** = Simple Algorithm for Yield Estimates
- SAMIR** = Satellite Monitoring of Irrigation
- SAR** = Société d'Aménagement Régional
- SAU** = Surface Agricole Utile
- SC** = Storage Capacity (*réserve utile ; eau présente dans le sol qui est utilisable par la plante, exprimée en mm*)
- SD** = Soil Depth (*profondeur du sol*)
- SIE** = Système d'Information Environnemental (*système d'information et de traitement des données de l'OSR*)
- SL** = Soil Layer (*couche de sol*)
- SLA** = Specific Leaf Area (*surface spécifique foliaire, exprimée en $m^2.g^{-1}$*)
- SLT** = Soil Layer Thickness (*épaisseur de la couche de sol*)
- SMT** = Sum of Temperature (*somme des températures, exprimée en $^{\circ}C$*)
- SSP** = Service de la Statistique et de la Prospective
- S_{TT}** = Sum of Temperature for Senescence (*paramètre de somme de températures induisant la sénescence, exprimée en $^{\circ}C$*)

SVAT = Sol-Végétation-Atmosphère (*modèle SVAT = modèle de transferts d'eau et d'énergie entre le sol, la végétation et l'atmosphère*)

T = Transpiration (*exprimée en mm*)

T_a = Température de l'air (*exprimée en °C*)

T_{min}, **T_{max}**, **T_{opt}** = Températures minimale, maximale et optimale pour la croissance (*exprimées en °C*)

TOA = Top Of Atmosphere

TOC = Top Of Canopy

UCS = Unité Cartographique de Sol

UMR AGIR = Unité Mixte de Recherche AGroécologie, Innovations et TeRritoires

UMR EMMAH = Unité Mixte de Recherche Environnement Méditerranéen et Modélisation des Agro-Hydrosystèmes

UMR LISAH = Laboratoire d'étude des Interactions Sol - Agrosystème – Hydrosystème

UMR MAIT = Unité Mixte de Recherche MATHématiques et Informatique Appliquées

UPS = Université Paul Sabatier

UR P3F = Unité de Recherche Pluridisciplinaire Prairies et Plantes Fourragères

UTS = Unité Typologique de Sol

V_{pr} = Vitesse de croissance racinaire (*exprimée en m.°C⁻¹*)

WB = Water Balance

YM = Yield Monitors (*moniteurs de rendement*)

Liste des illustrations

Liste des illustrations

1. Liste des figures

Figure 1: Comparaison de l'efficacité d'utilisation de l'eau par les cultures (source : Arvalis-Institut du Végétal).....	18
Figure 2: Cycle du maïs et besoins en eau (source : [http://www.lgseeds.fr/]).....	19
Figure 3: Evolution de l'irrigation en France métropolitaine de 1955 à 2010 (source : Arvalis-Institut du Végétal).....	20
Figure 4: Rendement moyen du maïs grain en Midi-Pyrénées de 2000 à 2015 (source : Agreste, Statistique Agricole Annuelle).	21
Figure 5: Stratégies de couplage entre modèles de culture et données de télédétection (Forçage, Ré-étalonnage et Assimilation) (source : Begué, 2002).	27
Figure 1-1: Localisation des départements de la Haute-Garonne (en orange) et du Gers (en vert). Les emprises des images utilisées sont également présentées avec Formosat-2 (2006-2014) en bleu, SPOT (2001-2012) en rose, SPOT4-Take5 (site « SudMiPy », 2013) en orange, Landsat-8 (2013-2015) en jaune, Deimos-1 (2014) en violet et SPOT5-Take5 (site « SudMiPy », 2015) en marron.	34
Figure 1-2: Photographies de l'anémomètre sonique et des mâts de mesures installés sur la parcelle de Lamothe (Photos © CESBIO).	35
Figure 1-3: Diagramme ombrothermique (Gaussen and Bagnouls, 1954): Pluviométrie mensuelle (en bleu) et température moyenne mensuelle (en vert) enregistrées à la station météorologique de la parcelle expérimentale pour les six années étudiées.	37
Figure 1-4: Dispositif de mesure de l'humidité du sol depuis 2012 (en bleu) et protocole de prélèvement (en rouge) (source : Tiphaine Tallec).	38
Figure 1-5: Texture du sol et courbe des pF à Lamothe. Les pF1, pF2, pF2.5, pF3.5 et pF4.2 correspondent à la saturation maximale, à la capacité au champ, au point de ressuyage, au point de flétrissement temporaire et au point de flétrissement permanent, respectivement (source : Tiphaine Tallec).	38
Figure 1-6: Protocole de mesure sur la parcelle de Lamothe (source : Tiphaine Tallec).	39
Figure 1-7: Protocole de mesure de la biomasse et du GAI (DHPs) sur les ESU.	40
Figure 1-8: Photographies hémisphériques (DHPs) prises à différents stades de développement sur des ESU de maïs (Photos © CESBIO).	41
Figure 1-9: (a) Exemple de carte de rendement produite avec les capteurs de rendement. Les points de mesures sont séparés d'approximativement 1 m ou 2 m, (b) carte agrégée produite à partir des mesures (10 m de résolution, identique aux images SPOT-5), (c) segments obtenus par segmentation sur plusieurs images de NDVI (images SPOT-5) et (d) superposition des segments générés et de la carte agrégée.	42

- Figure 1-10: Localisation des différents jeux de données dans la zone d'étude. Les points bleus indiquent la position des ESU. Les cartes obtenues avec les capteurs de rendement (YM) apparaissent en violet. Les limites des parcelles de la CACG et des enquêtes agriculteurs (ITK) sont en rose, les trois périmètres irrigués (ASA) en noir. La parcelle expérimentale de Lamothe est délimitée en jaune, les prélèvements étant effectués dans le rectangle vert.44
- Figure 1-11: Extrait du RPG de 2014. Pour chaque polygone on retrouve les cultures présentes (CULT_1 à CULT_5) ainsi que la surface associée (SURF_1 à SURF_5). Les tableaux correspondent aux parcelles avec les contours turquoise : à droite, un ilot pur constitué de 8.66 ha de maïs (code culture « 2 ») ; à gauche, un ilot mixte de 21.31 ha composé de 4 cultures (1 : blé tendre, 6 : tournesol, 2 : maïs et 13 : surfaces en gel, non productives).45
- Figure 1-12: Cartes d'occupation du sol de l'année 2015 obtenue à partir d'une vingtaine d'images Landsat-8. Des regroupements de classes ont été effectués pour simplifier la légende (Image © Claire Marais Sicre).46
- Figure 1-13: Méthodologie d'extraction de l'information relative au sol à partir de la carte des sols (UCS = Unités Cartographiques de Sol ; UTS = Unités Typologiques de Sol).....48
- Figure 1-14: Carte de la réserve utile produite à partir de la carte pédologique du Gers et de la Haute-Garonne (source : programme IGCS).48
- Figure 1-15: Données statistiques Agreste à 0% d'humidité [$t \cdot ha^{-1}$] pour les parcelles de maïs du département du Gers et de la Haute-Garonne en 2013 et 2014.49
- Figure 1-16: Méthode utilisée pour extraire les parcelles de maïs sur la zone étudiée. A gauche, la classification d'occupation du sol avec les maïs en orange. Sur l'image centrale, les contours du Registre Parcellaire Graphique (en noir). A droite, les parcelles de maïs (en violet) découpées automatiquement par l'algorithme.50
- Figure 1-17: Chaîne de traitement depuis les produits 1A jusqu'aux réflectances TOC ortho-rectifiées (source: Lafrance et al., 2012).52
- Figure 1-18: Dates et nombre d'images pour tous les capteurs entre 2006 et 2015.54
- Figure 1-19: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs de maïs en 2009, 2010 et 2011 à des dates proches avec Formosat-2, SPOT (4 et 5) et Landsat-5.56
- Figure 1-20: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs (toutes cultures) en 2013 et 2014 à des dates proches avec Formosat-2, Landsat-8, SPOT-4 Take5 et Deimos-1.56
- Figure 1-21: Comparaison des valeurs de NDVI obtenues sur des ilots purs (toutes cultures) en 2015 à des dates proches avec Landsat-8 et avec les deux tuiles de SPOT-5 Take5.....57
- Figure 1-22: Profils de GAI « satellite » obtenus avec l'outil BVNet pour les six ESU de l'année 2013 en utilisant les différents capteurs (Formosat-2, Landsat-8 et Spot4-Take5).58
- Figure 1-23: Les deux grandes approches utilisées pour estimer les caractéristiques du couvert à partir de la mesure de réflectance (ρ). A gauche, l'approche centrée sur les ρ , minimisant l'écart entre les ρ mesurées et simulées (notées avec *). A droite, l'approche est centrée sur les variables d'intérêt, minimisant l'écart entre le GAI de la base

d'apprentissage et le GAI estimé par le modèle inverse (noté GAI*). Δ représente la fonction coût à minimiser pour les p ou les variables d'intérêt (source : Baret, 2016).	60
Figure 1-24: Validation du GAI effectif obtenu avec l'outil BVNet à partir d'images Formosat-2, SPOT et Landsat-8 en utilisant le GAI effectif obtenu avec les DHPs en 2006, 2008 et 2013 sur 15 parcelles de maïs.	62
Figure 2-1: Relationship between (a) SLA and the sum of temperature from plant emergence date and (b) SLA and ELUE parameters.	72
Figure 2-2: Visualization of an NDVI time series (satellite data as green points and interpolated NDVI as green line). The six parameters of the logistic function are reported ($NDVI_{max}$, $NDVI_{min}$, A , mA , S , mS) and blue vertical lines mark the four key dates determined (L1 to L4).	74
Figure 2-3: Relationship (a) between Pl_a and Pl_b parameters and (b) between RS and the sum of temperature between S_{TT} and the harvest date.	75
Figure 2-4: Location of Haute-Garonne and Gers departments and of the different sensors footprints (Formosat-2 in blue; SPOT4-Take5 in orange; Landsat-8 in yellow and Deimos-1 in purple).	77
Figure 2-5: Schedule of images acquisition (a) for Formosat-2 sensor and (b) for the other sensors used for regional validation. Only Formosat-2 images acquired during maize growing period (May to November) are displayed.	80
Figure 2-6: Comparison of Formosat-2 NDVI products with those obtained with three other sensors used for the regional validation (Landsat-8, SPOT-4, Deimos-1).	81
Figure 2-7: Validation of effective GAI from BVNet tool (Formosat-2, SPOT and Landsat-8 images) using effective GAI estimated from Digital Hemispherical Photographies (DHP) for Maize crop.	84
Figure 2-8: Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with (a) the original version of SAFY model and (b) the new model version.	85
Figure 2-9: Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with a) manual filter vs b) double logistic function in case of lack of data at the time of emergence (May-June).	86
Figure 2-10: GAI simulated by SAFY model (GAI_{sim}) while using different remotely-sensed GAI time series over the 2013 ESU dataset. Comparison of GAI from Formosat-2 and GAI from other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in year 2013). GAI time series are not shown for year 2014 given that results are similar to year 2013.	87
Figure 2-11: Comparison of simulated maximum DAM using Formosat-2 remotely-sensed GAI time series or using the other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in 2013 and Landsat-8 and Deimos-1 in 2014). ESU number 6 of year 2013 is not plotted. The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.	88
Figure 2-12: Comparison of measured and simulated yield for the ESU (2013 and 2014 datasets) and yield monitors (2009 and 2010 datasets). The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.	88

Figure 2-13: Comparison of Simulated yield and Agreste values [$\text{t}\cdot\text{ha}^{-1}$] for the Gers and Haute-Garonne departments with the distinction of irrigated and rainfed plots in (a) 2013 and (b) 2014. Standard errors associated to simulated values are reported.	90
Figure 2-14: Comparison of Simulated yield and Agreste values [$\text{t}\cdot\text{ha}^{-1}$] for the irrigated and rainfed plots for the two departments in 2013 and 2014.	91
Figure 2-15: Spatial map of maize yield obtained with the SAFY model in 2013 and 2014 and location of rainfed and irrigated fields over the study area.	91
Figure 2-16: Schéma représentant le fonctionnement du filtre manuel.	94
Figure 2-17: Comparaison des dates de levée (D_0) agronomiques et simulées avec les deux méthodes (double logistique et filtre manuel) sur 113 parcelles de maïs. Les points en bleu correspondent aux parcelles ayant un RMSE_{GAI} inférieur à 0,4 alors que les points en rouge sont celles ayant un RMSE_{GAI} supérieur à 0,4 (<i>profils mal interpolés donc inutilisables</i>).	95
Figure 2-18: Distribution du RMSE_{GAI} avec les deux méthodes. La ligne en bleu marque la limite fixée à 0,4 utilisée pour sélectionner les parcelles.	96
Figure 2-19: Dates clés déterminées pour six parcelles avec (a) la double logistique et (b) le filtre manuel. Les traits verticaux bleus correspondent aux 4 dates (L_1 à L_4) obtenues avec le profil NDVI complet. Les traits rouges sont ceux obtenus avec les profils amputés des points rouges.	97
Figure 2-20: Comparaison de la biomasse mesurée et simulée sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. On distingue les données de la parcelle flux (LAM) en turquoise et celles des ESU en bleu foncé.	98
Figure 2-21: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. On distingue les données des ESU, des cartes de rendement segmentées (YM), des enquêtes agriculteurs (ITK) et des parcelles de la CACG.	98
Figure 2-22: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur toutes les parcelles de maïs de 2006 à 2015. Détail des différents jeux de données (ESU, YM, ITK, CACG).	99
Figure 2-23: Comparaison du rendement mesuré et simulé [$\text{t}\cdot\text{ha}^{-1}$] sur les six cartes de rendement segmentées. La valeur absolue de l'écart entre les deux valeurs est également représentée en noir et blanc (à droite).	100
Figure 2-24: Relation entre la surface des feuilles (LA, pour « <i>Leaf Area</i> ») et leur poids (LM, pour « <i>Leaf Mass</i> ») estimée à partir de mesures destructives effectuées sur plusieurs années sur la parcelle de Lamothe.	101
Figure 2-25: Relation entre la surface spécifique foliaire (SLA) et la somme de température (SMT) depuis l'émergence de la culture proposée dans Battude et al., 2016. Le trait pointillé rouge indique la valeur utilisée pour la version d'origine de SAFY.	101
Figure 2-26: Dynamique de la ELUE observée sur les parcelles de maïs, calculée à partir des mesures de biomasse et du APAR simulé.	104
Figure 2-27: Relation entre la ELUE et le SLA proposée dans Battude et al., 2016. Les traits pointillés en rouge indiquent les valeurs utilisées pour borner la ELUE dans la version d'origine de SAFY.	104

Figure 2-28: Comparaison de la biomasse mesurée et simulée sur les parcelles de maïs de 2006 à 2015 avec a) la version originale de SAFY et b) la nouvelle version du modèle. On distingue les données de la parcelle flux (LAM) en turquoise et celles des ESU en bleu foncé.....	105
Figure 2-29: Comparaison du rendement mesuré et simulé sur les parcelles de maïs de 2006 à 2015 avec a) la version originale de SAFY et b) la nouvelle version du modèle. On distingue les données des ESU, des cartes de rendement segmentées (YM), des enquêtes agriculteurs (ITK) et des parcelles de la CACG.	105
Figure 2-30: Comparaison du rendement [$t \cdot ha^{-1}$] simulé avec les données Agreste (en vert) en 2013 et 2014 dans les départements du Gers et de la Haute-Garonne avec la version originale de SAFY (en bleu) et la nouvelle version du modèle (en orange).....	106
Figure 2-31: Comparaison des données Agreste et du rendement simulé avec la version originale de SAFY (en bleu) et la nouvelle version du modèle (en orange) pour les parcelles irriguées et non irriguées des deux départements (Gers et Haute-Garonne) en 2013 et 2014.	106
Figure 2-32: Dynamique de la biomasse sèche aérienne (DAM) et du GAI pour les années 2014 et 2015 sur la parcelle de Lamothe. Le GAI simulé est comparé au GAI « satellite » et la biomasse est comparée aux mesures <i>in situ</i>	107
Figure 2-33: Comparaison entre le GAI effectif obtenu avec l'outil BVNet et le GAI destructif sur trois parcelles de maïs en 2006 et 2008.	108
Figure 2-34: Comparaison de la biomasse (DAM) mesurée <i>in situ</i> et simulée sur la parcelle de Lamothe pour les six années étudiées, en utilisant le GAI « effectif » (a) ou le GAI corrigé (b). Les valeurs de biomasse maximale sont représentées par des croix.....	108
Figure 3-1: Bilan hydrique d'une culture (CEV: contenu en eau de la végétation ; CES: contenu en eau du sol).....	114
Figure 3-2: Evapotranspiration de référence (ET_0), évapotranspiration de la culture en conditions standards (ET_c) ou en conditions non-standards ($ET_c \text{ adj}$) selon la méthode « <i>single crop coefficient</i> » (source : Méthode FAO-56, Allen et al., 1998).	117
Figure 3-3: Evolution du coefficient cultural (K_c) en trois phases : K_c initial, K_c de mi-saison et K_c de fin de saison (source : FAO, Allen et al., 1998).....	117
Figure 3-4: Location of the study area. Haute-Garonne and Gers departments are in orange and green, respectively. The « Lamothe » (LAM) experimental field is in yellow. Pink points represent the 18 maize fields and black region of interest represent the three irrigated zones (Miradoux, Saint-Sauvy and Poucharramet).	130
Figure 3-5: Location of the various image scenes (Formosat-2 in grey; SPOT in orange; SPOT4-Take5 in blue; Landsat-8 in red; Deimos-1 in green).	134
Figure 3-6: Schedule of images acquisitions for the different sensors. Only the maize growing periods (April to October) are displayed.....	134
Figure 3-7: Calibration of β and E_{trp} parameters for the four studied years. The β parameter is calibrated on bare soil period measurements of ET_{ca} and the E_{trp} parameter is calibrated on non-stressed vegetation period ET_{ca} measurements.	136

- Figure 3-8: Dry Aboveground Mass (DAM) and Green Area Index (GAI) dynamics for the four maize growing seasons over the LAM field using the forced mode. Simulated GAI is compared to remotely sensed GAI (used for the model calibration) and simulated DAM is compared to *in situ* measurements.138
- Figure 3-9: Comparison of measured (black line) and simulated (red line) actual crop Evapotranspiration (ET_{ca}) dynamics for the four maize growing seasons over the LAM field using the forced mode Dotted line represents reference evapotranspiration (ET₀). Grey line is the simulated evaporation (E). Dashed red and grey lines represent the simulated ET_{ca} and E when activating the diffusive fluxes. The two vertical black lines correspond to the simulated emergence date and to the actual harvest date, respectively. ET_{ca} measurements have been used for the calibration of two model parameters (β and E_{trp}).139
- Figure 3-10: Comparison of measured and simulated daily ET_{ca} [mm] of maize for the four growing seasons (vegetation period) over the LAM field with the forced mode, when using a) the *in situ* soil depth and the remotely sensed (RS) K_{cb}, b) the map soil depth and the RS K_{cb} and c) the *in situ* soil depth and the standard K_{cb}.140
- Figure 3-11: Comparison of total irrigation depth [mm] applied by farmers over 18 maize fields and the recommended irrigation of the combined SAFY-FAO model. For modeling we used a) *in situ* soil depth provided by farmers and RS K_{cb}, b) soil depth provided by the soil map and RS K_{cb} and c) *in situ* soil depth provided by farmers and standard K_{cb}.143
- Figure 3-12: Comparison of standard K_{cb} (in red) and remotely sensed K_{cb} (in blue) for the 18 maize fields in year 2013. Standard K_{cb} ends in the middle of September, when the irrigation period ends (several weeks before harvest).144
- Figure 3-13: Comparison of standard K_{cb} (in red) and remotely sensed K_{cb} (in blue) for a maize field in year 2013. Vertical red and blue lines represent the irrigation events simulated for the two cases (6 irrigation events in case of standard K_{cb} and 4 irrigation events when using the RS K_{cb}). Standard K_{cb} ends in the middle of September, when the irrigation period ends (several weeks before harvest).145
- Figure 3-14: Soil water storage capacity of the three ASA (black polygons) extracted from the soil map.146
- Figure 3-15: Comparison of total irrigation depth [mm] applied by farmers and the recommended irrigation of the combined SAFY-FAO model over irrigated maize fields of the three ASA for different years using a) the soil depth provided by the soil map b) a maximum soil depth of 80 cm.146
- Figure 3-16: Comparaison de la dynamique de l'évapotranspiration réelle (ET_{ca}) mesurée (ligne noire, parties gapfillées représentées par un trait noir discontinu) et simulée (ligne rouge) sur la parcelle de Lamothe en 2006 à 2015 en calibrant β et E_{trp} chaque année. La ligne verte représente la dynamique de l'ET₀. Le trait vertical bleu représente la date de levée agronomique et les deux traits verticaux noirs représentent la date de levée simulée et la date de récolte réelle imposée dans le modèle (maïs ensilage).152

Figure 3-17: Photographie de la parcelle de Lamothe le 25 juin 2014 (Photos © CESBIO).	154
Figure 3-18: Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré β . Chaque figure représente un critère statistique (R, Biais, RMSE et RRMSE) calculé grâce aux données d'ETca non gapfillées durant la période de sol nu. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.	156
Figure 3-19: Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré E_{trp} . Chaque figure représente un critère statistique (R, Biais, RMSE et RRMSE) calculé grâce aux données d'ETca non gapfillées durant la période de végétation non stressée. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.	156
Figure 3-20: Critères statistiques (R, Biais et RMSE) mesurés sur l'ETca non gapfillée pour l'année entière, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).	157
Figure 3-21: Critères statistiques (R, Biais et RMSE) mesurés sur l'ETca non gapfillée durant la période de sol nu, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).	158
Figure 3-22: Critères statistiques (R, Biais et RMSE) mesurés sur l'ETca non gapfillée durant la période de végétation, en fonction du jeu de données de calibration utilisé : une année particulière ou la moyenne des quatre (06-12) ou des six années (06-15).	158
Figure 3-23: Comparaison des données météorologiques (à la journée) (a) Température [°C], b) Rayonnement global [$MJ.m^{-2}$], c) ET_0 [mm] et d) Pluie [mm]) mesurées à la station météorologique de Lamothe et issues de SAFRAN pour les six années étudiées. Les symboles en rouge représentent les valeurs pour la période de croissance du maïs et en noir ceux pour la période de sol nu.	159
Figure 3-24: Comparaison de l'ETca (mm) simulée par SAFY-FAO sur les six années de maïs à Lamothe, en utilisant les données de la station météorologique de la parcelle ou les données SAFRAN.	160
Figure 3-25: Comparaison du cumul d'ETca (mm) mesuré et simulé durant la période de végétation pour les six années étudiées, selon les différentes modalités (modalité de référence correspondant au GAI effectif et à la calibration chaque année ; calibration moyenne ; données SAFRAN ; données de la carte des sols ; Kcb « optimal » ; GAI corrigé). Les données de « Kcb optimal » n'ont pas pu être obtenues pour les années 2014 et 2015.	161
Figure 3-26: Comparaison des humidités mesurées par les différentes sondes en 2012.	163
Figure 3-27: Comparaison entre les humidités simulées (trait rouge) et mesurées (points noirs) à Lamothe en 2012, pour les trois couches de sol (superficielle, intermédiaire et profonde), (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Les traits noirs verticaux représentent la date de levée du modèle et la date de récolte. Les traits pointillés matérialisent les humidités H_{fc} et H_{wp} .	165
Figure 3-28: Photographies de la parcelle de Lamothe le 18 février 2014 et de la sonde Tetaprobe mesurant l'humidité du sol (0-5 cm) (Photos © CESBIO).	166

Figure 3-29: Comparaison des mesures d'humidité effectuées à 0-5 cm, 5 cm, 10 cm et 30 cm dans les différentes fosses à Lamothe en 2012. La moyenne des fosses B, C et D est utilisée pour la comparaison avec les humidités.	166
Figure 3-30: Comparaison du rendement simulé par le modèle [t.ha-1] avec et sans le module hydrique pour des parcelles irriguées (a) ou non irriguées (b) dans l'emprise du satellite Formosat-2 (24 km ²) en 2007, 2008 (année humide) et 2009 (année sèche). ...	167
Figure 3-31: Comparaison du rendement simulé par le modèle [t.ha-1] avec et sans le module hydrique (FAO) avec les données statistiques d'Agreste en 2013 et 2014 pour le Gers et la Haute-Garonne.	169
Figure 3-32: Comparaison du rendement simulé par les deux modèles (SAFY en orange et SAFY-FAO en bleu) avec le rendement Agreste pour les parcelles irriguées et non irriguées sur les départements du Gers et de la Haute-Garonne en 2013 et 2014.....	169
Figure 4-1: Localisation des bassins versants de l'Arrats et de la Gimone.....	177

2. Liste des tableaux

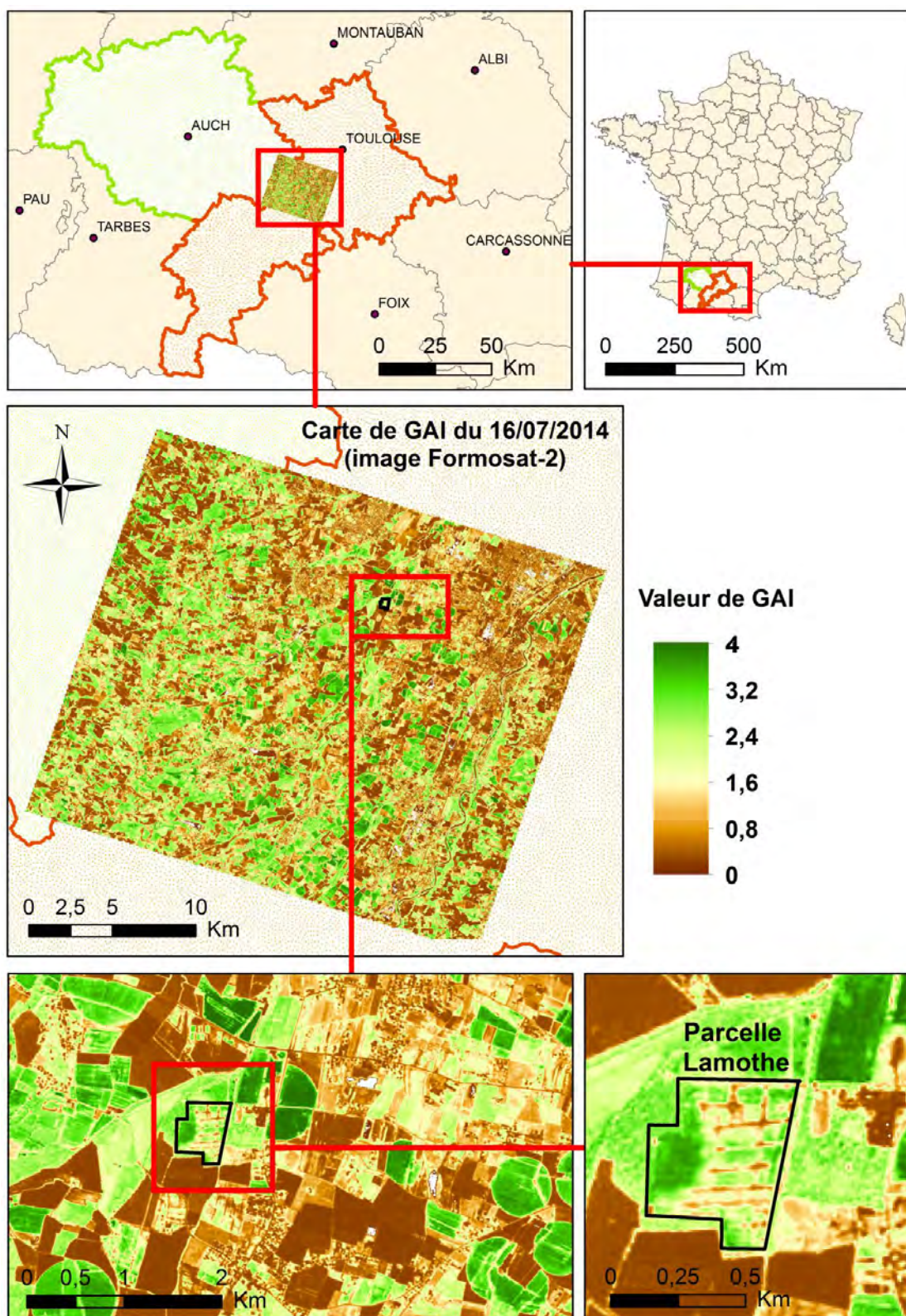
Tableau 1-1: Propriétés hydrauliques du site expérimental de Lamothe.	39
Tableau 1-2: Description des mesures <i>in situ</i> , incluant l'année, l'origine des données et le nombre de parcelles échantillonnées. Le nombre de mesures collectées pour la biomasse, le rendement et l'irrigation (dates et doses) sont aussi détaillées. Les chiffres entre parenthèses correspondent au nombre de segments obtenus sur les six cartes de rendement (<i>LAM: parcelle de Lamothe ; ESU : Elementary Sampling Units ; YM: Yield monitors ; CACG : parcelles de référence suivies par la CACG ; ITK: itinéraires techniques, enquêtes agriculteurs</i>).	43
Tableau 1-3: Description des capteurs.	53
Tableau 1-4: Définitions de LAI, GLAI, GAI and PAI et méthodes de mesure associées. Toutes les quantités sont exprimées en m ² .m ⁻² (source : Baret, 2016).	59
Tableau 2-1: List of the sixteen SAFY parameters with their initial value or range and the source of data.....	76
Tableau 2-2: Description of sensors.	79
Tableau 2-3: Synthèse des valeurs de la ELUE trouvées dans la littérature.....	103
Tableau 3-1: List of the 27 parameters of the crop model (i.e. 16 for the SAFY model, 9 for the water balance module and 2 for the automatic irrigation module) with their initial value or range and the source of data.	128
Tableau 3-2: Valeurs minimisant le RMSE entre l'ETca mesurée (non gapfillée) et simulée obtenues avec l'analyse de sensibilité pour les deux paramètres calibrés. La moyenne des valeurs des années 2006 à 2012 et 2006 à 2015 sont également reportées.	155
Tableau 3-3: Valeurs minimisant le RMSE entre l'ETca mesurée (non gapfillée) et simulée obtenues avec l'analyse de sensibilité pour les deux paramètres calibrés en utilisant le GAI corrigé.....	162

Tableau 3-4 : Comparaison du cumul d'ETca (mm) calculé sur la période de végétation avec les différentes modalités, en comparaison à la modalité de référence (c'est-à-dire calibration annuelle, station + prélèvements + Kcb satellite + GAI effectif).	162
---	-----

Annexes

Annexes

Annexe 1: Exemple de carte de GAI



Annexe 2: Capteurs du mât météorologique

Le tableau ci-dessous rassemble la liste des capteurs utilisés pour la station météorologique de la parcelle expérimentale de Lamothe. Les capteurs ont été progressivement remplacés (aux alentours de l'année 2014) par de nouveaux modèles afin de répondre aux exigences des normes ICOS [<https://icos-eco.fr/>].

Variable mesurée	Unité de la mesure	Modèle de capteur (normes ICOS) et Marque	Modèle de capteur et Marque ²⁸
Température de l'air	°C	HMP155	HMP35 A (Vaisala)
Température de surface	°C	IR120	IRTS-P (Campbell)
Rayonnement global incident	W.m ⁻²	SPN1	CM11 (Kipp and Zonen)
Rayonnement net	W.m ⁻²	CNR4	CNR1 (Kipp and Zonen)
Humidité relative de l'air	%	HMP155	HMP35 A (Vaisala)
Pression atmosphérique	mBar	PBT110	BS4 (DELTA-T)
Vitesse et direction du vent	m.s ⁻¹ et angle en °	Windsonic 2D	014A et 024A (Met One)
Pluviométrie	mm	Pluviomètre à auget basculeur (Précis mécanique)	ARG100 (Environmental Measurements Ltd')
Plaquettes de flux de chaleur dans le sol	W.m ⁻²	HFP01SC	HFP01 (Hukseflux)
Température dans le sol	°C	T107	TP107 (Campbell) et LM35DZ (Correge température)

Liste des capteurs du mât météorologique sur la parcelle de Lamothe.

²⁸ Modèles de capteurs utilisés avant 2014.

Annexe 3: L'évapotranspiration de référence

La formulation de l' ET_0 proposée par Penman-Monteith a été utilisée pour ce travail.

$$ET_0 = \frac{0,408 * \Delta * (R_n - G) + \gamma * \frac{900}{T + 273} * u_2 * (e^0 - e_a)}{\Delta + \gamma * (1 + 0,34 * u_2)}$$

$$\Delta = \frac{4098 * 0,6108 * \exp\left(\frac{17,27 * T}{T + 273}\right)}{(T + 273,3)^2}$$

$$\gamma = 0,665 \cdot 10^{-3} * Pa$$

$$e_a = \frac{e^0(T_{\min}) \frac{RH_{\max}}{100} + e^0(T_{\max}) \frac{RH_{\min}}{100}}{2}$$

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

$$u_2 = u_z \frac{4,87}{\ln(67,8 * z - 5,42)}$$

$$Pa = 101,3 \left(\frac{293 - 0,0065 * z}{293} \right)^{5,26}$$

$$Ra = \frac{24 * 60}{\pi} * G_{sc} \cdot d_r [\omega_s \cdot \sin(\delta) \cdot \sin(\varphi) + \cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \sin(\omega_s)]$$

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

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

$$\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \tan(\delta)]$$

$$Rns = (1 - \alpha) * Rg$$

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

$$Rso = (0,75 + 2 \cdot 10^{-5} z) * Ra$$

$$Rn = Rns - Rnl$$

- avec ET_0 : évapotranspiration de référence (en mm.jour^{-1})
- R_g : rayonnement solaire incident (en MJ.jour^{-1})
- R_n : rayonnement global net (en MJ.jour^{-1})
- R_{ns} : rayonnement net solaire (en MJ.jour^{-1})
- R_{nl} : rayonnement net infrarouge (en MJ.jour^{-1})
- R_{so} : rayonnement global par ciel clair (en MJ.jour^{-1})
- G : flux de chaleur dans le sol (en $\text{MJ.m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$)
- T : température moyenne journalière de l'air à la hauteur 2 m (en $^{\circ}\text{C}$)
- RH : humidité relative (en %)
- P_a : pression atmosphérique (en kPa)
- z : altitude (en m)
- u_2 : vitesse du vent à 2 m de hauteur (en m.s^{-1})
- e_a : pression de vapeur réelle (en kPa)
- e^0 : pression de vapeur saturante de l'air (en kPa)
- G_{sc} : constante solaire ($=0,0820 \text{ MJ.m}^{-2}.\text{min}^{-1}$)
- d_r : distance Terre-Soleil relative inverse
- J : nombre de jours dans l'année
- α : albedo
- Δ : pente de la courbe de la pression de vapeur saturante à la température de l'air (en $\text{kPa.}^{\circ}\text{C}^{-1}$)
- γ : constante psychrométrique (en $\text{kPa.}^{\circ}\text{C}^{-1}$)
- ω_s : angle solaire au coucher (en radian)
- φ : latitude (en radian)
- σ : constante de Stefan-Boltzmann ($4,903.10^{-9} \text{ MJ.K}^{-4}.\text{m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$)

Annexe 4: Dates utilisées pour la comparaison des capteurs

Formosat-2	SPOT4 et SPOT5	Formosat-2	Landsat-5	SPOT4 et SPOT5	Landsat-5
17/03/2009	19/03/2009	17/03/2009	18/03/2009	19/03/2009	18/03/2009
21/03/2009	19/03/2009	03/05/2009	05/05/2009	19/08/2009	18/08/2009
23/06/2009	24/06/2009	01/07/2009	01/07/2009	11/09/2009	10/09/2009
30/08/2009	31/08/2009	26/07/2009	24/07/2009		
16/10/2009	18/10/2009	24/09/2009	26/09/2009		
21/05/2010	23/05/2010	19/07/2010	20/07/2010	10/05/2010	08/05/2010
		20/08/2010	21/08/2010	23/05/2010	24/05/2010
		15/09/2010	13/09/2010	11/07/2010	11/07/2010
		07/10/2010	08/10/2010	20/09/2010	22/09/2010
				29/09/2010	29/09/2010
20/05/2011	21/05/2011	09/05/2011	11/05/2011	07/03/2011	08/03/2011
27/09/2011	26/09/2011	20/05/2011	20/05/2011	24/03/2011	24/03/2011
22/10/2011	22/10/2011	21/06/2011	21/06/2011	08/04/2011	09/04/2011
		27/09/2011	25/09/2011	18/04/2011	18/04/2011
				21/05/2011	20/05/2011
				10/09/2011	09/09/2011
				26/09/2011	25/09/2011

Liste des dates utilisées pour la comparaison des capteurs en 2009, 2010 et 2011.

Formosat-2	Landsat-8	Formosat-2	SPOT4	Formosat-2	Deimos-1	SPOT4	Landsat-8
26/05/2013	25/05/2013	16/02/2013	17/02/2013	16/05/2014	15/05/2014	12/04/2013	14/04/2013
26/06/2013	26/06/2013	16/02/2013	16/02/2013	05/06/2014	07/06/2014	13/04/2013	14/04/2013
20/07/2013	19/07/2013	03/03/2013	04/03/2013	16/07/2014	17/07/2014	27/05/2013	25/05/2013
30/07/2013	28/07/2013	03/03/2013	03/03/2013	27/09/2014	27/09/2014	16/06/2013	17/06/2013
11/08/2013	13/08/2013	26/05/2013	27/05/2013				
22/08/2013	20/08/2013	06/06/2013	06/06/2013				
24/08/2014	23/08/2014	06/06/2013	07/06/2013				
17/09/2014	17/09/2014						
19/11/2014	20/11/2014						

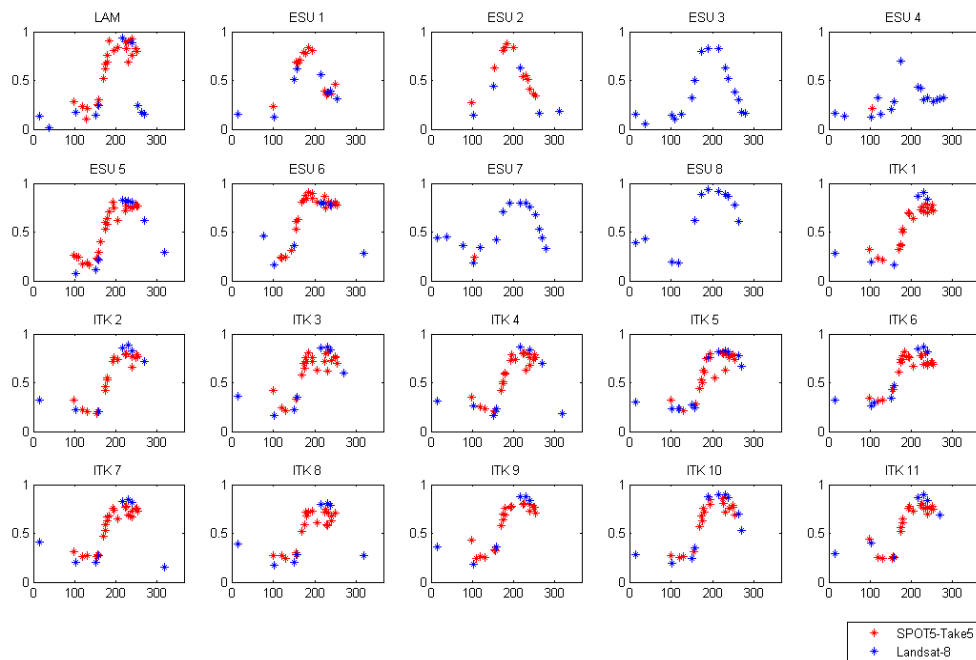
Liste des dates utilisées pour la comparaison des capteurs en 2013 et 2014.

L8	SPOT5_Toulouse	L8	SPOT5_Auch	SPOT5_Toulouse	SPOT5_Auch
07/06/2015	08/06/2015	13/04/2015	15/04/2015	29/04/2015	30/04/2015
10/08/2015	12/08/2015	29/04/2015	30/04/2015	09/05/2015	10/05/2015
19/08/2015	17/08/2015	23/06/2015	24/06/2015	03/06/2015	04/06/2015
26/08/2015	27/08/2015	19/08/2015	18/08/2015	23/06/2015	24/06/2015
		26/08/2015	28/08/2015	28/06/2015	29/06/2015
				03/07/2015	04/07/2015
				13/07/2015	14/07/2015
				23/07/2015	24/07/2015
				12/08/2015	13/08/2015
				17/08/2015	18/08/2015
				27/08/2015	28/08/2015
				06/09/2015	07/09/2015

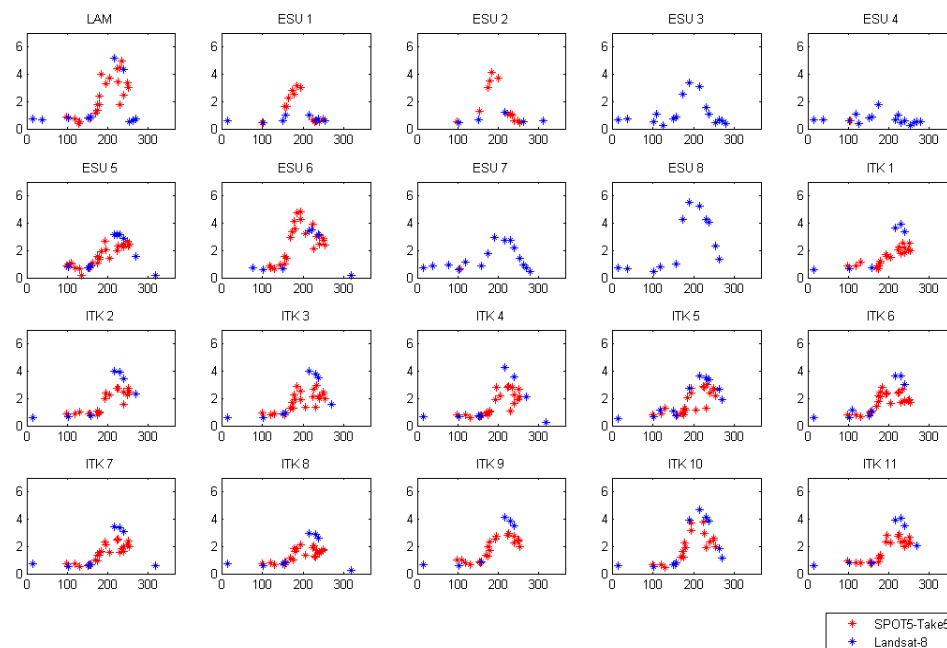
Liste des dates utilisées pour la comparaison des capteurs en 2015.

Annexe 5: Profils de NDVI et GAI en 2015

Les profils de NDVI présentés ci-dessous montrent des différences parfois très importantes entre les capteurs. Ces différences sont accentuées lorsque l'on s'intéresse au GAI. Pour 18 cas sur 20, nous avons choisi d'utiliser uniquement les images Landsat-8 pour construire les profils. Pour les ESU n°1 et n°2, les images SPOT5-Take5 ont été conservées afin d'obtenir des profils complets.



Profils de NDVI obtenus sur les 20 parcelles de 2015.

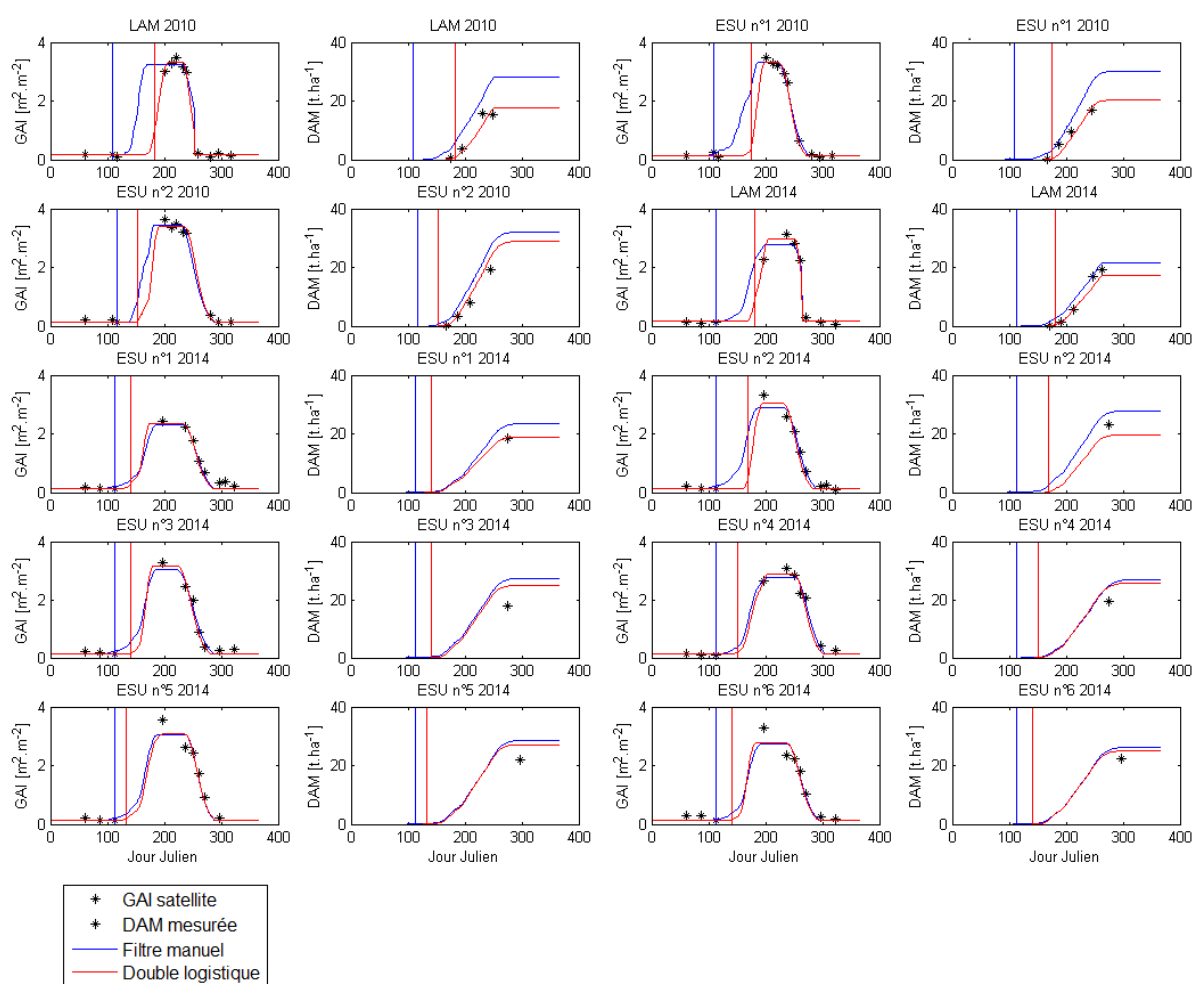


Profils de GAI (BVNet) obtenus sur les 20 parcelles de 2015.

Annexe 6: Double logistique vs filtre manuel

Cette annexe complète un résultat de la publication présentée dans la [Section 3.3.2.2 du Chapitre 2](#). Nous présentons alors la comparaison de la biomasse mesurée et simulée par SAFY en utilisant le filtre manuel ou la double logistique pour initialiser le modèle, après avoir retiré des profils de GAI « satellite » toutes les valeurs acquises durant les mois de mai et juin (correspondant à la période de la levée).

Sur les 25 ESU disponibles pour la validation, seulement 10 étaient exploitables en utilisant le filtre manuel. La figure présentée ici montre la dynamique du GAI et de la biomasse (DAM) sur ces 10 ESU. La surestimation de la biomasse observée lorsque l'on utilise le filtre manuel est principalement due à une mauvaise détection de la date clé « L1 » qui induit une date de levée trop précoce.



Comparaison du GAI et de la biomasse (DAM) pour les 10 ESU exploitables. Les étoiles représentent, selon la figure, le GAI « satellite » ou la biomasse mesurée. Le GAI et la DAM simulés par SAFY en initialisant avec le filtre manuel sont représentés en bleu. Les valeurs simulées en initialisant avec la double logistique sont en rouge. Les traits verticaux bleus et rouges positionnent la date clé « L1 » obtenue avec chaque méthode.

Annexe 7: Parcelles pour la comparaison Agreste

Cette annexe présente le nombre de parcelles utilisées pour la comparaison des rendements simulés pour le modèle avec les données de rendement « Agreste ».

On retrouve les deux années (2013 et 2014) et les deux départements (Gers et Haute-Garonne) ainsi que le nombre total (5874) ou résiduel (4565) de parcelles après le tri effectué. Ce processus de sélection vise à éliminer les profils de GAI inutilisables en conservant uniquement les parcelles pour lesquelles on obtient un $RMSE_{GAI} < 0.4$ et qui présentent au minimum 3 images satellitaires. On conserve ainsi 78% des parcelles, parmi lesquelles on retrouve :

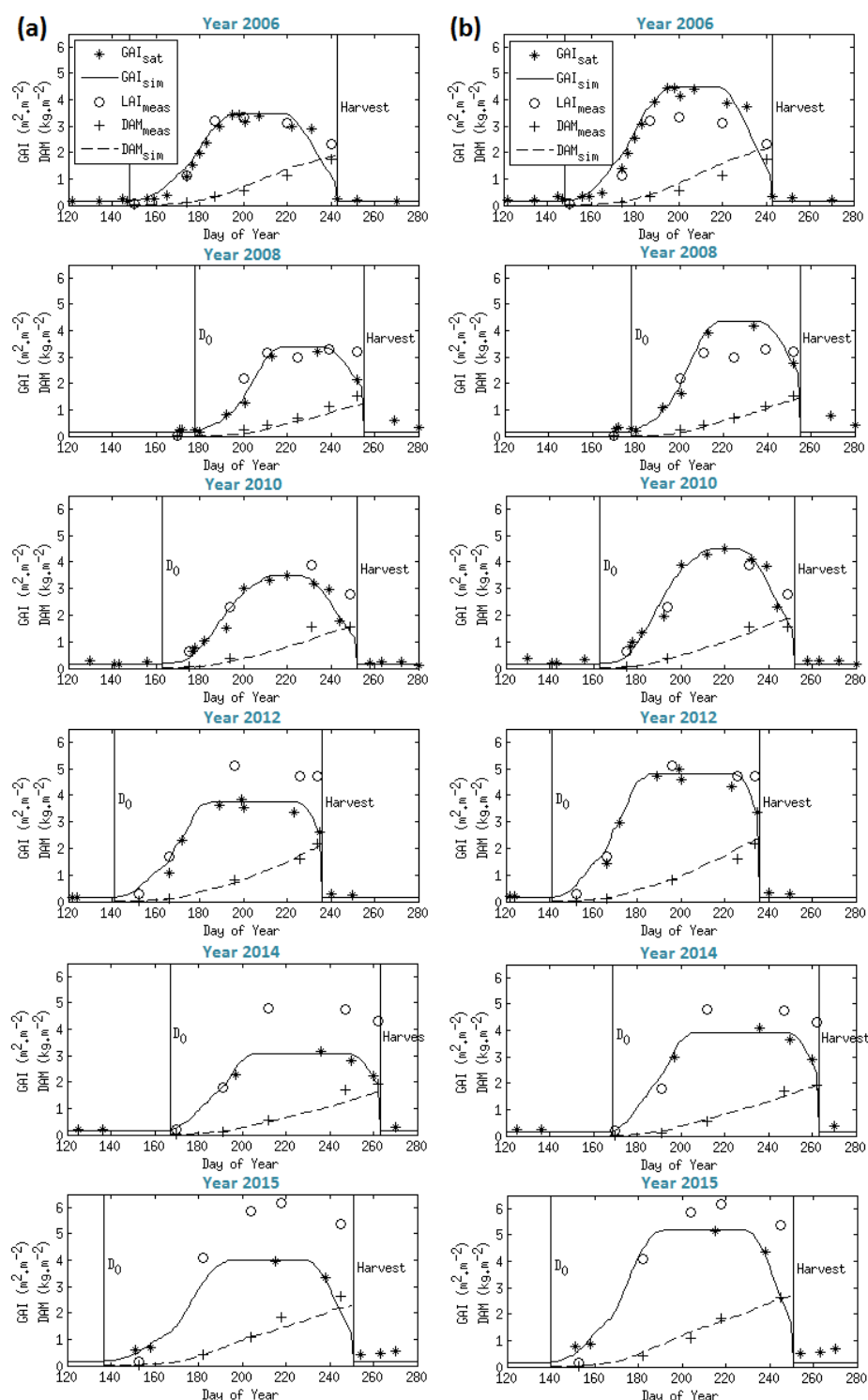
- 2584 parcelles en 2013 (56.6%) et 1981 parcelles en 2014 (43.4%)
- 3335 parcelles dans le Gers (73%) et 1230 parcelles en Haute-Garonne (27%)
- 3322 parcelles irriguées (73%) et 1243 parcelles non irriguées (27%)

Le tableau ci-dessous présente le nombre de parcelles utilisées dans la [Figure 2-13](#). Pour la [Figure 2-30](#) et la [Figure 3-31](#), le nombre de parcelles triées peu varier légèrement mais les nombres sont assez similaires à ceux présentés ici.

		2013		2014		Total	
		<i>tri</i>	<i>all</i>	<i>tri</i>	<i>all</i>	<i>tri</i>	<i>all</i>
Gers	Irriguées	1253	1490	1274	1429	2527	2919
	Non irriguées	660	770	148	679	808	1449
	Total	1913	2260	1422	2108	3335	4368
Haute-Garonne	Irriguées	426	452	369	429	795	881
	Non irriguées	245	331	190	294	435	625
	Total	671	783	559	723	1230	1506
Total		2584	3043	1981	2831	4565	5874

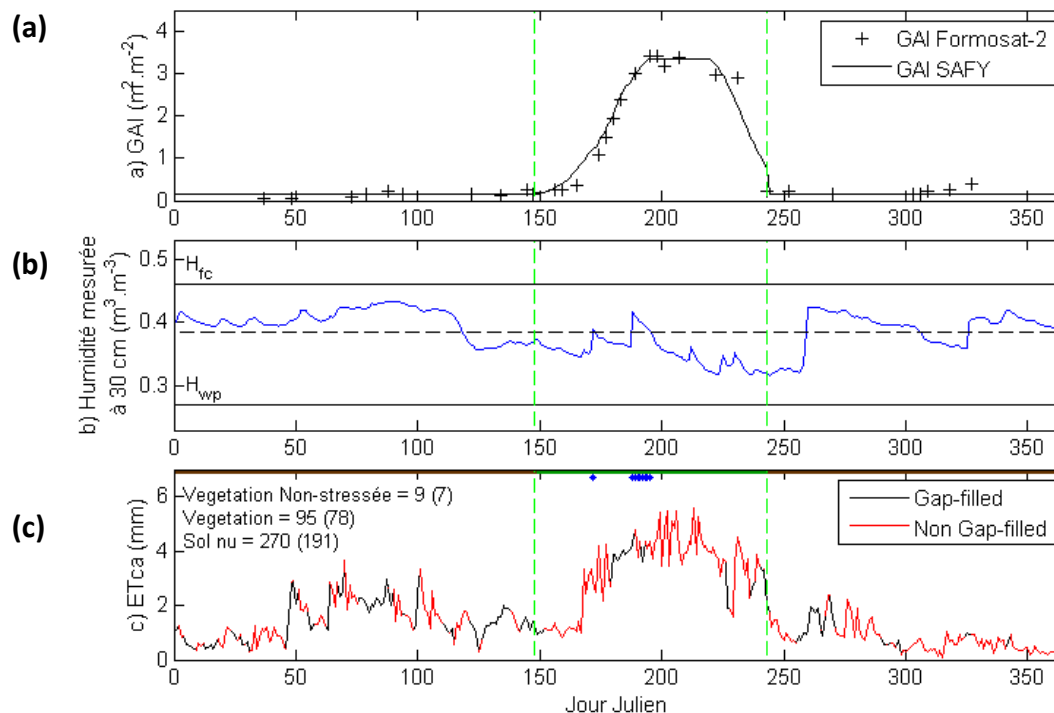
Nombre de parcelles utilisées pour la comparaison des rendements SAFY et Agreste (Chapitre 2 - Section 3.3.3. « Model performances at regional scale » ; [Figure 2-13](#)).

Annexe 8: Correction du GAI effectif

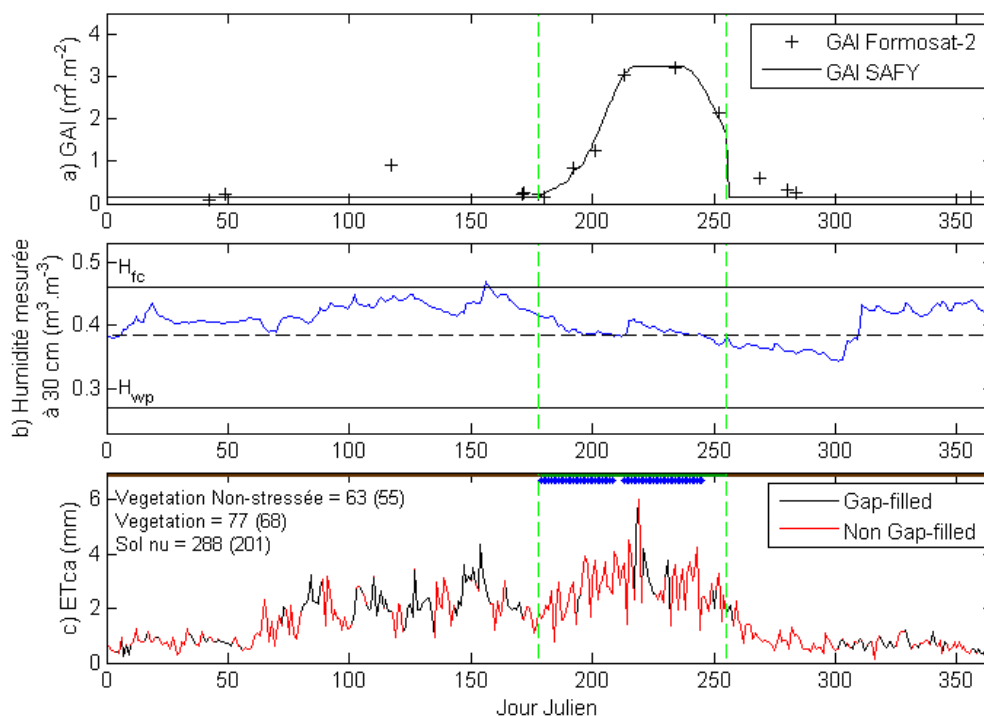


Dynamique de la biomasse (DAM) et du GAI pour les six années à Lamothe. Le modèle a été appliqué en utilisant des profils de GAI effectif (a) ou corrigé (b), issus des images satellite. Le GAI simulé (trait plein) est comparé au GAI « satellite » (étoiles) et la biomasse simulée (trait discontinu) est comparée aux mesures *in situ* (croix). Les valeurs de LAI destructif sont représentées par des ronds. Les deux traits verticaux représentent la date de levée (D₀) simulée et la date de récolte réelle imposée dans le modèle (maïs ensilage).

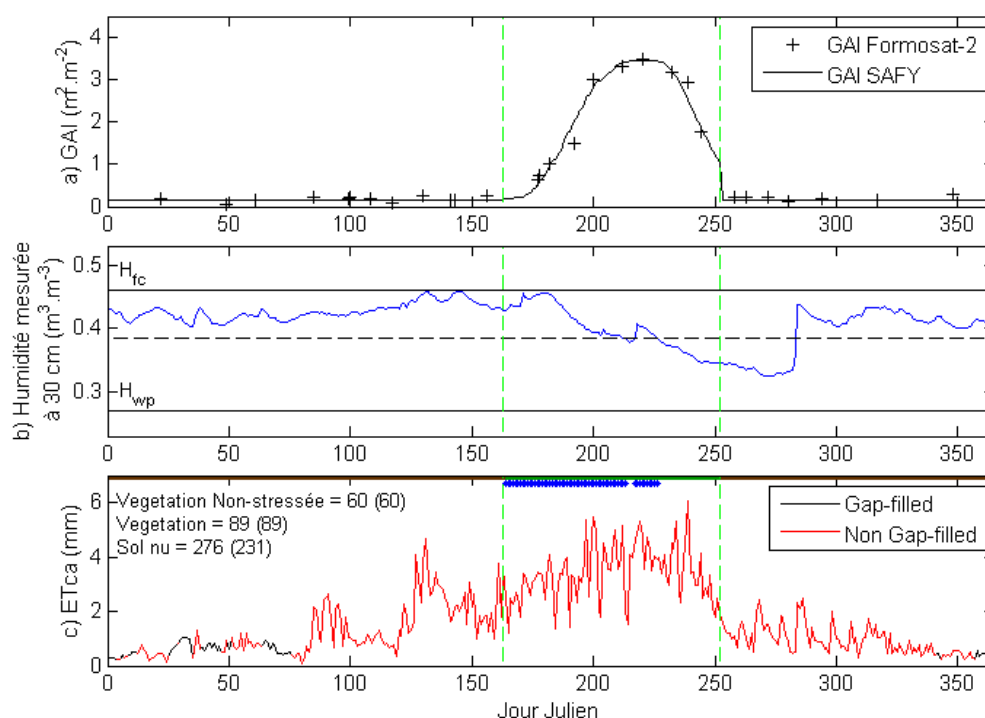
Annexe 9: Périodes de calibration



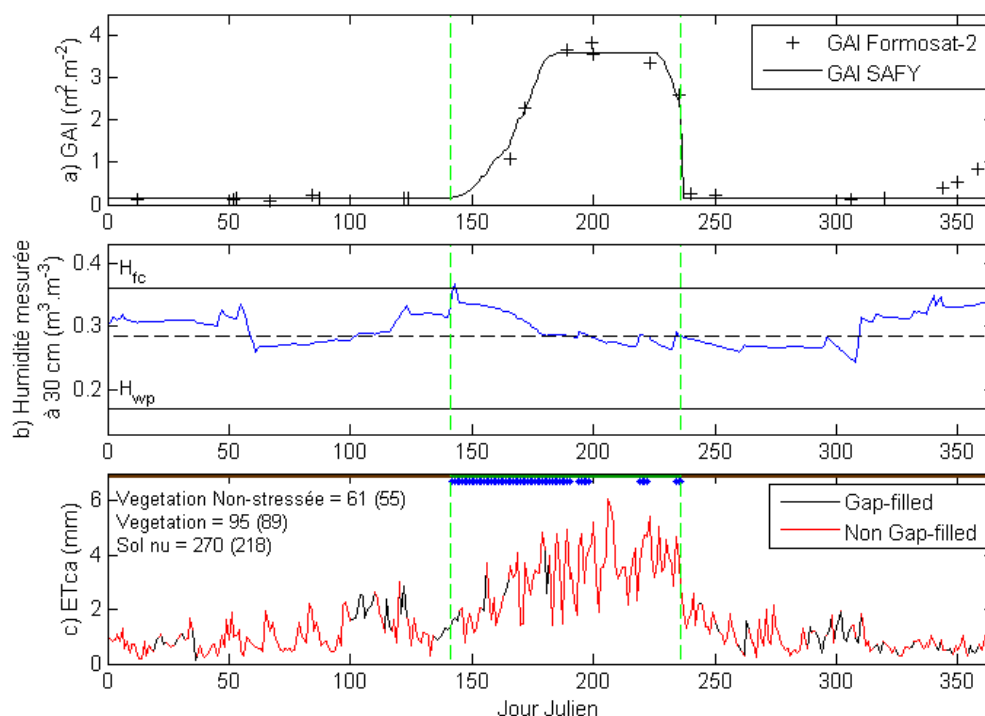
Sélection des périodes de calibration (c) sur la parcelle de Lamothe en 2006 en fonction du GAI (a) et de l'humidité à 30 cm (b). b) les deux humidités critiques (H_{fc} et H_{wp}) sont représentées en trait plein noir et le seuil de 60 % de la RU en trait pointillé ; c) la période de sol nu, de végétation et de végétation non-stressée sont représentées respectivement en marron, vert et bleu.



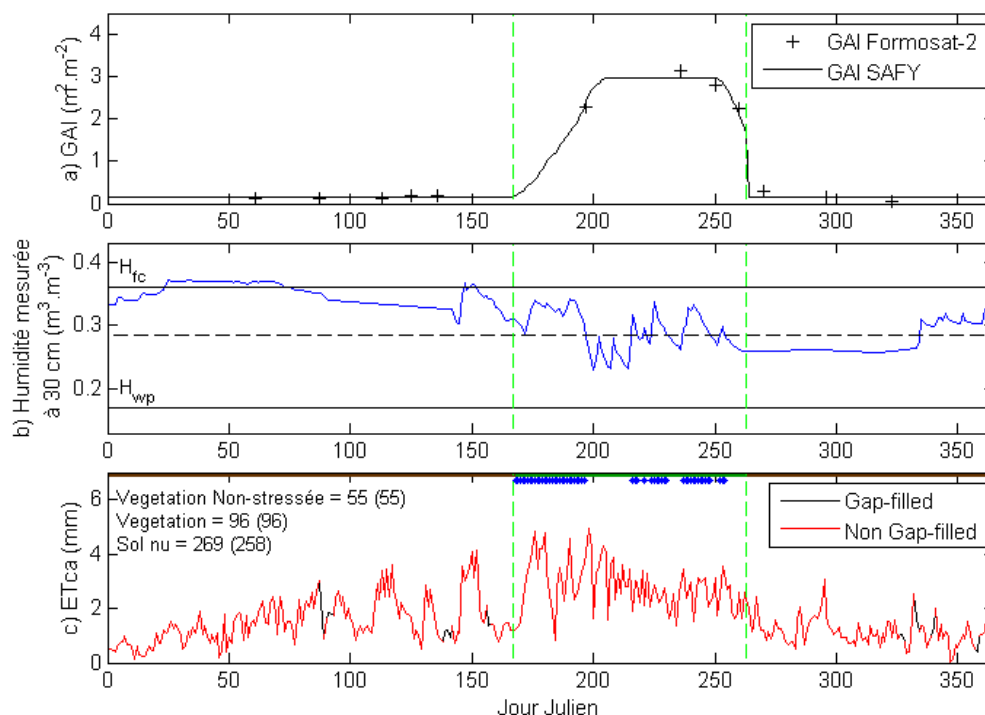
Sélection des périodes de calibration sur la parcelle de Lamothe en 2008 (voir la légende de la première figure présentée).



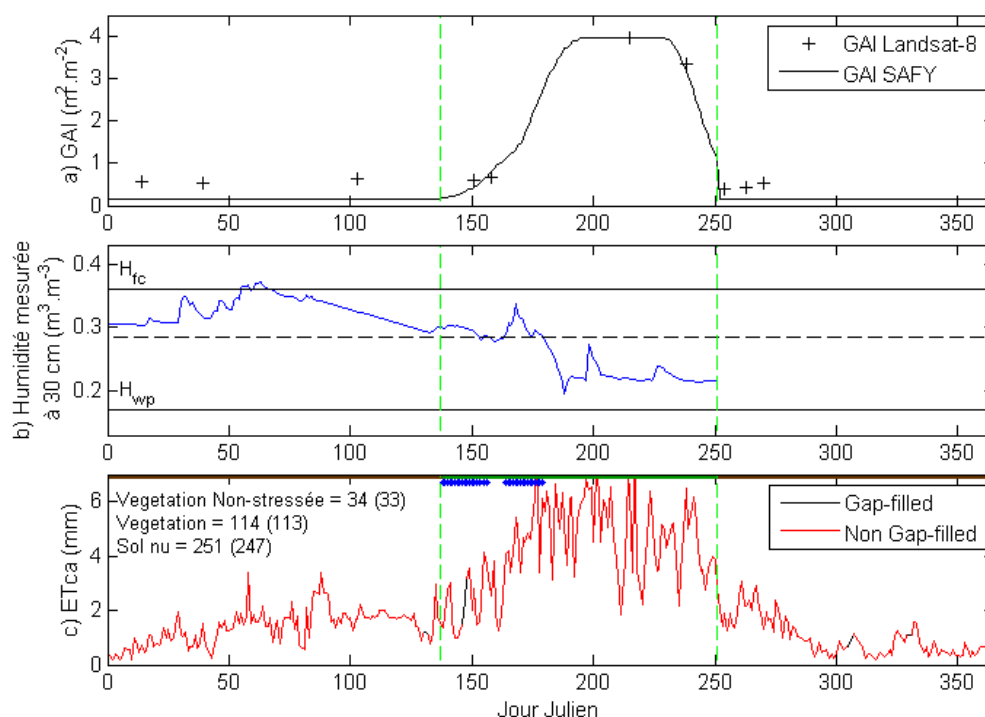
Sélection des périodes de calibration sur la parcelle de Lamothe en 2010 (voir la légende de la première figure présentée).



Sélection des périodes de calibration sur la parcelle de Lamothe en 2012 (voir la légende de la première figure présentée).



Sélection des périodes de calibration sur la parcelle de Lamothe en 2014 (voir la légende de la première figure présentée).



Sélection des périodes de calibration sur la parcelle de Lamothe en 2015 (voir la légende de la première figure présentée).

Annexe 10: Photographies de Lamothe

ANNEE 2006



ANNEE 2008



ANNEE 2010



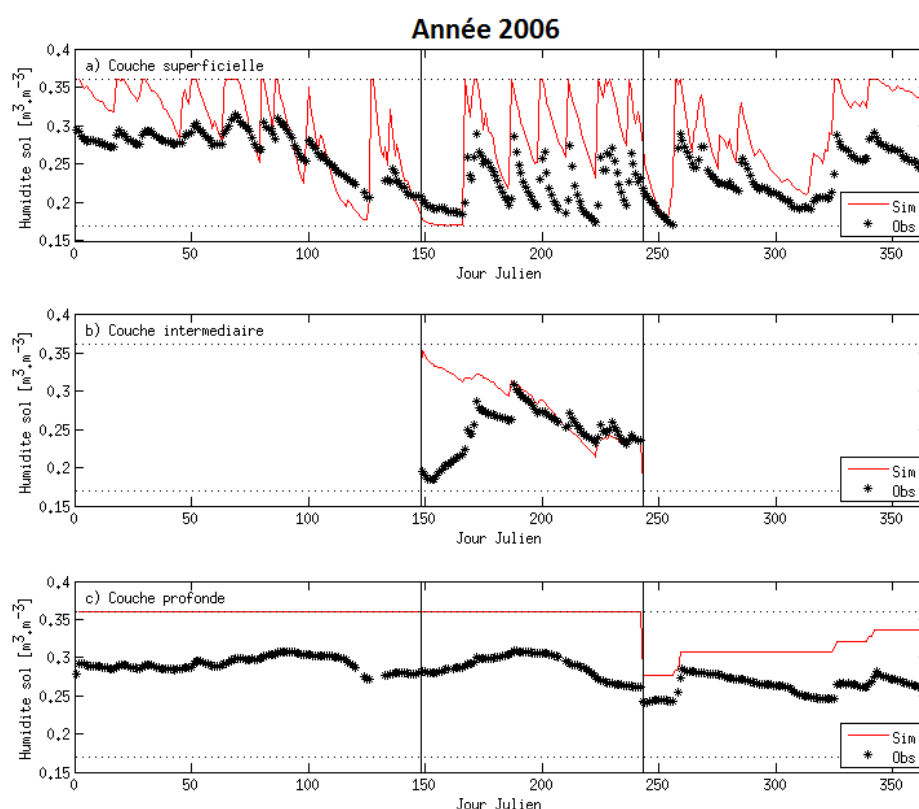
ANNEE 2012

ANNEE 2014 et 2015

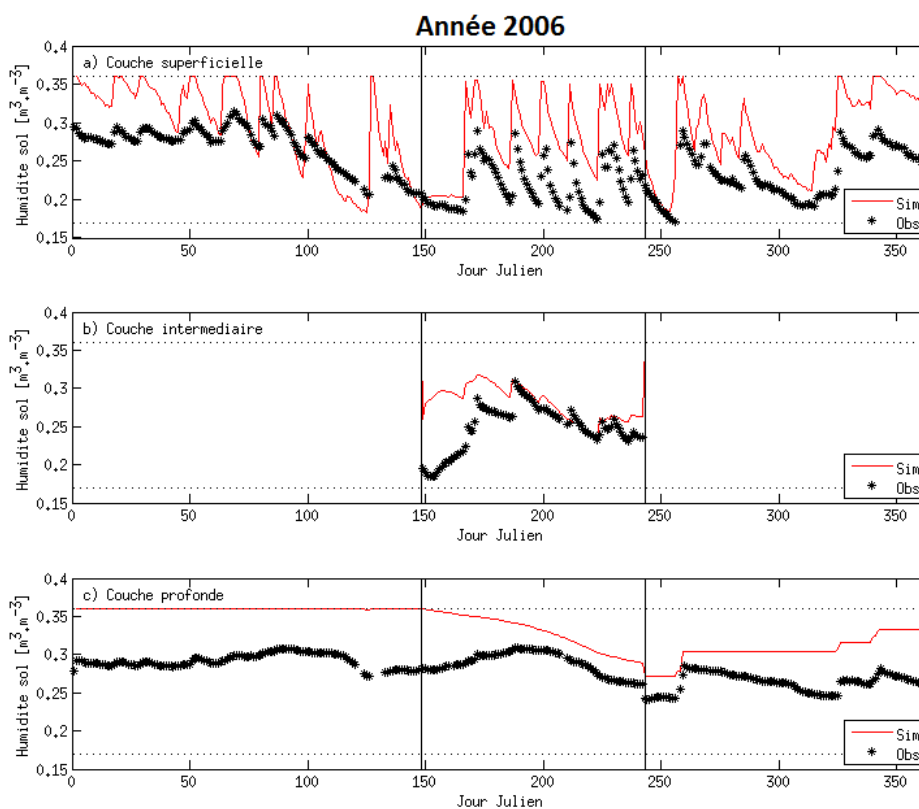


Annexe 11: Humidité du sol à Lamothe

(a)

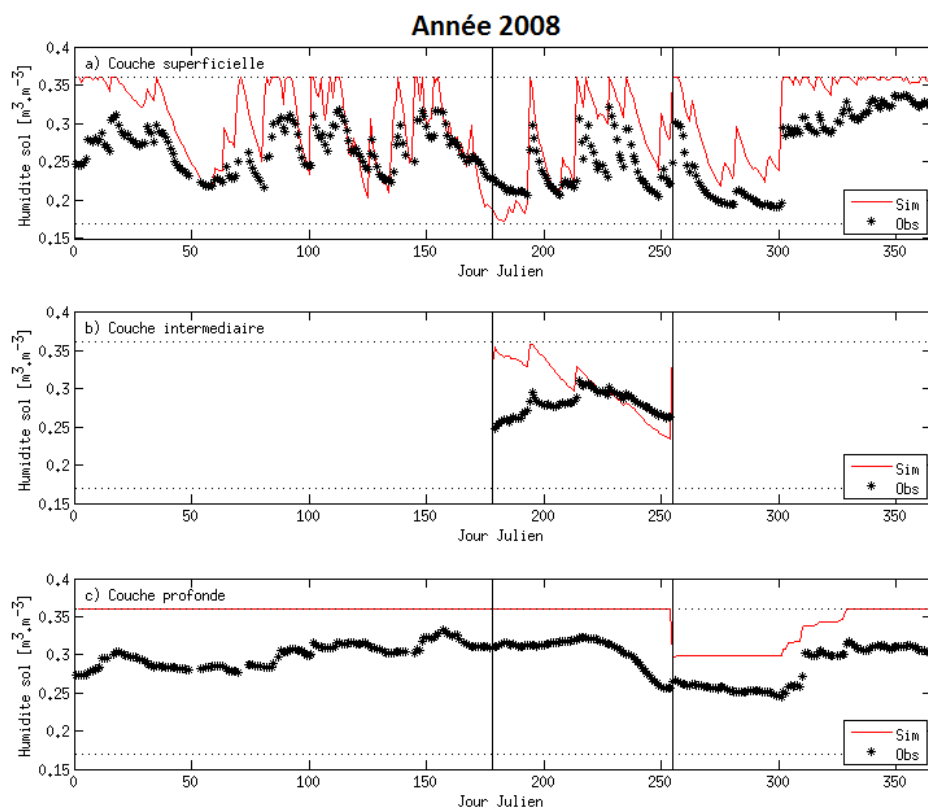


(b)

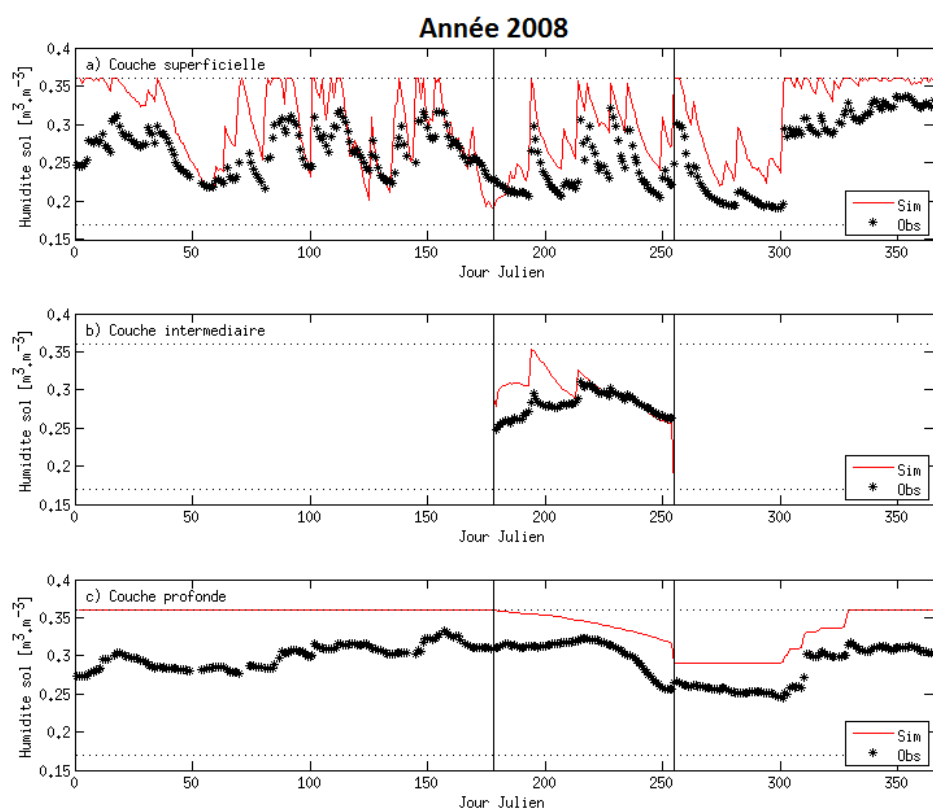


Comparaison entre les humidités simulées et mesurées à Lamothe en 2006 (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Voir la légende de la Figure 3-27.

(a)

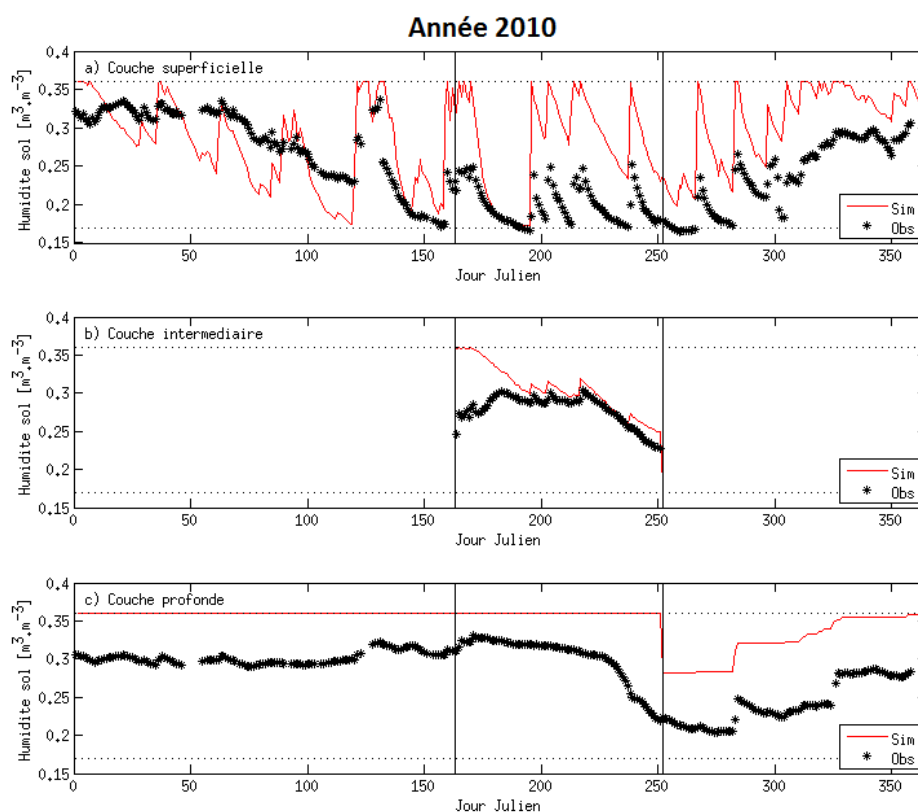


(b)

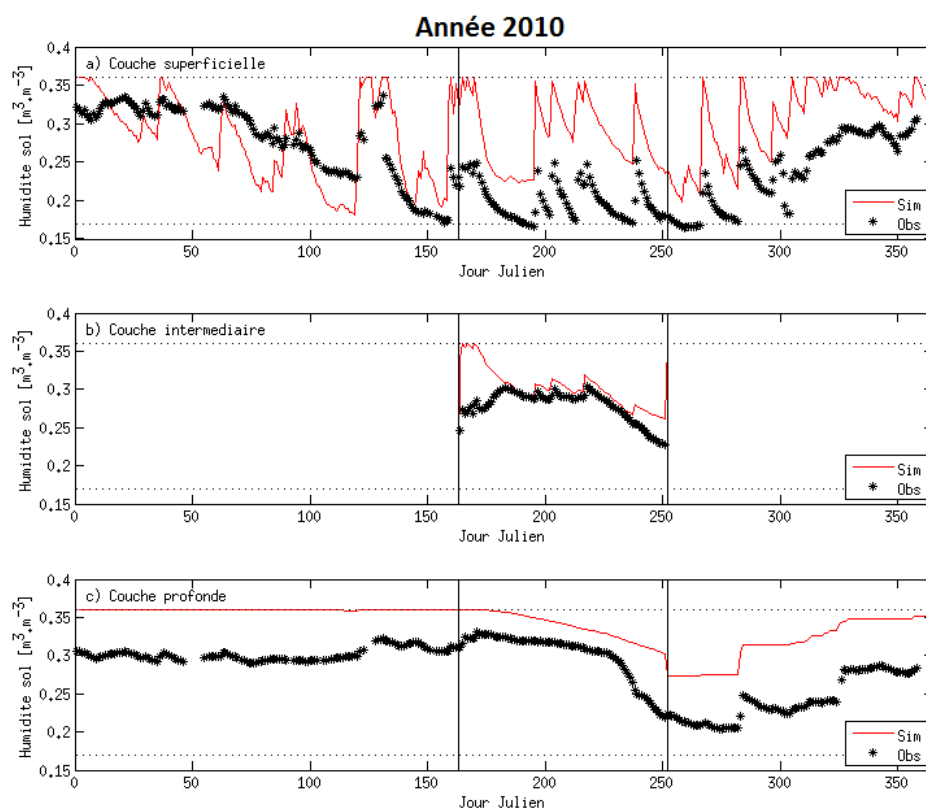


Comparaison entre les humidités simulées et mesurées à Lamothe en 2008 (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Voir la légende de la Figure 3-27.

(a)

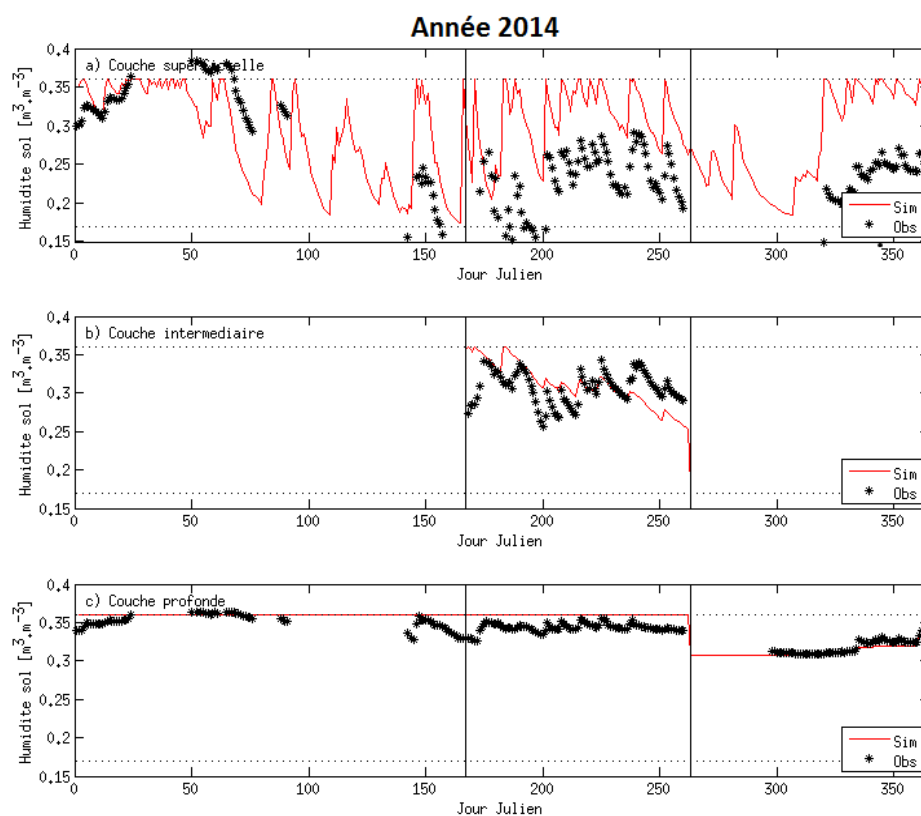


(b)

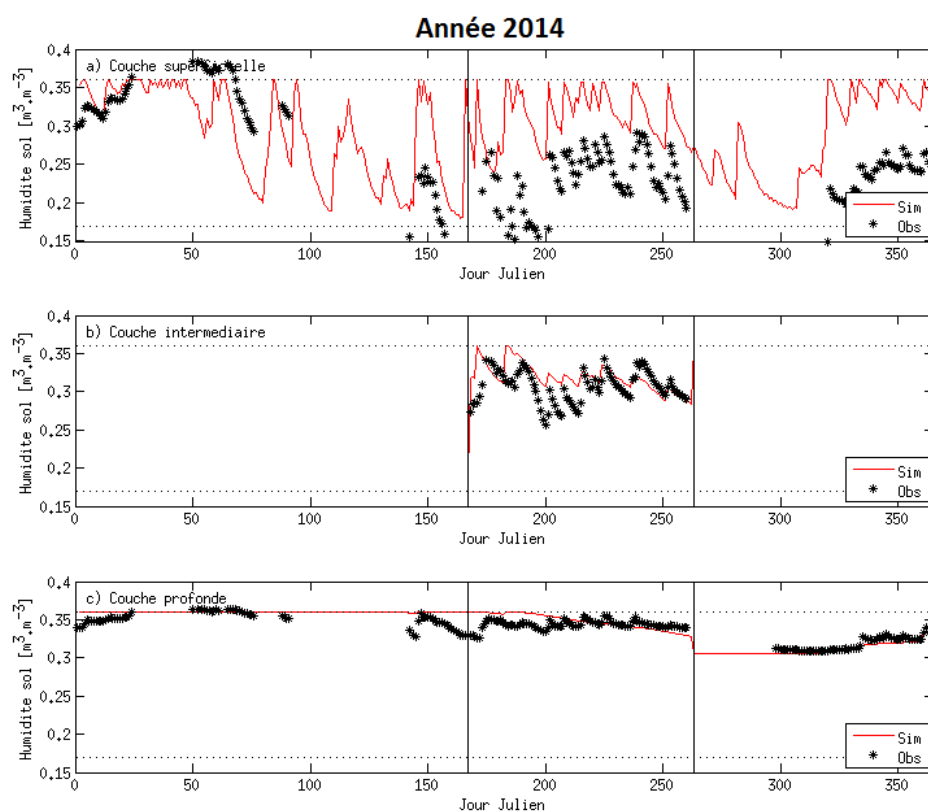


Comparaison entre les humidités simulées et mesurées à Lamothe en 2010 (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Voir la légende de la Figure 3-27.

(a)

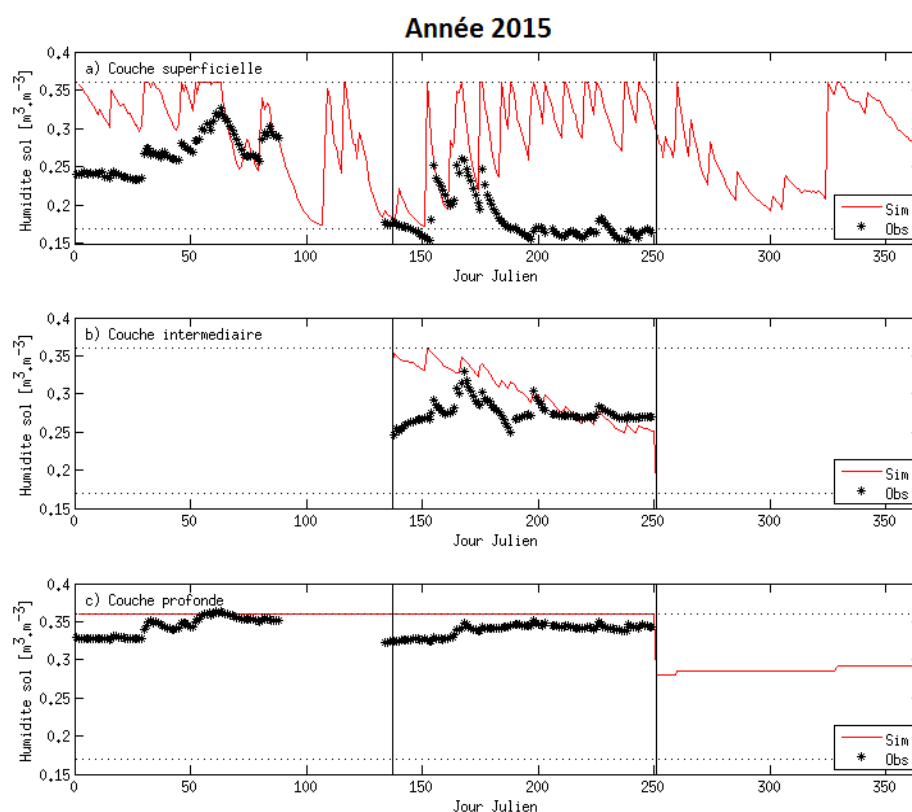


(b)

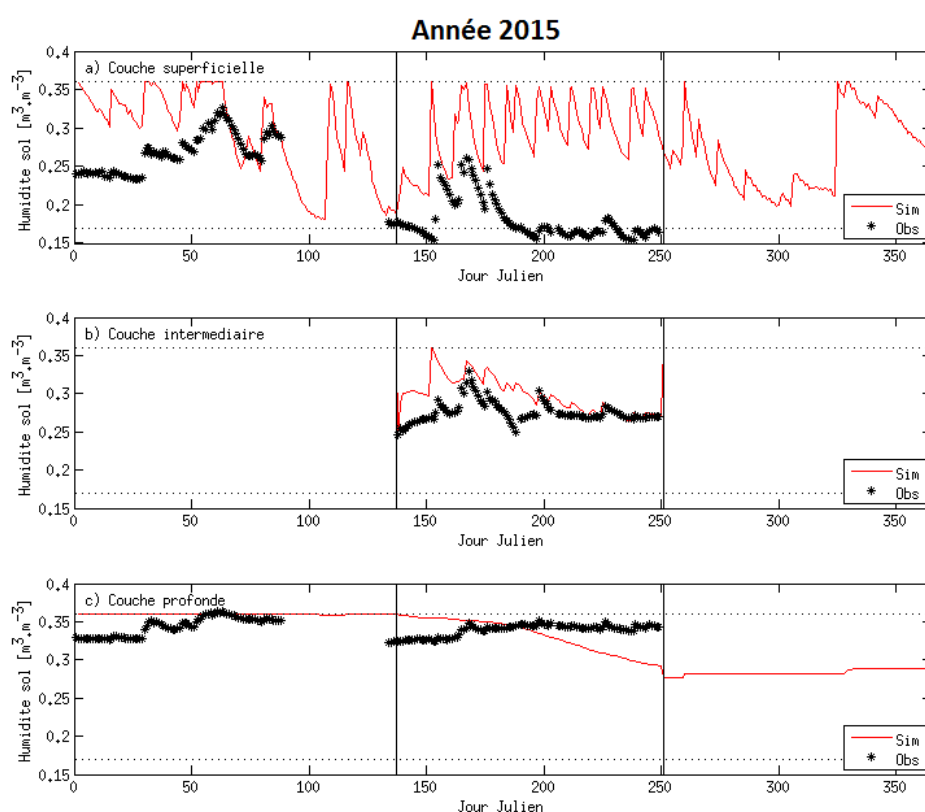


Comparaison entre les humidités simulées et mesurées à Lamothe en 2014 (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Voir la légende de la Figure 3-27.

(a)



(b)



Comparaison entre les humidités simulées et mesurées à Lamothe en 2015 (a) sans activer la diffusion et (b) en activant la diffusion. Voir la légende de la Figure 3-27.

Annexe 12: Publication dans « Remote Sensing of Environment »



Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data



Marjorie Battude*, Ahmad Al Bitar, David Morin, Jérôme Cros, Mireille Huc, Claire Marais Sicre, Valérie Le Dantec, Valérie Demarez

CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 9 February 2016

Received in revised form 29 June 2016

Accepted 19 July 2016

Available online 1 August 2016

Keywords:

High spatial and temporal resolution

Green Area Index

Biomass

Yield

Maize

Crop Modeling

Regional scale

ABSTRACT

This study aims at developing a robust and generic methodology, based on the use of high resolution remote sensing data to provide accurate estimates of maize biomass and yield over large areas (i.e. *at regional scale*). We propose here a strategy of calibration and spatialization independent as much as possible of *in situ* measurements and reliable over large areas and under various climatic conditions. For this purpose, we combine the Simple Algorithm For Yield estimates (SAFY) model with high spatial and temporal resolution remote sensing data from several sensors: Formosat-2, SPOT4-Take5, Landsat-8 and Deimos-1. SPOT4-Take5 experiment conducted in 2013 was designed to simulate the temporal sampling of ESA's Sentinel-2 mission. This study led to a new version of the SAFY model that takes into account the seasonal variation of specific leaf area (SLA) and effective light use efficiency (ELUE). The study takes place in a temperate agrosystem located in the south west of France. The SAFY outputs were validated with local measurements of biomass and yield estimates at both local and regional scales using a multiannual dataset. Good results were obtained for both local biomass ($R = 0.98$; $RRMSE = 14\%$) and yield ($R = 0.81$; $RRMSE = 8.9\%$), and for yield estimations at regional scale ($R = 0.96$; $RRMSE = 4.6\%$). Results also showed that the use of a double logistic function to interpolate Green Area Index (GAI) time series permits to improve the estimations of biomass and yield when remote sensing data are missing. This work demonstrates the potential of high resolution remote sensing data to calibrate a simple crop model without resorting to *in situ* data and thus foreshadows the future applications using Sentinel-2 data.

© 2016 Elsevier Inc. All rights reserved.

1. Introduction

Changes in climate and demography are critical elements for food security. Climate change is thus projected to have significant impacts on agricultural production and many scenarios reveal that agriculture might be highly impacted by water resources restrictions. Beyond a better management of environmental resources, it remains necessary to maintain sufficient levels of crop production. In a world where population is constantly increasing, crop production needs to be monitored and predicted to ensure food security. It is therefore necessary to have tools that enable the understanding of crop functioning and the assessment of crop yield over large areas.

Several process-based models (Wit et al., 1970) have been developed to simulate crop production (e.g., AFRWHEAT2 (Porter, 1993), CERES-Maize (Dyke et al., 1986), Sirius (Jamieson et al., 1998), SUCROS2 (van Laar et al., 1992), STICS (Brisson et al., 2003), SUNFLO (Casadebaig

et al., 2011), SWHEAT (van Keulen and Seligman, 1987)) but they need a large set of agro-environmental input parameters that limit their application to local scales. Simpler approaches based on the calculation of efficiencies (light-use efficiency theory - Monteith, 1972) enable crop production estimates, which are based on empirical relationships between remote sensing vegetation indices (Dong et al., 2003; Tucker and Sellers, 1986; Wessels et al., 2006) and *in situ* crop biomass and yield. These models are easy to parameterize but their application is limited to the study site and the ground dataset for which the relationships were established (Faivre et al., 2004). Halfway between complex and empirical approaches, some crop models have been specially designed for cases when *in situ* data are missing. They combine the descriptions of the main biophysical processes and simple empirical parameterizations (e.g. AqYield (Constantin et al., 2015), PolyCrop (Nana et al., 2014), WOFOST (Supit et al., 1994), AquaCrop (Steduto et al., 2009), Pilote (Mailhol et al., 1997)). Nana et al. (2014) studied maize yield in Italy using a hydrologically based crop model called PolyCrop. Paredes et al. (2014a) have shown the adequacy of the FAO AquaCrop model for estimating biomass and yield of maize crop. Furthermore, Constantin et al. (2015) have recently shown equal performances of soil-crop models STICS and AqYield to predict yield and soil

* Corresponding author at: Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, CESBIO, 18 Avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 4, France.

E-mail address: marjorie.battude@cesbio.cnes.fr (M. Battude).

water content for irrigated crops in the context of poor in situ dataset and no nitrate stress conditions. Such works highlight the potential of semi-empirical approaches for estimating yield accurately. However, most of these models have been only applied at local scale as they are not designed for a spatialized approach.

Numerous studies revealed the strong potential of methods based on the combination of remote sensing data with semi-empirical crop models to estimate crop production over large areas (Moulin et al., 1998; Pinter et al., 2003; Tucker et al., 1983; Hadria et al., 2010). Recently, Padilla et al. (2012) used the GRAMI model combined with LANDSAT satellite imagery to monitor regional yield of wheat in Southern Spain. Li et al. (2014) obtained quite good estimations of regional yield of maize using a WOFOST-HYDRUS coupled-model combined with lower temporal resolution Landsat ETM+ data. The main drawback of these studies is that they need in situ biomass and yield data for the model calibration whereas such data are rarely available over large areas as their acquisition is highly time consuming. Moreover, even if available, they are always estimated with quite strong uncertainties.

The potential of high temporal and spatial remote sensing data to describe the spatiotemporal variability of crop biophysical variables has been already demonstrated (Courault et al., 2008; Bsaibes et al., 2009; Fieuzal et al., 2011; Claverie et al., 2013; Ferrant et al., 2014) and the recent availability of high spatial and temporal resolution (HSTR) remote sensing data such as Formosat-2 (Chern et al., 2006) and more recently the Sentinel-2 images offer new perspectives for crop monitoring and modeling. The methodology presented here is based on the use of a relatively simple crop model combined with high spatial and temporal optical remote sensing data. Our objective was to propose a strategy of calibration and spatialization independent as much as possible of in situ measurements and robust over large areas (i.e. at regional scale) and under various climatic conditions. The model used for this study is the SAFY model (Duchemin et al., 2008) that combines the Monteith's (1972) light-use efficiency theory with a leaf partitioning function based on the Maas (1993) formulation. Maas (1993) demonstrated the potential of such function for simulating time series of leaf area index and biomass for maize and wheat crops. The main originality of our approach is to use remote sensing time series of Green Area Index (GAI) to calibrate SAFY input parameters. The GAI is known to be related to crop biomass and yield and can now be easily available over large areas thanks to high spatial and temporal resolutions images. Previous studies revealed that the SAFY model, once calibrated with GAI time series estimated from remote sensing data, resulted in accurate estimates of dry aboveground biomass for wheat cultivated in semi-arid regions (Duchemin et al., 2008; Fieuzal et al., 2011; Hadria et al., 2009; Duchemin et al., 2015). Claverie et al. (2012) already investigated the ability of the SAFY model combined with high temporal and spatial remote sensing data to estimate biomass and regional yield of summer crops (maize, sunflower and soybean) in the south west of France for a few years. However, results were more or less satisfactory depending on crops, years and location. We propose here a new methodology that removes the main drawbacks of the previous studies conducted with SAFY model (Duchemin et al., 2008; Claverie et al., 2012) in order to provide crop yield estimations over large areas and under contrasted climatic conditions. The study focused on maize crops (*Zea mays*), over irrigated or rainfed conditions, which represent a major component of the land cover in the southwest of France.

Several modifications of the calibration procedure were proposed and evaluated. The introduction of a new version of the model improved estimations of biomass and crop yield over large areas. The validation procedure of the model outputs was conducted with a validation dataset based on multiannual in situ local biomass and yield measurements and regional yield estimates. We also took advantage of numerous remote sensing images (i.e. 195 images) from several sensors providing a high temporal frequency that allowed the evaluation of the potential of the Sentinel-2 images.

2. Material and methods

2.1. Model description

The SAFY model (Simple Algorithm for Yield Estimates - Duchemin et al., 2008) simulates the dynamics of Green Area Index (GAI) and Dry Aboveground Mass (DAM) at a daily time step from the date of the plant emergence (D_0). The number of parameters is limited to 14 (Table 1) as the model does not need information about soil water content nor agricultural practices. The DAM production is based on the Monteith's (1972) light-use efficiency theory. It depends on an effective light-use efficiency ($ELUE$), the daily temperature (T_a) and the daily photosynthetically active radiation absorbed by canopy ($APAR$) (Eq. (1), Eq. (2) and Eq. (3)). A fraction of the daily DAM production is partitioned to the dry leaf biomass, by the mean of the partition-to-leaf function (Pl) [Eq. (5)]. Thus, GAI is obtained by converting daily leaf mass production ($\Delta_{DAM} \times Pl$) into daily leaf area growth (Δ_{GAI}^+) based on the specific leaf area (SLA) (Eq. (4)). Leaf senescence (Δ_{GAI}^-) begins when the sum of temperature (SMT) reaches a given threshold: the sum of temperature for senescence (S_{TT}). It is modeled by a function based on the rate of senescence coefficient (RS) (Eq. (6) and Eq. (7)). The crop yield is simulated by multiplying the maximal DAM value with a crop-dependent optimal harvest index (HI) (Eq. (8)). A full description of the model is available in Duchemin et al. (2008) and Claverie et al. (2012).

$$\Delta_{DAM} = ELUE * F_T(T_a) * APAR \quad (1)$$

$$\text{with } APAR = 1 - e^{-K_{ext} * GAI_{j-1} * \varepsilon_c * Rg} \quad (2)$$

$$\text{and } \begin{cases} F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - T_a}{T_{opt} - T_{min}} \right\}^\beta & \text{if } T_{min} < T_a < T_{opt} \\ F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - T_a}{T_{opt} - T_{max}} \right\}^\beta & \text{if } T_{max} > T_a > T_{opt} \\ F_T(T_a) = 0 & \text{if } T_a < T_{min} \text{ or } T_a > T_{max} \end{cases} \quad (3)$$

where Rg is the daily global incoming radiation, ε_c is the climatic efficiency and K_{ext} is the light-extinction coefficient (Monsi and Saeki, 2005).

$$\text{If } Pl > 0, \quad \Delta_{GAI}^+ = \Delta_{DAM} * Pl * SLA \quad (4)$$

$$\text{with } Pl = 1 - Pl_a * e^{Pl_b * SMT} \quad (5)$$

$$\text{If } SMT > S_{TT}, \quad \Delta_{GAI}^- = GAI_{j-1} * \frac{(SMT - S_{TT})}{RS} \quad (6)$$

$$\text{with } SMT = \sum_{D_0}^j (T_a - T_{min}) dj \quad (7)$$

$$\text{Yield} = HI * DAM_{max} \quad (8)$$

The effect of the temperature on the plant growth is taken into account with the $F_T(T_a)$ function (Eq. (3)). It is a classical polynomial of β degree defined by an optimal daily mean temperature (T_{opt}) and two extreme temperatures (T_{min} and T_{max}) (Brisson et al., 2003). All other agro-environmental stress factors that could affect plant growth (nitrogen, diseases or water stress) are supposed to be taken into account through the GAI and the $ELUE$. The HI is defined as the ratio of final grain yield over the total final DAM (Eq. (8)).

2.2. New model version

Until now, studies using SAFY model have considered SLA and $ELUE$ parameters as constant for the entire crop growing period although it is known that these parameters vary during the plant cycle. We propose

Table 1

List of the sixteen SAFY parameters with their initial value or range and the source of data.

	Name	Notation	Unit	Initial value or range	Source
Fixed	Climatic efficiency	ε_c	–	0.48	Literature (Varlet-Grancher et al., 1982)
	Temperature for growth [minimal, optimal, maximal]	$T_{\min}, T_{\text{opt}}, T_{\max}$	°C	8–30–45	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Polynomial degree	β	–	2	Literature (Drouet and Pagès, 2003)
	Light-interception coefficient	K_{ext}	–	0.5	Literature (Cavero et al., 2000)
	Optimal harvest index	HI	–	0.5	Literature (Steduto et al., 2012)
Optimized	Initial specific leaf area	SLA_0	$\text{m}^2 \cdot \text{g}^{-1}$	[0.024; 0.032]	Fig. 1a
	Leaf thickness coefficient	LTC	–	$[-1.3\text{e}-05; -9\text{e}-06]$	Fig. 1a
	Potential effective light-use efficiency	$ELUE_p$	$\text{g} \cdot \text{MJ}^{-1}$	[7; 11]	Fig. 1b
	Plant maturation index	PMI	–	$[-260; -300]$	Fig. 1b
	Day of plant emergence	D_0	day of year	$L1 + /20j$	Logistic function
	Sum of temperature for senescence	S_{TT}	°C	$SMT (L3 + /20j)$	Logistic function
	Partition-to-leaf function: par a	Pl_a	–	[0.05–0.5]	Literature (Claverie et al., 2012)
	Partition-to-leaf function: par b	Pl_b	–	Linked to Pl_a	Eq. (12)
	Rate of senescence	RS	°C.day ⁻¹	Linked to S_{TT}	Eq. (13)

here a new version that allows them to vary during the growth period for a better characterization of the plant development.

Measurements available over 6 maize fields for 5 different years showed a decrease of SLA with the sum of temperature from the emergence (Fig. 1a). Our findings confirm results found by Danalatos et al. (1994) that studied the change in specific leaf area of maize, due to the increasing thickness of the leaves during the plant growth. Taking into account the reduction of SLA appears to be a crucial point for a better description of the dynamics of the vegetation that may improve SAFY model results.

Our measurements also revealed that the $ELUE$ increases during the crop cycle. The $ELUE$ is given by the ratio of aboveground biomass variation and $APAR$ between two consecutive dates. The rise of $ELUE$ may be due to several processes acting during the maturation of the plant, which is able to convert radiation into aboveground biomass more efficiently when it approaches maturity. The major process is the variation of the root-shoot ratio during the plant growth (Amos and Walters, 2006). Indeed, in the early stages of the plant development, much of the solar energy is allocated to roots, while at the end of the plant growth the solar energy is allocated to aerial organs. This leads to an increase of the $ELUE$ as defined into the SAFY model, confirmed by our measurements.

As these two parameters evolve simultaneously during crop growth, with an increase of $ELUE$ associated to a decrease of SLA , we decided to relate them (Fig. 1b). We thus introduced two new equations in the model, which increased the number of parameters from 14 to 16 (Eq. (9) and Eq. (10)).

$$SLA = SLA_0 - SMT * LTC \quad (9)$$

where SLA_0 is the initial value of SLA ($\text{m}^2 \cdot \text{g}^{-1}$) and LTC is the coefficient

of thickening of leaves.

$$ELUE = ELUE_p - SLA * PMI \quad (10)$$

where $ELUE_p$ is the potential value of $ELUE$ ($\text{g} \cdot \text{MJ}^{-1}$) and PMI is the plant maturation index.

2.3. Calibration procedure

As mentioned above, our approach differs from those in the literature in that input parameters are constrained and calibrated without using in situ biomass or yield measurements. Nine of the sixteen parameters considered as field specific (D_0 , S_{TT} , Pl_a , Pl_b , RS , SLA_0 , LTC , $ELUE_p$ and PMI) were optimized using the remotely sensed GAI time series.

The remaining seven parameters regarded as crop specific (ε_c , $T_{\min}$, T_{opt} , $T_{\max}$, β , K_{ext} , HI) were fixed according to a literature review (Table 1). We used an HI equal to 0.5, which correspond to the FAO reference value (Steduto et al., 2012). This value is close to those reported by other studies. For maize, Katerji et al. (2013) found a value of 0.46, Paredes et al. (2014b) a value of 0.49, Tollenaar and Lee (2002) a value of 0.5, Kinyri et al. (2004) a value of 0.52, Sibley et al. (2014) a value of 0.54. The use of the FAO reference value seems suitable for the application of the model over large areas.

2.3.1. Initialization of input parameters

2.3.1.1. Double logistic function: D_0 and S_{TT} . A major improvement compared to previous studies using SAFY model (Duchemin et al., 2008; Claverie et al., 2012) is the determination of a priori values of D_0 and S_{TT} from the daily interpolated NDVI time series. The interpolation is done with a double logistic function (Eq. (11)) (Fig. 2) that is fitted to

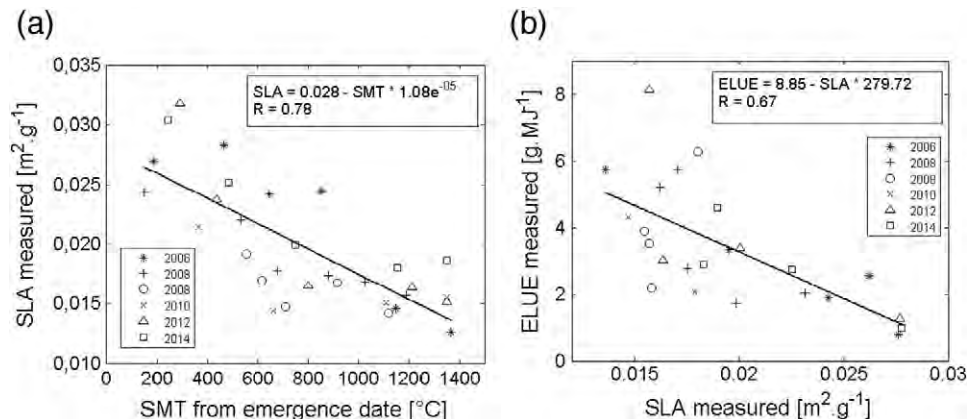


Fig. 1. Relationship between (a) SLA and the sum of temperature from plant emergence date and (b) SLA and $ELUE$ parameters.

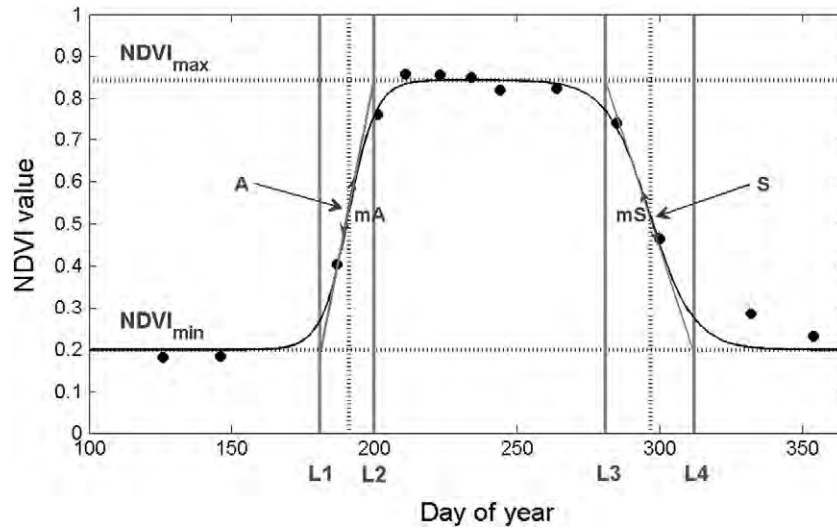


Fig. 2. Visualization of an NDVI time series (satellite data as dark points and interpolated NDVI as dark line). The six parameters of the logistic function are reported ($NDVI_{max}$, $NDVI_{min}$, A , mA , S , mS) and grey vertical lines mark the four key dates determined (L1 to L4).

remotely sensed NDVI time series thanks to a cost function that uses a non-linear solver with a bell shaped weighting function. The fitted profile is then used to retrieve 4 key dates allowing the delimitation of the growing period. These dates correspond to the day of plant emergence (L1), the days of the beginning and ending of the plateau phase (L2 and L3) and the day of the ending of the growing period (L4). A method based on the computation of derivatives was used to extract these 4 points of interest. The a priori values of D_0 and S_{TT} parameters correspond respectively to the L1 point and to the sum of temperature at L3 point.

$$NDVI(t) = NDVI_{min} + (NDVI_{max} - NDVI_{min}) \left\{ \frac{1}{1 + \exp(-mA(t-A))} - \frac{1}{1 + \exp(-mS(t-S))} \right\} \quad (11)$$

with

$NDVI_{min}$, $NDVI_{max}$: NDVI value of bare soil and NDVI value at maximal vegetal development

A , S : dates of the inflection points for the increasing curve and senescence curve

mA , mS : slope of increasing curve and senescence curve at inflection points.

2.3.1.2. Constrained optimization: Pl_b and RS . To reduce the equifinality and high dispersion of the retrieved values, a two by two correlation

analysis was done on the retrieved SAFY parameters. We tried to highlight a correlation between some of them (e.g. Pl_a/Pl_b ; RS/S_{TT}) or a link with the parameters of the logistic function (e.g. RS/mS ; Pl_a/A ; Pl_a/mA). The analysis showed a high correlation between Pl_a and Pl_b (Fig. 3a) and between RS parameter and the sum of temperature from the beginning to the end of the senescence (Fig. 3b). Internal equality conditions based on this have been implemented in the optimization procedure (Eq. (12) and Eq. (13)). Looking at model equations, Pl_a and Pl_b act simultaneously in the Pl function (Eq. (5)). Concerning RS parameter, a low SMT difference between harvest and S_{TT} means a quick senescence phase and thus a high Δ_{GAI} obtained with a low RS value (Eq. (6)). The longer the senescence phase is, the higher the RS parameter is. Based on these findings, we chose to constrain Pl_b and RS using the found regressions.

$$Pl_b = \exp(-5.4 * Pl_a - 4.6) \quad (12)$$

$$RS = 1725.7 * \exp(0.002 * (SMT_{harvest} - SMT_{S_{TT}})) \quad (13)$$

Table 1 reported the initial conditions chosen for the sixteen SAFY parameters. A priori value and bounds could be defined according to different ways including measurements. However, the SAFY optimization is only based on remote sensing data, with the minimization of the Root Mean Square Error (RMSE) between the remotely sensed GAI time series and the GAI estimated by the model. For each parameter,

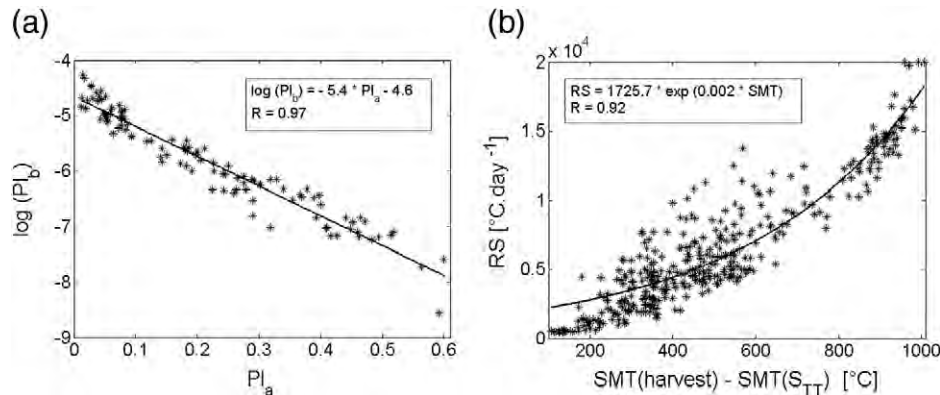


Fig. 3. Relationship (a) between Pl_a and Pl_b parameters and (b) between RS and the sum of temperature between S_{TT} and the harvest date.

the a priori value was considered as the center of the interval of variation.

2.3.2. Cost function

The nine parameters were optimized with the minimization of the Root Mean Square Error (RMSE) between the remotely sensed GAI time series and the GAI estimated by the model (Eq. (14)). Among the variety of local and global solvers methods, we chose to use the global and linear MultiStart (Ugray et al., 2007; Lagarias et al., 1998) for the minimization procedure. This algorithm starts a local solver from multiple start points uniformly distributed within bounds. The local solver chosen is the Fminsearch which is an implementation of the search Nelder-Mead simplex algorithm (Lagarias et al., 1998). The MultiStart algorithm allows to increase in robustness while keeping a relatively low processing time.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (GAI_i - GAI_{m_i})^2} \quad (14)$$

where i is the index for acquired value, GAI_i is the model value of GAI and GAI_{m_i} is the observed value of GAI.

2.4. Dataset

2.4.1. Study area

The study was carried out in the south west of France, near Toulouse (Fig. 4). We focused on two departments: Haute-Garonne and Gers. The climate is temperate mild, with rainy springs and warm and dry summers (temperature often exceeding 35 °C). The Haute-Garonne department is characterized by a wide plain stretching across the north and a mountainous region in the south that is a part of the Pyrenean massif. The Gers department is characterized by hilly landscapes. Half of Haute-Garonne and up to 70% of Gers are covered by agricultural land. We find a mix of irrigated and non-irrigated crops; mainly sunflower, maize, wheat, barley, soybean and rapeseed. In the study area, maize fields are sown from mid-April to early June, and harvest takes place from September to late October. On the Formosat-2 footprint, most of maize fields are irrigated during the hottest months (July and August). Non-irrigated maize fields (~20% of maize surfaces) are mainly located in the south of the Haute-Garonne (near Pyrenees) and in the north west of Gers.

2.4.2. Meteorological data

Meteorological data used by the model were produced by Météo-France using the mesoscale atmospheric analysis system SAFRAN (Durand et al., 1993). The SAFRAN data provide air temperature at 2 m above the ground (T_a) and incoming global radiation (R_g). It is based on a combination of measurements (weather stations) and modeling. The data are available every 6 h over a 8 km spatial resolution grid. The daily mean T_a and cumulated daily R_g (which are the climatic variables required to run the SAFY model) were calculated for each field over the study area, by using the values of the closest SAFRAN point. Vidal et al. (2010) performed an evaluation of SAFRAN data all over the French territory, and concluded that R_g ($RMSE \approx 40 \text{ W/m}^2$) and T_a ($RMSE \approx 0.6 \text{ °C}$) are relatively accurately estimated.

2.4.3. Remote sensing data

The calibration of the SAFY crop model required remotely sensed estimates of GAI. Lobell et al. (2003) and Liu et al. (2010), who worked on the combination of such semi-empirical models and remote sensing data, have underlined the need for high temporal and spatial resolution satellite data to improve model predictions. However, the potential of optical remote sensing data is often limited by cloud cover and/or gaps in observation. Thus, to obtain a continuous GAI time series covering the whole vegetation cycle and the whole area, we combined data from various sensors including Formosat-2, SPOT-4, Landsat-8 and Deimos-1 satellites. The SPOT-4 images come from the SPOT4-Take5 experiment. This experiment (<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/>) was supported by the National Space Agency (CNES). It provided high spatial (10 m) and temporal (every 5 days) images, similarly to the Sentinel-2 mission. Spatial and multispectral characteristics of sensors are given in Table 2. Among all the images acquired during the seven year period on the study area, we used a total amount of 195 images (Fig. 5). A Formosat-2 dataset from 2006 up to 2014 was used to assess the model performance at local scale. The three other sensors were combined for years 2013 and 2014 for the regional validation given their wide footprints (Fig. 4).

2.4.3.1. Images pre-processing. Images are first ortho-rectified and then pre-processed for geometric, radiometric and atmospheric corrections with either the KALIDEOS processing chain (<http://kalideos.cnes.fr/>) or MACCS method depending on the sensor (Hagolle et al., 2008, 2015). Images are also cloud and cloud-shadow filtered (Hagolle et al., 2010). The final output product provides TOC (i.e. *top of the canopy*) surface

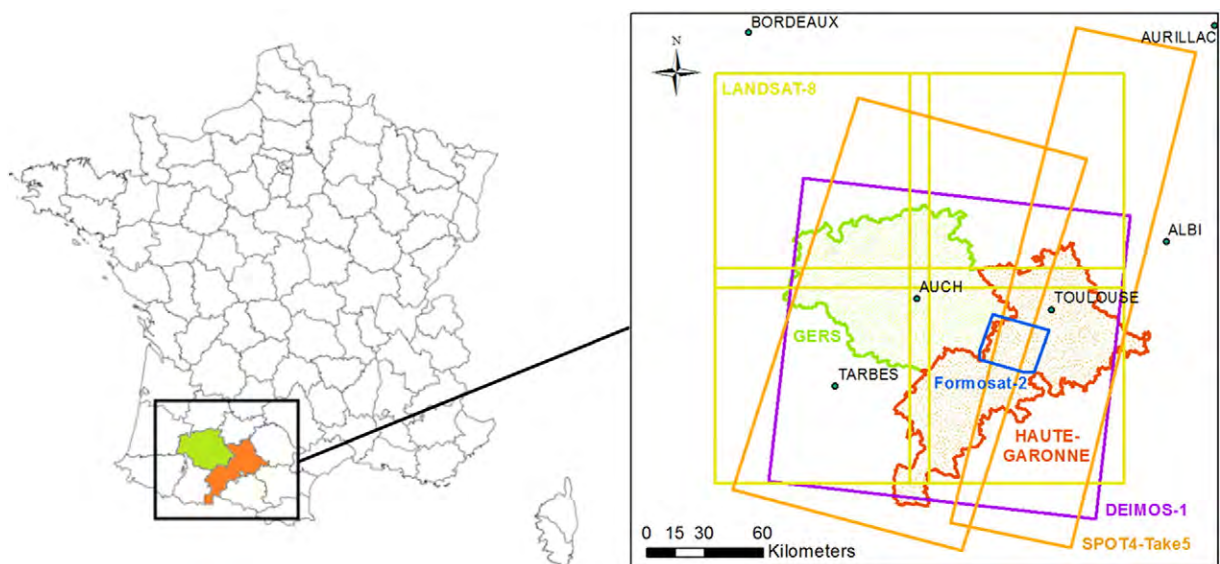


Fig. 4. Location of Haute-Garonne and Gers departments and of the different sensors footprints (Formosat-2 in blue; SPOT4-Take5 in orange; Landsat-8 in yellow and Deimos-1 in purple).

Table 2
Description of sensors.

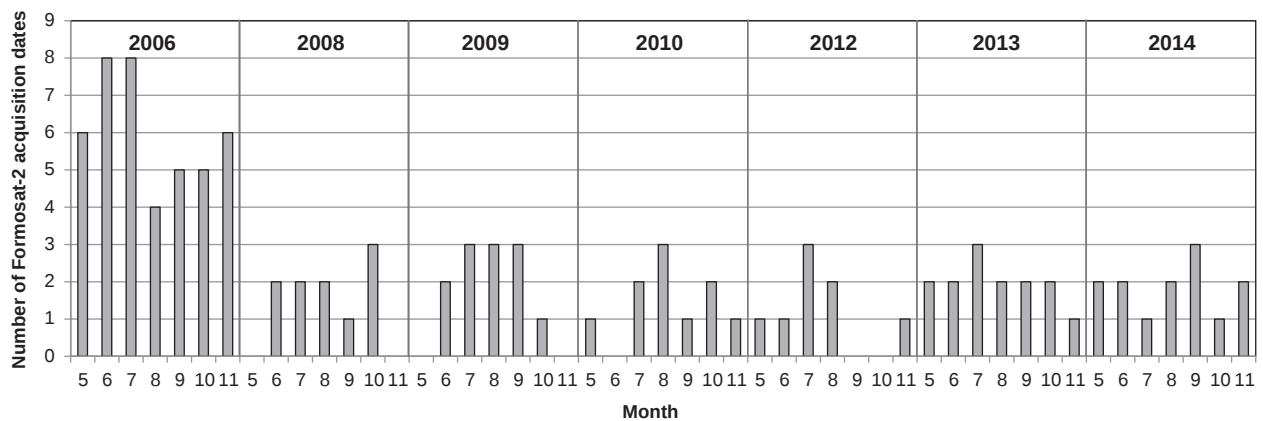
Sensor	Spatial resolution	Revisit interval	Spectral bands	Sensor footprint	Viewing angles
Formosat-2	8 m	Daily	Blue (450–520 nm), green (520–600 nm), red (630–690 nm), NIR (760–900 nm)	24 km ²	Constant
SPOT-4 (Take5 SudMiPy site)	20 m	5 days	Green (500–590 nm), red (610–680 nm), NIR (780–890 nm), SWIR (1580–1750 nm)	220 × 160 km	Constant
Landsat-8	30 m	16 days	Aerosol (433–453 nm), blue (450–515 nm), green (525–600 nm), red (630–680 nm), NIR (845–885 nm), SWIR-1 (1560–1660 nm), SWIR-2 (2100–2300 nm), cirrus (1360–1390 nm)	170 × 185 km	Constant
Deimos-1	22 m	3–4 days	Green (520–600 nm), red (630–690 nm), NIR (770–900 nm)	Up to 620 km ²	Variable

reflectance images corrected from topographic effects (sun and shade hillsides) with associated cloud masks. The absolute location accuracy is better than 0.4 pixels (Baillarin et al., 2008). All these processes provide essential corrections for time series studies. The quality of the correction and the weak impact of the sensor effects is illustrated in Fig. 6 by comparing the NDVI measured at close dates (time gap ≤ 2 days) for the different sensors over various crop fields (maize, sunflower, soybean, wheat etc.) during the growing period ($\text{NDVI} > 0.2$). Fig. 6 shows that close linear relationships are observed ($R = 0.97$ to 0.99 ; $\text{RRMSE} = 5.3$ to 10.9%) for each comparison, with higher similarities for the paired dates without time gap (*black symbols*).

2.4.3.2. Homogenized GAI time series from multi-sensors acquisitions. In the used crop model, the calibration is performed through the Green

Area Index (GAI, Baret et al., 2010). GAI is defined as the ratio between the photosynthetically active plant area, without organ distinction, per meter square ground. The seasonal dynamics of remotely sensed GAI were estimated with the BVNet tool (Biophysical Variables Neural Network) developed by Baret et al. (2007). BVNet enables the estimation of biophysical variables (GAI, FAPAR and FCOVER) from the inversion of the radiative transfer model PROSAIL (Baret et al., 1992) using artificial neural network. The BVNet tool uses the Green, Red and NIR spectral bands, and the SWIR band when available (see Table 2). It computes GAI taking into account for the spectral and directional characteristics (illumination and viewing angles) of the remote sensing data. This point is of major importance when combining different sensors. Here, the GAI were estimated using the Formosat-2, SPOT and Landsat-8 images and were evaluated with in situ GAI measurements (see Section 3.1).

(a)



(b)

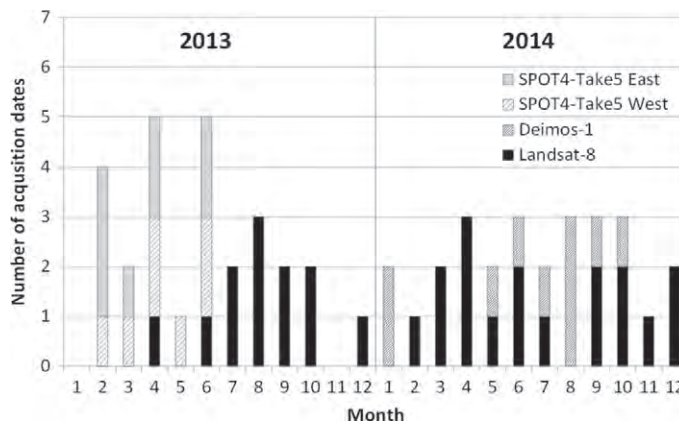


Fig. 5. Schedule of images acquisition (a) for Formosat-2 sensor and (b) for the other sensors used for regional validation. Only Formosat-2 images acquired during maize growing period (May to November) are displayed.

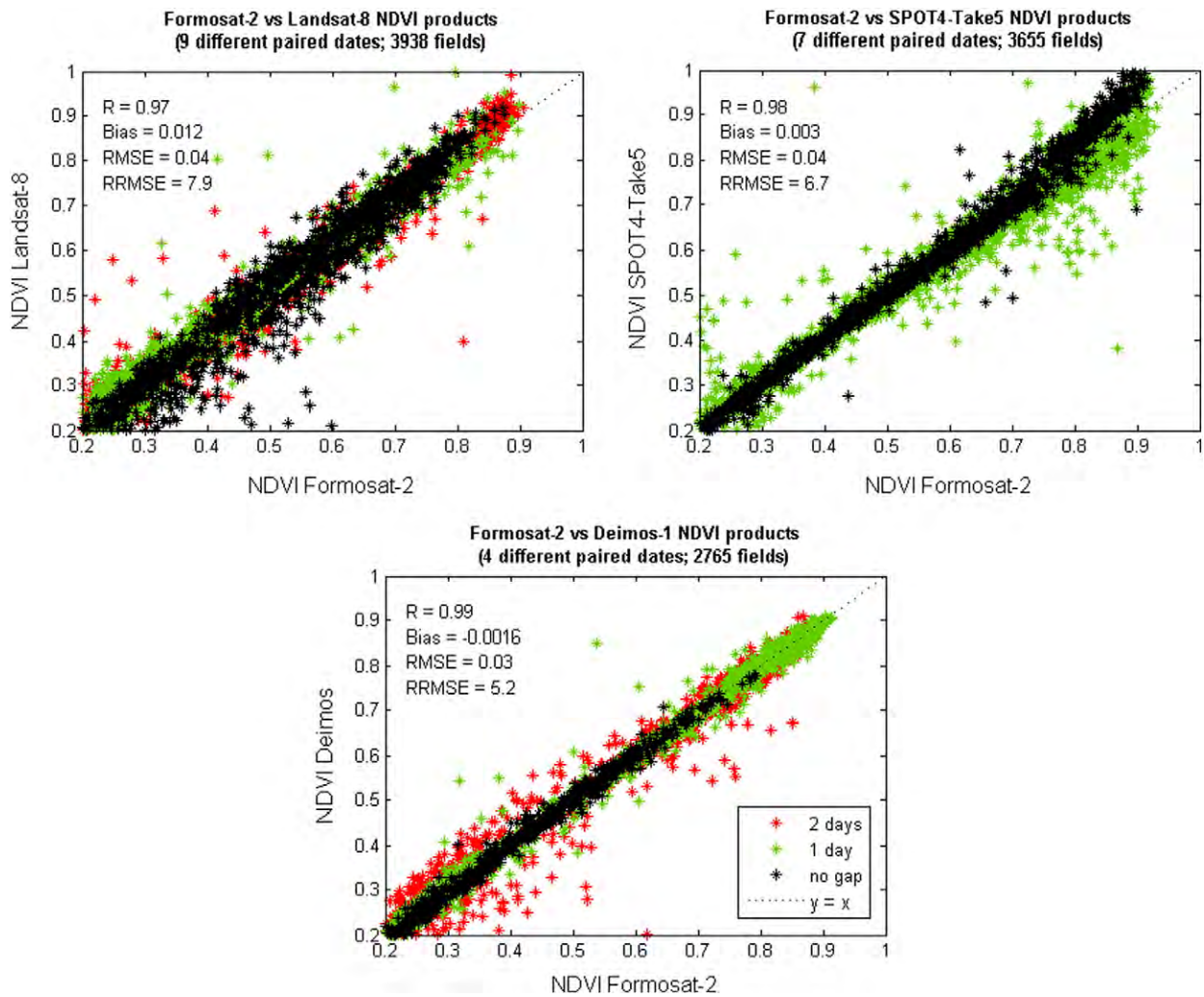


Fig. 6. Comparison of Formosat-2 NDVI products with those obtained with three other sensors used for the regional validation (Landsat-8, SPOT-4, Deimos-1).

2.4.4. GAI, biomass and yield datasets

Model evaluation was performed at two different scales: local and regional. At the local scale, we benefit from a large dataset of in situ aboveground biomass measurements and some yield measurements. At the regional scale (i.e. *thousands of hectares*), given that biomass estimation is seldom available, the evaluation was done on yields we retrieve from a large database provided by the French government that gives yield estimations per year and per department (i.e. *division of the territory according to administrative boundaries*).

SAFY model was run based on the GAI time series averaged over the pixels that encompassed the sampled areas (see Sections 2.4.4.2 and 2.4.4.3 for details). The model evaluation was performed using several statistical criteria including correlation coefficient (R), bias, Root Mean Square Error (RMSE) and Relative Root Mean Square Error (RRMSE).

2.4.4.1. GAI in situ measurements. In situ GAI measurements have been obtained in 2006, 2008 and 2013 on maize fields in the south west of France. The in situ GAI were estimated using Digital Hemispherical Photographs (DHP) processed with the CAN-EYE software (<https://www6.paca.inra.fr/can-eye>). CAN-EYE software provides GAI estimation called “effective GAI” (Demarez et al., 2008; Jonckheere et al., 2004; Weiss et al., 2004) that was used to evaluate the BVNet GAI estimations (for more details about protocols, see Claverie et al., 2012).

2.4.4.2. Biomass measurements. SAFY model biomass estimates were compared with in situ measurements. For this purpose, some intensive field campaigns had been carried out for seven years following an “elementary sampling unit” (ESU) protocol. The destructive measurements were performed within a 20 m sided square area located in a homogenous zone

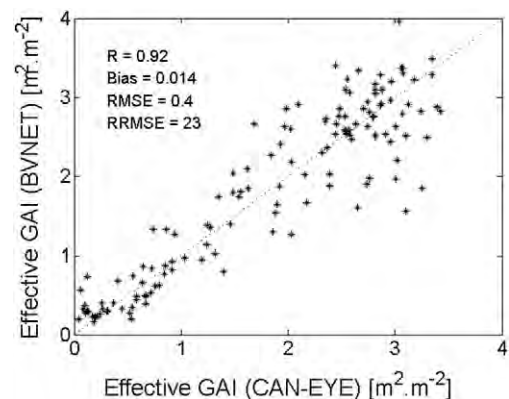


Fig. 7. Validation of effective GAI from BVNET tool (Formosat-2, SPOT and Landsat-8 images) using effective GAI estimated from Digital Hemispherical Photographies (DHP) for Maize crop.

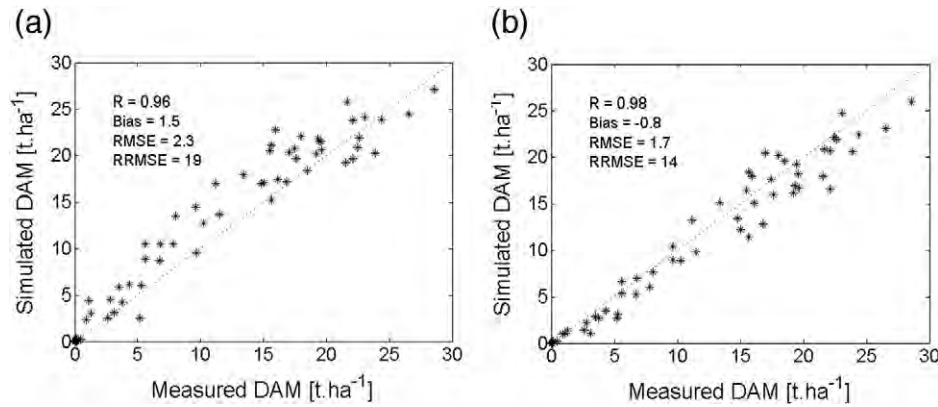


Fig. 8. Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with (a) the original version of SAFY model and (b) the new model version.

within the field. Five 2 m-transects (10–15 plants) were randomly collected within each ESU and dry weight after oven drying was measured. The ESUs' location was recorded with a GPS so they can be well located in the satellite images (for more details about protocols, see Claverie et al., 2012). Total aboveground biomass data (leaves, stems, cobs) were collected during seven growing seasons between 2006 and 2014. Depending on the year, there may be either a single or several biomass measurements performed per plot during the growing season. A total amount of 60 biomass measurements were available.

2.4.4.3. Yield measurements

2.4.4.3.1. Local scale. Part of yield estimations used to evaluate the SAFY model was performed manually over 11 ESU on irrigated maize fields during the 2013 and 2014 growing seasons. The fieldwork took place between October 2 and October 25 in order to be close to the harvest date. After the measurement of the final biomass, the grains are separated from the cobs and placed in an oven for 48 h. Final yield measurement of the ESU corresponds to the mean dry weight of the 5 transects. Yields were also measured over six fields using yield monitors in 2009 and 2010 and given by farmers (<http://www.agri-intranet.com/>).

2.4.4.3.2. Regional scale. The Annual Agreste Agricultural Statistics are collected by the regional institutes of the Ministry of Agriculture, Food and Forestry (www.agreste.agriculture.gouv.fr). Data by crop type and department are available each year for all the French territory. Maize plots were identified by means of the French cartographic field pattern registry (RPG for “Registre Parcellaire Graphique”). The RPG is a detailed land use database describing the cultivated fields (shape, limits, location, crop species, etc.). The Agency for Services and Payment (ASP) is in charge of its distribution every year under the framework of the Common Agricultural Policy (CAP).

Between 2007 and 2009, this database provided information on the presence of irrigation on the field. We thus took advantage of this

information, assuming that the maize plots of 2013 and 2014 that had already been irrigated during these three previous years are very likely to be irrigated again. The same assumption was made for non-irrigated maize fields. SAFY model was run over the 5874 selected fields and a mean yield value was calculated for each department, allowing the comparison with Agreste Statistics.

3. Results and discussion

3.1. Validation of effective GAI retrieved from BVNet tool

The comparison between DHP and BVNet effective GAI estimations (Fig. 7) reveals a good correlation ($R = 0.92$) and an $RRMSE = 23\%$; comparable to those found in the literature (Bsaibes et al., 2009; Duan et al., 2014; Liu et al., 2012; Berjón et al., 2013).

3.2. Model performances at local scale

3.2.1. Contribution of the new model version

The SAFY simulated biomass values were compared to 60 destructive dry aboveground biomass measurements performed over 25 ESU during different growth stages. The results show that the SAFY model, calibrated using remotely sensed GAI, is able to reproduce accurately the in situ biomass throughout the whole vegetative period ($R = 0.98$; $RRMSE = 14\%$) (Fig. 8b).

We also ran the model in its original version (i.e. version with a constant value of SLA and ELUE parameters). Results show an overestimation of biomass during growing period (Fig. 8a). Overall, we note that the new model formulation induces a reduction of the mean bias ($1.5 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ to $-0.8 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$), allowing us to conclude that it improves biomass estimates. A higher value of SLA at the beginning of the growth period provides better estimates of biomass a few days after the plant

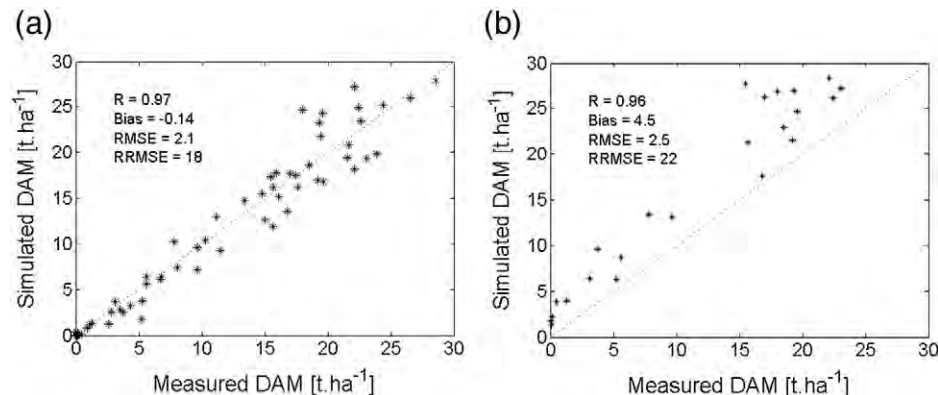


Fig. 9. Comparison of measured and simulated biomass (DAM) with a) double logistic function vs b) manual filter in case of lack of data at the time of emergence (May–June).

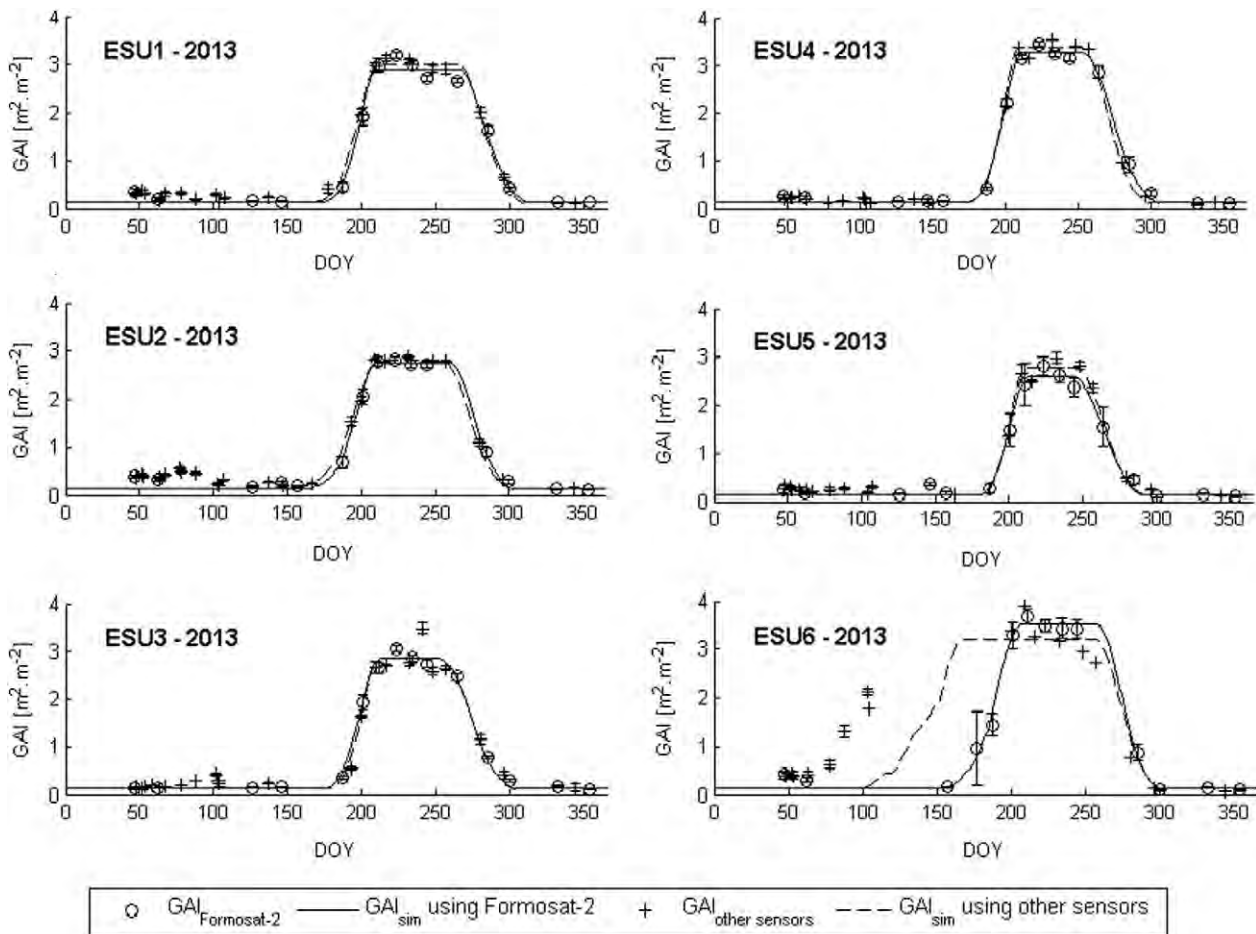


Fig. 10. GAI simulated by SAFY model (GAI_{sim}) while using different remotely-sensed GAI time series over the 2013 ESU dataset. Comparison of GAI from Formosat-2 and GAI from other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in year 2013). GAI time series are not shown for year 2014 given that results are similar to year 2013.

emergence. Meanwhile, an increase of ELUE provides good estimates of maximum biomass (Fig. 8b).

3.2.2. Relevance of the double logistic function

Determining correctly the emergence date is crucial for the biomass and yield estimations. To assess the relevance of the new methodology, we evaluated the biomass estimates obtained using the double logistic function (see Fig. 2), and those obtained without using it, such as in Claverie et al. (2012). The double logistic function is used to constrain the initial D_0 and S_{TT} values used in the SAFY model. In Claverie et al. (2012), the delimitation of growing period was done on remote sensing GAI time series that were not interpolated. The algorithm identified first the maximum of GAI and then seeks backward and forward to determine the starting and ending of the period (i.e. $L1$ and $L4$ points). Thus, when remote sensing data were missing, the $L1$ dates were determined at best with strong uncertainties or, in worst cases could not be determined at all.

Fig. 9 shows the biomass estimates obtained with the two methods when there is a lack of remote sensing data at the time of emergence, between the end of April and late June. Among the 25 ESU available for validation, only 10 were exploitable when using the manual filter, instead of all with the double logistic method. Results shows that the logistic function leads to more accurate biomass estimates ($R = 0.97$; $RRMSE = 18\%$) than the manual filter ($R = 0.96$; $RRMSE = 22\%$), which means that the interpolation remains very effective in the case of lack of data.

Finally, as the manual filter method is not automatic (i.e. based on a window determined by the user), it also needs to be adapted manually for

each studied crop. With the double logistic method, the process is straightforward.

3.2.3. Impact of multi-sensors approach on biomass estimates

We performed a comparison of DAM estimates using the different sensors. Only the 11 ESU of 2013 and 2014 field campaigns have been used since this is the only dataset for which all sensors were available.

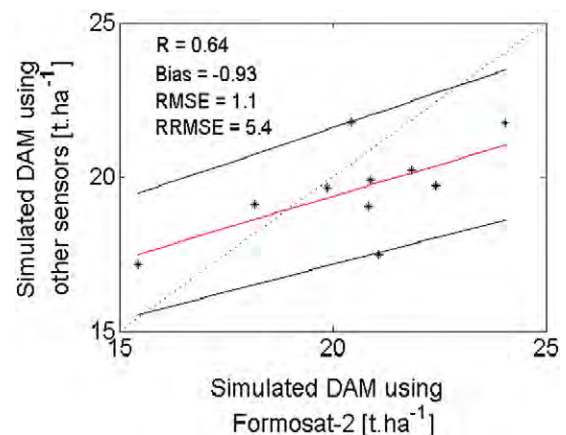


Fig. 11. Comparison of simulated DAM using Formosat-2 remotely-sensed GAI time series or using the other sensors (Landsat-8 and SPOT-4 in 2013 and Landsat-8 and Deimos-1 in 2014). ESU number 12 of year 2013 is not plotted. The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.

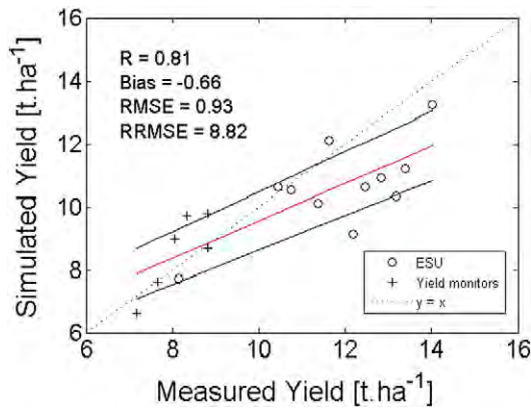


Fig. 12. Comparison of measured and simulated yield for the ESU (2013 and 2014 datasets) and yield monitors (2009 and 2010 datasets). The regression line is shown in red and the confidence interval at 95% in black.

First, SAFY model was run using Formosat-2 time series. Second, the model was run using the same combination of sensors as the one used for the regional validation. In year 2013, Landsat-8 was thus combined with SPOT4-Take5 and in year 2014, Landsat-8 was combined with Deimos-1.

Only the ESU number 12 in year 2013 shows a greater discrepancy, due to the small samples of remote sensing data because of cloud cover (Fig. 10). Apart from this particular case, results highlight that final DAM is weakly impacted by the choice of remotely-sensed GAI time series used ($R = 0.64$; $RRMSE = 5.4\%$) (Fig. 11). Moreover, we can see that GAI time series are relatively smooth even if we combined sensors. It also highlights that the standard deviation of GAI is weakly affected by the type of sensor. This confirms the performance of the whole

processing chain, including several images corrections (geometric, atmospheric) and the application of BVNet tool to extract GAI. The current results show that the time sampling (frequency of revisit) is of more importance than the choice of sensors. In this study we used Sentinel-2 like SPOT4-Take5 images. These images have the same time revisit as Sentinel-2 but conserve the same spectral sampling as SPOT-4. So the impact of spectral sampling may be different with the use of actual Sentinel-2 images as this mission has 13 spectral bands with an optimized sampling for the vegetation red edge.

3.2.4. Yield estimates at local scale

Manual (ESU) yields and yield monitor measurements were compared to simulated ones (Fig. 12). Results reveal a global underestimation of the model essentially due to an underestimation of the ESU yields. This is because the yield values estimated manually over small areas generally overestimate the actual value of the whole field because they do not take into account the loss due to the tractor's wheels during the harvest. A regression was performed between the maximum DAM and yield measurements for the 11 ESU dataset, leading to a harvest index (HI) value equals to 0.54. This value is higher than those usually found in the literature (Katerji et al., 2013; Paredes et al., 2014b; Tollenaar and Lee, 2002). Thus as manual field measurements seem not to be representative of the whole field, we decided to use an HI given by FAO equal to 0.5 for the regional validation. This value seems more suitable for the model application over large areas.

3.3. Model performances at regional scale

We applied SAFY model over 5874 fields extracted from the RPG database. Results are sorted following two criterions. Fields showing a RMSE value (between simulated GAI and satellite-derived GAI) above 0.4 and less than three satellite acquisitions are removed. After this filtering, 2584 fields are kept for validation for 2013 and 1981 for 2014.

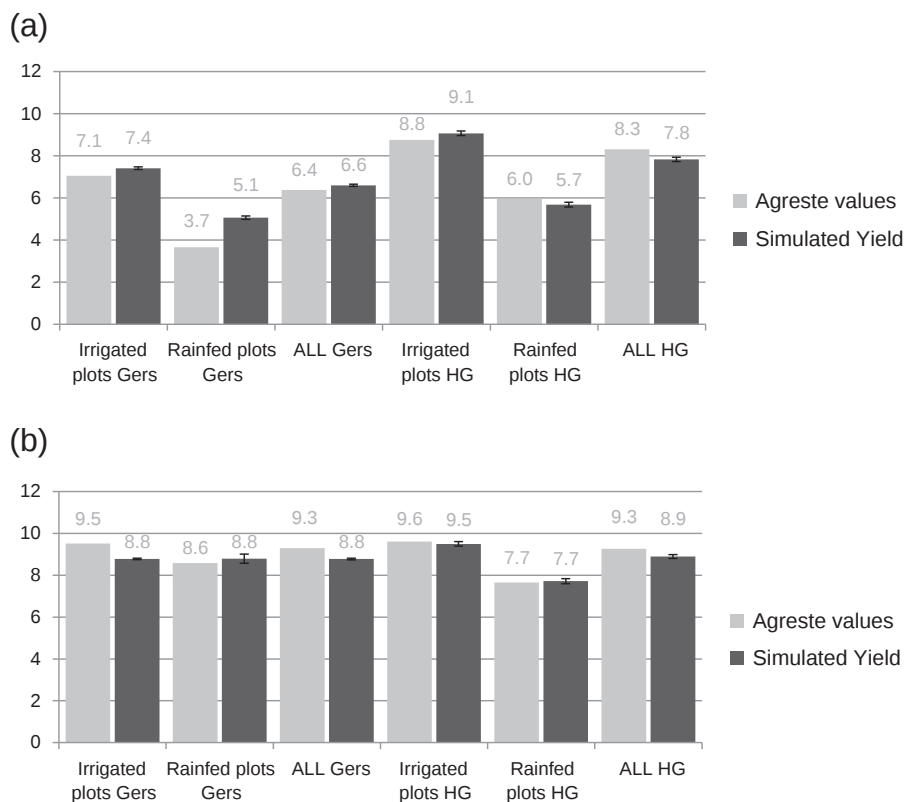


Fig. 13. Comparison of simulated yield and Agreste values [$t \cdot ha^{-1}$] for the Gers and Haute-Garonne departments with the distinction of irrigated and rainfed plots in (a) 2013 and (b) 2014. Standard errors associated to simulated values are reported.

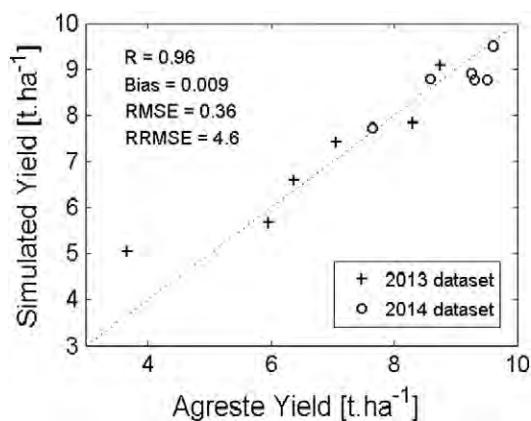


Fig. 14. Comparison of Simulated yield and Agreste values [$\text{t} \cdot \text{ha}^{-1}$] for the two departments in 2013 and 2014.

This represents about 85% and 70% of the original fields number and around 8600 ha.

The comparison between SAFY model outputs and Agreste Annual Yield Statistics shows a very good adequacy ($R = 0.96$; $\text{RRMSE} = 4.6\%$; Figs. 13 and 14). The maps presented in Fig. 15 show the simulated yield values of maize fields and their location. It highlights the correlation between maize type (rainfed or irrigated) and simulated yield, with a lower value for rainfed fields. As presented in Fig. 13, comparison between the two maps reveals that the yield is generally higher in year 2014 than in year 2013, due to weather conditions that are more appropriate for maize growth.

The largest difference between simulated and Agreste value was observed for the rainfed fields of the Gers department in 2013 ($+1.4 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$). The year 2013 was not typical as rainy and cold spring led to a shift of about one month in the sowing dates. After an early summer with favorable weather conditions (i.e. *high temperatures and reduced rainfall*) allowing good leaf production (equivalent for irrigated and rainfed fields), an important drought phase occurred in August.

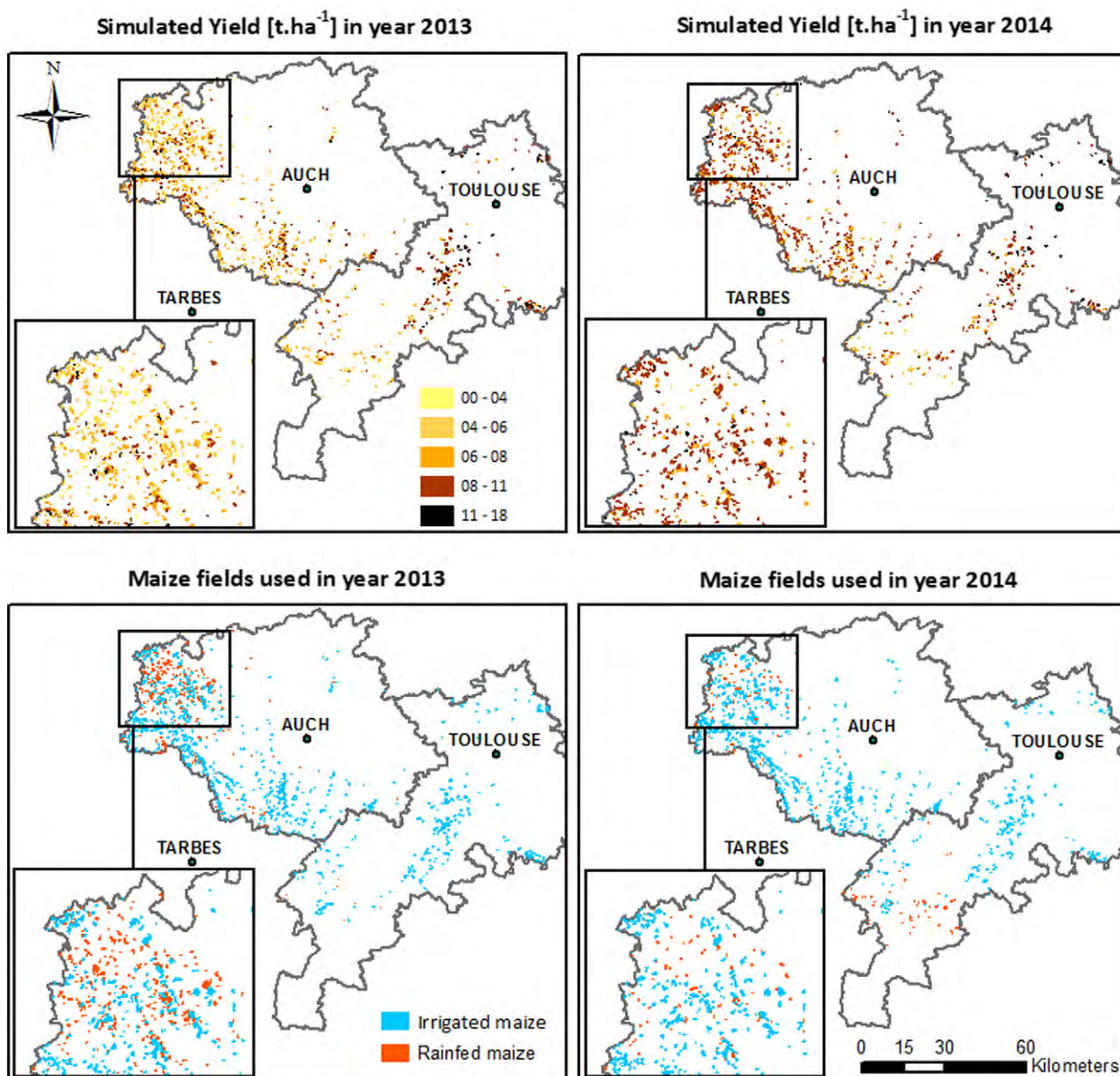


Fig. 15. Spatial map of maize yield obtained with the SAFY model in 2013 and 2014 and location of rainfed and irrigated fields over the study area.

This led to a particularly low production for this year comparing to the production of 2014 which was a good year in terms of yield for maize crop. Looking at Agreste statistics, the Gers department seems more affected than the Haute-Garonne department, which has a milder climate. Considering the important amount of water stress in Gers department during 2013, the chosen harvest index ($HI = 0.5$) may explain some part of the error found for rainfed fields. In addition to the use of the same HI for all fields, the chosen value might be more suitable for non-stressed maize. The water stress can either enhance or reduce HI value depending on stress timing and severity (Hsiao et al., 2009). Some models that consider optimal HI also applied a stress factor for the yield calculation (e.g. AqYield (Constantin et al., 2015)). Some other models directly take into account the impact of water stress for the calculation of biomass and they require the soil water content (e.g. AquaCrop (Steduto et al., 2009), WOFOST (Supit et al., 1994), CERES-Maize (Dyke et al., 1986)). In the SAFY model, we consider that water stress impact is taken into account in the GAI and $ELUE$ dynamics. However, the results suggest that this may not be enough in cases of high water scarcity. The use of SAFY-WB model (Duchemin et al., 2015) – a coupling of SAFY with a water balance model adapted from the FAO-56 method (Allen et al., 1998; Allen, 2000) – may be needed.

Other factors that influence the biomass production such as diseases or nitrogen deficit could also explain the reduction of the production, whereas the leaves growth have not been impacted. In this kind of situations, the satellite-derived GAI time series might be insufficient to detect a problem of biomass production. All these factors may explain part of the error found for the rainfed fields in Gers in 2013. Overall, we can conclude that proposed approach leads to very good results for these two contrasted years (year 2013: $R = 0.94$; $RRMSE = 6.6\%$ and year 2014 $R = 0.88$; $RRMSE = 2.8\%$), with a good retrieval of the inter-annual and intra-annual variability.

Results showed that the use of a single HI equal to 0.5 for all maize fields leads to satisfactory yield estimates over large areas. This approach may be less suitable for an application at a local scale given that the HI varies with variety, water stress, nitrogen deficit or diseases. At local scale, process-based models such as CERES-Maize (Dyke et al., 1986) or STICS (Brisson et al., 2003) may be more adapted. However, the good results obtained on yield estimations at regional scale ($R = 0.96$; $RRMSE = 4.6\%$) reveal that the use of remotely sensed GAI combined with the SAFY model is well designed for spatialization purposes.

4. Conclusion

One main objective in this study was to provide reliable estimations of biomass and yield of maize crop over large areas. For that we used a simple agro-meteorological model (SAFY) combined with high spatial and temporal remote sensing data. Our objective was to develop a generic method for model calibration that took advantage of high spatial and temporal remote sensing data without the need of in situ GAI, biomass or yield measurements.

The model was evaluated with biomass at local scale and yield estimates at both local and regional scales. The model was improved by introducing two new equations allowing seasonal variation of the SLA and the $ELUE$ parameters. The new version allowed to better simulate the biomass ($R = 0.98$; $RRMSE = 14\%$) during the whole plant cycle compared to the previous version (Claverie et al., 2012). However, such results should be confirmed with other years and under various crop practices.

At the regional scale, an overall very good agreement between model and yield statistics was found. Despite a slight overestimation for rainfed maize of Gers department in 2013, results were quite good for both irrigated ($R = 0.92$; $RRMSE = 3.5\%$) and rainfed fields ($R = 0.95$; $RRMSE = 7\%$). Such results revealed that the GAI appears to be a good indicator for estimating valuable yield for irrigated maize over large areas. It is especially interesting as GAI could be estimated directly from remote sensing data over large areas without requiring information of soil

water content. The SAFY model, which does not simulate soil water content, shows very satisfactory results while remaining relatively simple to use for spatialization. For rainfed fields that could be impacted by high level of water stress, the use of a soil component that takes into account soil water availability could be needed. This will be investigated in future works. Finally, the use of a double logistic function to interpolate GAI time series improves the robustness of the biomass and yield estimates when the time sampling of remote sensing data is decreased.

This study demonstrates the great potential of high spatial and temporal resolution remote sensing data. SPOT4-Take5 data using the same temporal sampling as Sentinel-2 mission were used. The study highlights the importance of temporal sampling using multi-sensor data. Nevertheless, the impact of the spectral sampling of Sentinel-2 was not possible in this study and remains to be investigated. The methodology developed here can be considered as generic enough to be applied to Sentinel-2 images and to other crops over large areas.

Acknowledgments

This work is part of the MAISEO project (four years FUI program, 2012–2016 financed by FEDER and BPI France). It was supported by the University of Toulouse (UPS), the Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), the Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) and the Regional Spatial Observatory (OSR). We are grateful to Météo France and specially François Besson and Sébastien Prats for the supply of SAFRAN meteorological data covering the study area. We also thank Agri-Intranet and Gérard Dedieu for the supply of the yield monitor data. Special thanks to the CESBIO team: Bernard Marciel for the data processing of DHP useful for the validation of BVNET tool; Tiphaine Tallec, Nicole Ferroni, Jean-François Dejoux, Alexandre D'Abzac, Olivia Mas Erauso and all other persons who participated in the collection of field data.

References

- Allen, R.G., 2000. Using the FAO-56 dual crop coefficient method over an irrigated region as part of an evapotranspiration intercomparison study. *J. Hydrol.* 229 (1–2), 27–41. [http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00194-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00194-8).
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M., 1998. *Crop Evapotranspiration-Guidelines for Computing Crop Water Requirements-FAO Irrigation and Drainage Paper 56*. FAO, Rome (333 pp).
- Amos, B., Walters, D.T., 2006. Maize root biomass and net rhizodeposited carbon. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70 (5), 1489–1503. <http://dx.doi.org/10.2136/sssaj2005.0216>.
- Baillarin, S., Gigord, P., Hagolle, O., 2008. Automatic registration of optical images, a stake for future missions: application to ortho-rectification, time series and mosaic products. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* vol. 2. IEEE, pp. 928–931 Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4779194.
- Baret, F., Jacquemoud, S., Guyot, G., Leprieux, C., 1992. Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands. *Remote Sens. Environ.* 41 (2–3), 133–142. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90073-S](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(92)90073-S).
- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., ... Leroy, M., 2007. LAI, FAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: part 1. Principles of the algorithm. *Remote Sens. Environ.* 110 (3), 275–286. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.018>.
- 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° zenith angle: theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agric. For. Meteorol.* 150 (11), 1393–1401. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.04.011>.
- Berjón, A.J., Cachorro, V.E., Zarco-Tejada, P.J., de Frutos, A., 2013. Retrieval of biophysical vegetation parameters using simultaneous inversion of high resolution remote sensing imagery constrained by a vegetation index. *Precis. Agric.* 14 (5), 541–557. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-013-9315-8>.
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., ... Sinoquet, H., 2003. An overview of the crop model STICS. *Eur. J. Agron.* 18 (3–4), 309–332. [http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301\(02\)00110-7](http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301(02)00110-7).
- Bsaibes, A., Courault, D., Baret, F., Weiss, M., Olioso, A., Jacob, F., ... Kzemipour, F., 2009. Albedo and LAI estimates from FORMOSAT-2 data for crop monitoring. *Remote Sens. Environ.* 113 (4), 716–729. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.014>.
- Casadebaig, P., Guillion, L., Lecoq, J., Christophe, A., Champollier, L., Debaeke, P., 2011. SUNFLO, a model to simulate genotype-specific performance of the sunflower crop in contrasting environments. *Agric. For. Meteorol.* 151 (2), 163–178. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.09.012>.

- Cavero, J., Farre, I., Debaeke, P., Faci, J.M., 2000. Simulation of maize yield under water stress with the EPICphase and CROPWAT models. *Agron. J.* 92 (4), 679–690. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2000.924679x>.
- Chern, J.-S., Wu, A.-M., Lin, S.-F., 2006. Lesson learned from FORMOSAT-2 mission operations. Space for Inspiration of Humankind, Selected Proceedings of the 56th International Astronautical Federation Congress, Fukuoka, Japan, 17–21 October 2005 59 (1–5), 344–350. <http://dx.doi.org/10.1016/j.actaastro.2006.02.008>.
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais Sicre, C., ... Dedieu, G., 2012. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 124, 844–857. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.005>.
- Claverie, M., Vermote, E.F., Weiss, M., Baret, F., Hagolle, O., Demarez, V., 2013. Validation of coarse spatial resolution LAI and FAPAR time series over cropland in southwest France. *Remote Sens. Environ.* 139, 216–230. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.027>.
- Constantin, J., Willaume, M., Murgue, C., Lacroix, B., Therond, O., 2015. The soil-crop models STICS and AqYield predict yield and soil water content for irrigated crops equally well with limited data. *Agric. For. Meteorol.* 206, 55–68. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.02.011>.
- Courault, D., Bsaibes, A., Kpemlie, E., Hadria, R., Hagolle, O., Marloie, O., ... Desfonds, V., 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. <http://dx.doi.org/10.3390/s8053460>.
- Danalatos, N.G., Kosmas, C.S., Driessen, P.M., Yassoglou, N., 1994. The change in the specific leaf area of maize grown under Mediterranean conditions. *Agron. Sustain. Dev.* 14 (7), 433–443. <http://dx.doi.org/10.1051/agro:19940702>.
- Demarez, V., Duthoit, S., Baret, F., Weiss, M., Dedieu, G., 2008. Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs. *Agric. For. Meteorol.* 148 (4), 644–655. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.11.015>.
- Dong, J., Kaufmann, R.K., Myneni, R.B., Tucker, C.J., Kauppi, P.E., Liski, J., ... Hughes, M.K., 2003. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sens. Environ.* 84 (3), 393–410. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00130-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00130-X).
- Drouet, J.-L., Pagès, L., 2003. GRAAL: a model of Growth, Architecture and carbon Allocation during the vegetative phase of the whole maize plant: model description and parameterisation. *Ecol. Model.* 165 (2–3), 147–173. [http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800\(03\)00072-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800(03)00072-3).
- Duan, S.-B., Li, Z.-L., Wu, H., Tang, B.-H., Ma, L., Zhao, E., Li, C., 2014. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 12–20. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.007>.
- 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. *Environ. Model. Softw.* 23 (7), 876–892. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2007.10.003>.
- Duchemin, B., Fieuzal, R., Rivera, M.A., Ezzahar, J., Jarlan, L., Rodriguez, J.C., ... Watts, C., 2015. Impact of sowing date on yield and water use efficiency of wheat analyzed through spatial modeling and Formosat-2 images. *Remote Sens.* 7 (5), 5951–5979. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70505951>.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., Martin, E., 1993. A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Ann. Glaciol.* 18, 65–71.
- Dyke, P.T., Kiniry, J.R., Jones, C.A., 1986. CERES-Maize: A Simulation Model of Maize Growth and Development. Texas A&M University Press, College Station Retrieved from <http://catalog.hathitrust.org/Record/000810137>.
- Faivre, R., Leenhardt, D., Voltz, M., Benoît, M., Papy, F., Dedieu, G., Wallach, D., 2004. Spatialising crop models. *Agron. Sustain. Dev.* 24 (4), 205–217. <http://dx.doi.org/10.1051/agro:2004016>.
- Ferrant, S., Gascoin, S., Veloso, A., Salmon-Monviola, J., Claverie, M., Rivalland, V., ... Bustillo, V., 2014. Agro-hydrology and multi-temporal high-resolution remote sensing: toward an explicit spatial processes calibration. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 18 (12), 5219–5237. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-18-5219-2014>.
- Fieuzal, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Zribi, M., Baup, F., Merlin, O., ... Garatuza-Payan, J., 2011. Combined use of optical and radar satellite data for the monitoring of irrigation and soil moisture of wheat crops. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 15 (4), 1117–1129. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-15-1117-2011>.
- Hadria, R., Duchemin, B., Baup, F., Le Toan, T., Bouvet, A., Dedieu, G., Le Page, M., 2009. Combined use of optical and radar satellite data for the detection of tillage and irrigation operations: case study in Central Morocco. *Agric. Water Manag.* 96 (7), 1120–1127. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2009.02.010>.
- Hadria, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Dedieu, G., Baup, F., Khabba, S., Olioso, A., Le Toan, T., 2010. Potentiality of optical and radar satellite data at high spatio-temporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in Morocco. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 12 (1), S32–S37. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2009.09.003>.
- 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: Data Assimilation Special Issue* 112 (4), 1689–1701. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.08.016>.
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D.V., Dedieu, G., 2010. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VENUS, LANDSAT and SENTINEL-2 images. *Remote Sens. Environ.* 114 (8), 1747–1755. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.03.002>.
- Hagolle, O., Huc, M., Villa Pascual, D., Dedieu, G., 2015. A multi-temporal and multi-spectral method to estimate aerosol optical thickness over land, for the atmospheric correction of Formosat-2, Landsat, VENUS and Sentinel-2 images. *Remote Sens.* 7 (3), 2668–2691. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70302668>.
- Hsiao, T.C., Heng, L., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., Fereres, E., 2009. AquaCrop - the FAO crop model to simulate yield response to water: III. Parameterization and testing for maize. *Agron. J.* 101 (3), 448–459. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2008.0218s>.
- Jamieson, P.D., Semenov, M.A., Brooking, I.R., Francis, G.S., 1998. Sirius: a mechanistic model of wheat response to environmental variation. *Eur. J. Agron.* 8 (3–4), 161–179. [http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301\(98\)00020-3](http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301(98)00020-3).
- Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., Baret, F., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agric. For. Meteorol.* 121 (1–2), 19–35. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.08.027>.
- Katerji, N., Campi, P., Mastrorilli, M., 2013. Productivity, evapotranspiration, and water use efficiency of corn and tomato crops simulated by AquaCrop under contrasting water stress conditions in the Mediterranean region. *Agric. Water Manag.* 130, 14–26. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2013.08.005>.
- van Keulen, H., Seligman, N.G., 1987. Simulation of Water Use, Nitrogen Nutrition and Growth of a Spring Wheat Crop. *Pudoc*.
- Kiniry, J.R., Bean, B., Xie, Y., Chen, P., 2004. Maize yield potential: critical processes and simulation modeling in a high-yielding environment. *Agric. Syst.* 82 (1), 45–56. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agry.2003.11.006>.
- van Laar, H.H., Goudriaan, J., van Keulen, H., 1992. Simulation of Crop Growth for Potential and Water - Limited Production Situations: As Applied to Spring Wheat (p. 72 pp) Wageningen, CABO-DLO Retrieved from <http://edepot.wur.nl/359573>.
- 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 J. Optim.* 9 (1), 112–147. <http://dx.doi.org/10.1137/S1052623496303470>.
- Li, Y., Zhou, Q., Zhou, J., Zhang, G., Chen, C., Wang, J., 2014. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions. *Ecol. Model.* 291, 15–27. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2014.07.013>.
- Liu, J., Pattey, E., Miller, J.R., McNairn, H., Smith, A., Hu, B., 2010. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sens. Environ.* 114 (6), 1167–1177. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.004>.
- Liu, J., Pattey, E., Jégo, G., 2012. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. *Remote Sens. Environ.* 123, 347–358. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.002>.
- 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. *Agric. Ecosyst. Environ.* 94 (2), 205–220. [http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8809\(02\)00021-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8809(02)00021-X).
- Maas, S.J., 1993. Parameterized model of gramineous crop growth: I. Leaf area and dry mass simulation. *Agron. J.* 85 (2), 348–353. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj1993.00021962008500020034x>.
- Mailhol, J.C., Olufayo, A.A., Ruelle, P., 1997. Sorghum and sunflower evapotranspiration and yield from simulated leaf area index. *Agric. Water Manag.* 35 (1–2), 167–182. [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-3774\(97\)00029-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-3774(97)00029-2).
- Monsi, M., Saeki, T., 2005. On the factor light in plant communities and its importance for matter production. *Ann. Bot.* 95 (3), 549–567. <http://dx.doi.org/10.1093/aob/mci052>.
- Monteith, J.L., 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *The Journal of Applied Ecology* 9 (3), 747–766. <http://dx.doi.org/10.2307/2401901>.
- Moulin, S., Bondeau, A., Delecote, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *Int. J. Remote Sens.* 19 (6), 1021–1036. <http://dx.doi.org/10.1080/014311698215586>.
- Nana, E., Corbari, C., Bocchiola, D., 2014. A model for crop yield and water footprint assessment: study of maize in the Po valley. *Agric. Syst.* 127, 139–149. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agry.2014.03.006>.
- Padilla, F.L.M., Maas, S.J., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Rajan, N., Gavilán, P., Domínguez, J., 2012. Monitoring regional wheat yield in Southern Spain using the GRAMI model and satellite imagery. *Field Crop Res.* 130, 145–154. <http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2012.02.025>.
- Paredes, P., de Melo-Abreu, J.P., Alves, I., Pereira, L.S., 2014a. Assessing the performance of the FAO AquaCrop model to estimate maize yields and water use under full and deficit irrigation with focus on model parameterization. *Agric. Water Manag.* 144, 81–97. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2014.06.002>.
- Paredes, P., Rodrigues, G.C., Alves, I., Pereira, L.S., 2014b. Partitioning evapotranspiration, yield prediction and economic returns of maize under various irrigation management strategies. *Agric. Water Manag.* 135, 27–39. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2013.12.010>.
- Pinter, P.J., Hatfield, J.L., Schepers, J.S., Barnes, E.M., Moran, M.S., Daughtry, C.S.T., Upchurch, D., 2003. Remote sensing for crop management. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 69 (6), 647–664.
- Porter, J.R., 1993. AFRICWHEAT2: a model of the growth and development of wheat incorporating responses to water and nitrogen. *Eur. J. Agron.* 2 (2), 69–82. [http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301\(14\)80136-6](http://dx.doi.org/10.1016/S1161-0301(14)80136-6).
- Sibley, A.M., Grassini, P., Thomas, N.E., Cassman, K.G., Lobell, D.B., 2014. Testing remote sensing approaches for assessing yield variability among maize fields. *Agron. J.* 106 (1), 24. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2013.0314>.
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Raes, D., Fereres, E., 2009. AquaCrop - the FAO crop model to simulate yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101 (3), 426–437. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2008.0139s>.
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Fereres, E., Raes, D., 2012. *Crop Yield Response to Water - FAO Irrigation and Drainage Paper 66*. FAO, Rome (505 pp).
- Supit, I., Hooijer, A.A., van Diepen, C.A., 1994. System Description of the Wofost 6.0 Crop Simulation Model Implemented in CGMS. Joint Research Centre; European Commission.
- Tollenaar, M., Lee, E.A., 2002. Yield potential, yield stability and stress tolerance in maize. *Field Crop Res.* 75 (2–3), 161–169. [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4290\(02\)00024-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4290(02)00024-2).
- Tucker, C.J., Sellers, P.J., 1986. Satellite remote sensing of primary production. *Int. J. Remote Sens.* 7 (11), 1395–1416. <http://dx.doi.org/10.1080/01431168608948944>.

- Tucker, C.J., Vanpraet, C., Boerwinkel, E., Gaston, A., 1983. Satellite remote sensing of total dry matter production in the Senegalese Sahel. *Remote Sens. Environ.* 13 (6), 461–474. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(83\)90053-6](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(83)90053-6).
- Ugray, Z., Lasdon, L., Plummer, J., Glover, F., Kelly, J., Martí, R., 2007. Scatter search and local NLP solvers: a multistart framework for global optimization. *INFORMS J. Comput.* 19 (3), 328–340.
- Varlet-Grancher, C., Bonhomme, R., Chartier, M., Artis, P., 1982. Efficience de la conversion de l'énergie solaire par un couvert vegetal. *Acta Oecologica Oecologia Plantarum* 3 (1), 3–26.
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., Soubeyroux, J.-M., 2010. A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *Int. J. Climatol.* 30 (11), 1627–1644. <http://dx.doi.org/10.1002/joc.2003>.
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I., Coppin, P., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agric. For. Meteorol.* 121 (1), 37–53.
- Wessels, K.J., Prince, S.D., Zambatis, N., MacFadyen, S., Frost, P.E., Van Zyl, D., 2006. Relationship between herbaceous biomass and 1-km² Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) NDVI in Kruger National Park, South Africa. *Int. J. Remote Sens.* 27 (5), 951–973. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500169098>.
- Wit, C.T.D., Brouwer, R., Vries, F.W.T.P.D., 1970. The simulation of photosynthetic systems. Presented at the Prediction and measurement of photosynthetic productivity. Proceedings of the IBP/PP Technical Meeting, Třeboň, [Czechoslovakia], 14–21 September, 1969, Wageningen, Netherlands. PUDO, pp. 47–70.