



HAL
open science

Fonctionnement hydrique des cultures à l'échelle du territoire

Valérie Demarez

► **To cite this version:**

Valérie Demarez. Fonctionnement hydrique des cultures à l'échelle du territoire. Interfaces continentales, environnement. UT3: Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2018. tel-03818000

HAL Id: tel-03818000

<https://hal.science/tel-03818000>

Submitted on 17 Oct 2022

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



Université
de Toulouse

Université Toulouse III – Paul Sabatier

**Ecole doctorale Sciences de l'Univers, de l'Environnement
et de l'Espace**

Mémoire présenté par

Valérie DEMAREZ

En vue de l'obtention du diplôme
d'Habilitation à Diriger des Recherches

**FONCTIONNEMENT HYDRIQUE DES CULTURES A L'ECHELLE DU
TERRITOIRE**

Soutenu le 25 janvier 2018

au Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère devant le jury composé de :

J.P. Gastellu-Etchegorry	Professeur à l'UPS, CESBIO	Président
S. Jacquemoud	Professeur à l'université Paris Diderot, IPG	Rapporteur
A. Bégué	Directrice de recherche, TETIS	Rapporteuse
N. Viovy	Directeur de recherche au CEA	Rapporteur
I. Cousin	Directrice de recherche à l'INRA, Science du sol	Examinatrice

TABLE DES MATIERES

TABLE DES MATIERES	3
CURRICULUM VITAE	5
INTRODUCTION	17
Contexte politique et scientifique	17
Le projet MAISEO	20
Modélisation du fonctionnement hydrique des cultures	22
Stratégie de spatialisation	24
Chapitre I : LAI des cultures par photographies hémisphériques	29
1. Définitions : LAI, GLAI, PAI, GPAI, GAI	30
2. Outils et méthodes	33
2.1 Pourquoi les photographies hémisphériques ?	33
2.2 Pourquoi CAN-EYE ?	33
2.3 Principe du logiciel CAN-EYE	34
2.4 Protocole de mesure	35
3. Principaux résultats	36
4. Analyse	38
4.1. Effets liés au protocole d'acquisition	38
4.2. Effets liés à la méthode de classification	42
4.3. Effet lié à la loi de Poisson	44
5. Conclusions et perspectives	45
Chapitre II : GAI, FAPAR et FCover spatialisés	49
1. Définitions : FAPAR et FCover	50
1.1 FAPAR	50
1.2 FCover	51
2. Approches empirique et MTR	51
2.1 Approche empirique	51
2.2 Approche MTR	52
3. Traitements des images	53
4. Méthode d'évaluation	55
4.1 Echantillonnage spatial	55
4.2. Approche empirique	55
4.3 Approche MTR	56

5. Résultats	56
5.1 Evaluation de la méthode empirique : NDVI	56
5.2 Evaluation de la méthode MTR	59
6. Discussion	61
7. Conclusion et perspectives.....	62
Chapitre III : Estimation spatialisée des besoins et des consommations en eau du maïs irrigué	65
1. Le modèle SAFYE	66
2. Zone d'étude et données	66
2.1. Zone d'étude	66
2.2. Parcelle expérimentale CESBIO	67
2.3. Parcelles et périmètres irrigués CACG.....	68
3. Méthode de calibration.....	71
3.1 Calibration des paramètres de SAFY	71
3.2 Calibration des paramètres de SAFYE	72
4. Evaluation des besoins et consommations en eau simulés par SAFYE	72
4.1. Parcelle expérimentale.....	72
4.2. Parcelles de la CACG.....	76
5. Bilan d'erreur.....	78
5.1 Méthode.....	78
5.2 Résultats et Analyse	79
6. Conclusion	84
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	87
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	91
LISTES DES FIGURES ET TABLES	103
ANNEXE I : Demarez et al (2008).....	107
ANNEXE II : Battude et al (2017)	109
ANNEXE III : FAO et modèle SAFYE.....	111
ANNEXE IV : $K_{cb_{sat}}$ et $K_{cb_{ref}}$	121
ANNEXE V : METEO SAFRAN et STATION	122
ANNEXE VI : Analyse de sensibilité β et E_{trp}	124
ANNEXE VII : ET _{ca} simulées avec différentes modalités.....	126
ANNEXE VIII : Profils GAI_{SAFY} , GAI_{sat} et GAI_{sat} corrigés	128
ANNEXE IX : Profils GAI bruités	130

CURRICULUM VITAE

Nom Patronymique : **DEMAREZ**

Prénom : **Valérie**

Grade : Maître de Conférences – Classe Normale, Echelon 6

Etablissement : Université Paul Sabatier (UPS)- Toulouse III

Date de naissance : 30 juillet 1970

Section CNU : 67

Laboratoire d'affectation : Centre d'Etudes spatiales de la Biosphère (CESBIO)- UMR UPS-
CNRS-CNES-IRD- 18 av. Edouard Belin-31401 Toulouse Cedex 9

PARCOURS UNIVERSITAIRE

Depuis Septembre 1999 : Maître de Conférences Université Paul Sabatier (CESBIO)

1998 : Post-Doctorat CNES : Modélisation multi-échelles pour l'étude du fonctionnement des forêts ". Toulouse.

1997 : Doctorat Titre de la thèse : " **Modélisation du transfert radiatif et télédétection hyperspectrale pour le suivi temporel de la teneur en chlorophylle d'une forêt tempérée** ", soutenue le 16 décembre 1997 avec Félicitations du Jury. UPS

Directeur de thèse : J.P. Gastellu Etchegorry

Financement : Bourse du Ministère de la Recherche.

Laboratoire : CESR. Toulouse

1995 : DEA « Astrophysique, Geophysique et Technique Spatiales » - UPS

1994 : DUT informatique - UPS

1993 : Maîtrise de Biologie des organismes et des populations- UPS

ENSEIGNEMENT

Contenu :

Ecologie, Télédétection, Base de données et Systèmes d'Information Géographique

Niveaux: M1, M2

Responsabilités :

2003-2006 : Responsable de l'UE « Ecologie » de la L2 BOPE

Depuis 2005 : Responsable de l'UE « Projets » du master Aménagement des Territoires de Télédétection

A partir de 2017 : Responsable de l'UE de M1 « SIG pour l'Aménagement du territoire et la Gestion de la biodiversité »

RESPONSABILITES ADMINISTRATIVES

2004- 2011 : Membre élu conseil du laboratoire du CESBIO

2014 : Membre jury d'attribution des bourses de thèses pour l'école doctorale SEVAB

2012- 2018 : Représentante CESBIO dans l'UMT EAU (pilotee par l'INRA et Arvalis)

RECHERCHE

ANIMATION ET COORDINATION

Depuis 2006 : coordination des **campagnes de mesures terrain** de suivi des variables biophysiques sur les sites de l'OSR (Observatoire Spatial Regional) du CESBIO et sur un site au Mali (projet AMMA). Ces campagnes ont pour objectif la calibration des produits issus de la télédétection. Cette activité m'a conduit à participer, au projet Imagines (cf ma liste proceedings : P13) pour le Copernicus Global Land service (<http://land.copernicus.eu/global>).

Depuis 2011 : animation du groupe **Modélisation spatialisée** au CESBIO (20 personnes)
Animation scientifique et coordination de la thématique liée à la spatialisation des modèles de fonctionnement des cultures pour l'étude des flux d'eau et de carbone sur de grandes surfaces.

Depuis 2014 : animation du **Centre d'Expertise Scientifique** (CES THEIA) sur la cartographie des surfaces irriguées (<https://www.theia-land.fr/fr/presentation/centres-d-expertise-scientifique-ces>) du Pôle thématique surfaces continentales Theia (<https://www.theia-land.fr/fr>). Ce pôle a été créé fin 2012 par 9 institutions publiques françaises impliquées dans l'observation de la terre et les sciences de l'environnement. Cette structure scientifique et technique a pour vocation de faciliter l'usage des images issues de l'observation des surfaces continentales depuis l'espace.

PROJETS DE RECHERCHE

2008 BQR de l'Université Paul Sabatier en collaboration avec le laboratoire Ecolab : «Estimation des ressources en eau et en carbone dans les agrosystèmes en Midi Pyrénées à l'aide de données satellitales multisources (optique, thermique et radar) ». **Budget : 8 k€**. Nombre de participants : 6. **Nombre de personnes encadrées : 2 stages** (2x 6mois).

2004-2009 : projet **FLUXPYR** « European cross-border network for the determination and management of water, carbon and energy fluxes and stocks in agricultural and grassland ecosystems of the Pyrenees, in the context of climate and land-use change» (POCTEFA Programme EFA 34/08 - Interreg IV-A), Porteur: Centro Tecnológico Forestal de Cataluna (CFTC) **Budget: 1,5 M€**. Nombre de participants: 40. Ma contribution : Expérimentation terrain et spatialisation des variables biophysiques par télédétection. **Nombre de personnes encadrées : thèse S. Duthoit et 4 stages** (4x6mois).

2005-2011 : projet **AMMA** (African Monsoon Multidisciplinary Analyses). Porteur LTHE (Grenoble). Nb de participants : 50. Ma participation : suivi des variables biophysiques sur la végétation et spatialisation via les données de télédétection. **Nombre de personnes**

encadrées : 5 stages (5x6mois).

2013-2014 : projet **TOSCA** Calvadovs (Centre d'Algorithmie et de Validation pour les Données VENμS et Sentinelle 2). Durée : 2 ans. Porteur O. Hagolle (CESBIO). Production et validation des cartes de variables biophysiques. **Budget 300 k€.** **Nombre de personnes encadrées : 1 CDD (1 an)**

Depuis 2012 : projet **FUI MAISEO**: « MAIS Ecologiquement intensif et gestion hydrique territoriale efficace ». Porteur: Vivadour. Durée : 3 ans. **Budget : 2 M€.** Nombre de participants: 15. Partenaires Pionner, CACG (Compagnie d'aménagement des Coteaux de Gascogne), Météo France, LAAS, Geosys. Montant pour CESBIO : 220 M€ (Financement thèse M. Battude). <http://www.pole-eau.com/Les-Projets/Projets-finances/Maiseo>. Etude sur la modélisation et la spatialisation des besoins en eau ces cultures irriguées dans le BV de la Neste. **Nombre de personnes encadrées : thèse de M. Battude et 4 stagiaires (4x6mois).**

Depuis 2013 : projet **CASDAR** Tournesol. Porteur : CETIOM. **Budget : 420 k€.** Nombre de participants : 10. **Nombre de personnes encadrées : 1 CDD IE (6 mois).**

Depuis 2014 : projet **CASDAR Simult'Eau** « Conception et développement d'un modèle de territoire pour la gestion collective de la ressource en eau par les Organismes Uniques ». Porteur : Arvalis. **Budget : 420 k€.** Nombre de participants: 18. Durée 3 ans. Ma contribution : étude sur cartographie des surfaces irriguées sur BV Tarn et Adour-Amont. **Nombre de personnes encadrées : 1 CDD et un stage (6 mois)**

Depuis 2014 : **ANR « RueDesSols ».** Porteur UR SOLS Orléans. Partenaires : UMR EMMAH (Avignon), UMR Agir (Toulouse), MIAT (Toulouse), UMR LISAH (Montpellier), CETIOM (Toulouse), INFOSOL (Orléans), P3F (Lusignan). Budget : 500 k€. Nombre de participants: 30. Durée 4 ans. Ma contribution : étude sur analyse multi-temporelle d'indicateurs spatiaux issus de télédétection pour la caractérisation de la réserve utile des sols. **Nombre de personnes encadrées : 1 CDD (3 mois)**

EXPERTISE SCIENTIFIQUE

Comités d'évaluation

2008 à 2011 : Membre nommé au **COMITE NATIONAL CNRS** (section 30)

2011 à 2015 : Membre nommé au **CNU** section 67

Comités de thèse

2014-2017 : Sameh Saadi « suivi du bilan des cultures par couplage du modèle FAO-56 avec des séries temporelles de NDVI haute-résolution-Application à l'estimation spatialisée des volumes d'irrigation », Université de Marrakech, Directeurs de thèse G. Boulet (CNRS) et V. Simmoneaux (IRD).

2015-2018 : Hélène Dewaele, « Intégration de données satellitaires dans SURFEX pour le suivi de la végétation à l'échelle mondiale », Directeur de thèse J.C. Calvet (CNRM, Toulouse).

2015-2018 : Benjamin Jeannot « Modélisation hydrologique distribuée pour la gestion locale de la ressource en eau- forçage hydrométéorologique et assimilation de données de télédétection », sous la direction de F. Delay (LhyGeS, Université de Strasbourg).

2015-2018 : Benoît Cheul « Apport des données multispectrales (Thermiques, hyperfréquences et optiques) pour l'étude des paysages agricoles », sous la direction de B. Coudert (CESBIO, IUT Auch) ;

Autre

2001 : Membre du comité d'organisation du Colloque Journées d'Ecologie Fonctionnelle à Gourdon (LOT).

2002 à 2005 : Membre élu à la commission des spécialistes de l'UPS

2010 : Expertise pour le programme Établissement de nouveaux chercheurs du Fonds québécois de la recherche sur la nature et les technologies (FQRNT)

2011 : Expertise pour programme national de télédétection spatiale (PNTS)

2014 : Expertise pour projet AP-ENVIMEd (projet MISTRAL, IRD)

2015 : Expertise pour l'évaluation des Systèmes d'Observation pour la CS SIC et l'INSU

Depuis 2013 : Membre du réseau de mesures « ImagineS » dans le cadre du projet Européen Copernicus

ENCADREMENT

DOCTORANTS : 4

- **Sylvie Duthoit. Encadrement : 100%** - Nov 2002-Juillet 2006 - Prise en compte de l'agrégation des cultures dans la simulation du transfert radiatif, importance pour l'estimation de l'indice foliaire : de la parcelle au paysage. Financement Européen (SAFLand). **Situation actuelle de S. Duthoit**: CDI chez TerraNIS. **Co-publications (A-2, A-3).**
- **Martin Claverie. Encadrement : 60%**. (Codirecteur B. Duchemin). -Sept 2009-Dec 2012. Estimation spatialisée de la biomasse et des besoins en eau des cultures à l'aide de données satellitales à hautes résolutions spatiale et temporelle : application aux agrosystèmes du sud-ouest de la France, UPS. Financement bourse CNES. **Situation actuelle de M. Claverie**: Chercheur à l'Université du Maryland. **Co-publications (A-4, A-5, A-19).**
- **Amanda Véloso. Encadrement : 40%**. (Codirecteur E. Ceschia). Sept 2011-Juin 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. Université Paul Sabatier, Toulouse. Financement bourse Ministère. **Situation actuelle d'A. Veloso** : CDI chez Airbus EADS.
- **Marjorie Battude. Encadrement 80%** (Codirecteurs R. Escadafal et A. Albitar). 3 Novembre 2013- Février 2017. Estimation des rendements, besoins et consommation en eau du maïs à l'échelle régionale. Financement FEDER et BPI (projet FUI MAISEO). **Co-publications (A-**

21, A-22). Situation actuelle de Marjorie Battude : CDD chez Geosys.

STAGES MASTER OU ELEVES INGENIEURS : 15

- 2005**: Stage 3^{ème} année Ingénieur ENSAT (6 mois), Dubus Damien, " Estimation du coefficient d'agrégation pour modéliser l'hétérogénéité spatiale des cultures", 35 p.
- 2006**: Stage DESU (1 an) Univ. Paul Sabatier, Lionel Douzal, "Evaluation des différentes méthodes d'estimation de l'indice foliaire", 40p.
- 2006**: Stage M2 CAO, Université J. Fourier, 6 mois, Claire Callegher, "Estimation de l'indice foliaire de la strate herbacée et d'arbres isolés au Mali", 45p.
- 2007**: Stage M1 IUP/SID (UPS), Laurent Larouzières, "Estimation de l'indice foliaire de la strate herbacée dans la région du Gourma au Mali - Utilisation de photographies hémisphériques", 30 p.
- 2007**: Stage 3^{ème} année Ingénieur ENSEEIHT (6 mois): Ana Feo Ortega: "Spatialisation d'un modèle de fonctionnement à partir d'images satellites FORMOSAT", 35p.
- 2008**: Stage M2 SGE, UPS, Gaétan Lacombes, 4 mois, "Spatialisation du LAI de savanes sahéliennes (Mali)", 32p
- 2008** : Stage M2R FEA, 5 mois, UPS, Florian Maire, "Mesures et spatialisation de LAI et biomasses des cultures", 30p.
- 2009**: Stage M2R Méthodes physiques en Télédétection, Paris VI, Lion Christine, "Evaluation du logiciel Winscanopy pour l'estimation du LAI d'arbres isolés au Mali", 35p.
- 2009**: Stage de M2 IUP Statistiques et Informatique Decisionnelle, Université Paul Sabatier, Larouzière L., Evaluation des produits 'végétation' issus des satellites à résolution modérée (MODIS, SPOT/VGT).
- 2010** : Stage M2 STEE- Spécialité géoressources, Institut EGID Bordeaux 3, A. Bizard, analyse des variables biophysiques issues des capteurs satellitaires de moyenne et basse résolution spatiale, 50 p
- 2012** : Estimation spatialisée de la biomasse et des rendements du tournesol à l'aide de données satellitaires à hautes résolutions spatiale et temporelle, Battude Marjorie, Stage M2R Modélisation des Système Ecologiques, , Université Paul Sabatier, , 44p.
- 2013** : Stage Master de Télédétection et Géomatique Appliquées à l'Environnement-Paris 1, Laurence S, Apport de l'imagerie optique multi-temporelle pour la cartographie des surfaces irriguées, Sud Ouest de Toulouse (Midi Pyrénées, France), 46 p (CESBIO)
- 2014** : Stage 5^{ème} année Ingénieur ENSE3 Grenoble, Larue F, 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, , 60p (CESBIO).
- 2015** : Stage 3^{ème} année Elève Ingénieur Sup'Agro Montpellier, Boizet A., Cartographie des dates de levée et des surfaces irriguées dans le Sud-Ouest de la France, à partir d'images SPOT4 et FORMOSAT2 , 40p (CESBIO).
- 2016** : Stage 5^{ème} années Elève Ingénieur ENSEEIHT, Toulouse, Lienhard Olivier, Cartographie des surfaces irriguées à partir d'images Sentinel 1 et 2, 46p (CESBIO).

ENCADREMENT INGENIEUR d'ETUDE :

2013 : Olivia Mas (CDD 1 an). Projet CASDAR Tournesol.

2014 : David Morin (CDD 1 an). Projet CALVADOVS (CNES)

2016 : Florian Helen (CDD 6 mois). Projet CASDAR Simult'Eau.

PRODUCTION SCIENTIFIQUE¹

- A-1 Gastellu-Etchegorry J.P., **Demarez V.**, Pinel V. and Zagolski F., 1996, Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies, *Remote Sens. Environ.*, 58:131-156.
- A-2 BW Forgan, RM Mitchell, P Forget, P Broche, Waves Slicks, T Fourty, F Baret, S Jacquemoud, G Schmuck, L Gallant, B Leblon, JP Gastellu-Etchegorry, **V Demarez**, V Pinel, F Zagolski, M Gastil, VC LaCapra, AR Harrison, SJ See Hurcom, GJ Hay, KO Niemann, GF McLean, RD Hewson, GR Taylor, Y Hiroswawa, SE Marsh, DH Kliman, 1996, Identifying Terrestrial Carbon Sinks, *Remote Sens. Environ*, 58, 344-348
- A-3 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Mougoin E., Dufrêne E., Marty G., 1999, Seasonal variation of leaf chlorophyll content of a temperate forest -Inversion of the PROSPECT model-, *Int. Journal. of Rem. Sens.*; vol 20, no5, p. 879-894.
- A-4 Gastellu-Etchegorry J.P., Guillevic P., Zagolski F., **Demarez V.**, Trichon V., Deering D., Leroy M., 1999, Modeling BRDF and Radiation Regime of Tropical and Boreal Forests -PART I : BRDF-, *Remote Sens. Environ*, 68:281-316.
- A-5 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., 2000, A modeling approach for studying forest chlorophyll content, *Remote Sens. Environ.*, 71:226-238.
- A-6 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Mordelet P., Tosca C., Marty G., Guillevic P., 2000, Modeling of the radiation regime and photosynthesis of a finite canopy using the DART model. Influence of canopy architecture assumptions and border effects, *Agronomie*, 20:259-270
- A-7 **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*, Volume 148, Issue 4, Pages 644-655.
- A-8 Duthoit, S., **V. Demarez**, J. P. Gastellu-Etchegorry, E. Martin, J.L. Roujean, 2008, Assessing the effects of the clumping phenomenon on BRDF of a maize crop based on 3D numerical scenes using DART model, *Agricultural and Forest Meteorology*, Volume 148, Pages 1341-1352.
- A-9 Mougoin E., Hiernaux P., Kergoat L., Grippa M., De Rosnay P., Timouk F., Le Dantec V., **Demarez V.**, Lavenu F., Arjounin M, The AMMA-CATCH Gourma observatory site in Mali: relating climatic variations to changes in vegetation, surface hydrology, fluxes and natural resources, 2009, *Journal of Hydrology*, 375 (1), 14-33.
- A-10 F Timouk, L Kergoat, E Mougoin, C Lloyd, E Ceschia, P De Rosnay, P Hiernaux, **V Demarez**,

¹ Avant de siéger au CNU, j'appliquais la politique de publication de mon laboratoire à savoir l'encadrant positionné en second auteur. Depuis, j'applique la politique de ma section (67) : encadrant en dernier auteur.

- C Taylor, 2009, Response of sensible heat flux to water regime and vegetation development in a central Sahelian landscape, *Journal of Hydrology* 375 (1-2), 178-189.
- A-11 Gouasmi M. Mordelet P., **Demarez V.**, Gastellu-Et, Le Dantec V., Dedieu G., Menaut J.C., Calvet J.C et Lamaze Thierry, 2009, Photosynthesis of a temperate fallow C3 herbaceous ecosystem: measurements and model simulations at the leaf and canopy levels, 2009, *Photosynthetica* 47(3)331-339.
- A-12 L. Seguis , N. Boulain, B. Cappelaere , J.M. Cohard , G. Favreau , S. Galle , A. Guyot , P. Hiernaux , E. Mougin , C. Peugeot , D. Ramier, F. Timouk , **V. Demarez** , J. Demarty , L. Descroix , M. Descloitres , M. Grippa , F. Guichard , B. Kamagate , L. Kergoat, T. Lebel , V. Le Dantec , M. Le Lay, S. Massuel , V. Trichon, 2011, Contrasted land-surface processes along the West African rainfall gradient , *Atmospheric Science Letters* 12 (1), 31-37.
- A-13 **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., Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data, 2012, *Remote Sensing of Environment*, 124, 844-857,
- A-14 **Claverie M**, Vermote E, Weiss M, Baret F, Hagolle O, **Demarez V.** Validation of coarse spatial resolution LAI and FAPAR time series over cropland in southwest France, 2013, *Remote Sensing of Environment* 139 216-230
- A-15 E. Mougin, **V. Demarez**, M. Diawara, P. Hiernaux, N. Soumaguel, A. Berg, Estimation of LAI, fAPAR and fCover of Sahel rangelands (Gourma, Mali), 2014, *Agricultural and Forest Meteorology* 198, 155–167
- A-16 S. Ferrant, S. Gascoin, A. Veloso, J. Salmon-Monviola, M. Claverie, V. Rivalland, G. Dedieu, **V. Demarez**, E. Ceschia, J.-L. Probst, P. Durand, and V. Bustillo, 2014, Agro-hydrology and multi temporal high resolution remote sensing: toward an explicit spatial processes calibration", *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*, 11, 7689-7732.
- A-17 F. Waldner, M.J. Lambert, W. Li, M. Weiss, **V. Demarez**, D. Morin, C. Marais-Sicre, O. Hagolle, F. Baret, P. Defourny, Land Cover and Crop Type Classification along the Season Based on Biophysical Variables Retrieved from Multi-Sensor High-Resolution Time Series, 2015, *Remote Sensing* 7 (8), 10400-10424.
- A-18 W Li, M Weiss, F Waldner, P Defourny, **V Demarez**, D Morin, O Hagolle, A Generic Algorithm to Estimate LAI, FAPAR and FCOVER Variables from SPOT4_HRVIR and Landsat Sensors: Evaluation of the Consistency and Comparison with Ground Measurements, 2015, *Remote Sensing* 7 (11), 15494-15516.
- A-19 Ferrant Sylvain; Bustillo Vincent; Burel Enguerrand; Salmon-Monviola, Jordy; Claverie, Martin; Jarosz Nathalie; Yin, Tiangang; Rivalland, Vincent; Dedieu, Gérard; **Demarez, V.**; Extracting Soil Water Holding Capacity Parameters of a Distributed Agro-Hydrological Model from High Resolution Optical Satellite Observations Series, *Remote Sensing* 8 (2), 2016.
- A-20 Marais Sicre, Claire; Inglada, Jordi; Fieuzal, Rémy; Baup, Frédéric; Valero, Silvia; Cros, Jérôme; Huc, Mireille; **Demarez V.**; ,Early Detection of Summer Crops Using High Spatial Resolution Optical Image Time Series, *Remote Sensing*, 8, 7, 591, 2016.

- A-21 Battude, Marjorie; Al Bitar, Ahmad; Morin, David; Cros, Jérôme; Huc, Mireille; Sicre, Claire Marais; Le Dantec, Valérie; **Demarez V.**; ,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, 2016.
- A-22 Battude, Marjorie; Al Bitar, Ahmad; Brut, Aurore; Tallec, Tiphaine; Huc, Mireille; Cros, Jérôme; Weber, Jean-Jacques; Lhuissier, Ludovic; Simonneaux, Vincent; **Demarez, V.**; ,Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high spatial and temporal resolution satellite imagery,Agricultural Water Management,189,123-136,2017.
- A-XX Li, W., Baret, F., Weiss, M., Buis, S., Lacaze, R., **Demarez, V.**, Dejoux, J.F., Battude, M., under review. Combining hectometric and decametric satellite observations to provide near real time decametric FAPAR product. Remote Sensing of Environment.

Chapitre de livre

- A-23 Dominique Courault, **Valérie Demarez**, Martine Guérif, Michel Le Page, Vincent Simonneaux, Sylvain Ferrant and Amanda Veloso, Contribution of Remote Sensing for Crop and Water Monitoring, In Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest, edited by Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, Elsevier, 2016, Pages 113-177, ISBN 9781785481031, <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-103-1.50004-2>.

Publications dans revue Française à comité de lecture

- A-24 Gastellu-Etchegorry J.P., Auda Y., Martin E., Brut A., **Demarez V.**, Grau E., Rubio J., Benech N., Suere C., Solignac P.A., Groussous A., Belot A., Henry P., Bernat V., Precheur G, 2009, DART : modèle physique 3D d'images de télédétection et du bilan radiatif et de paysages urbains et naturels, Revue Télédétection 8(3), 159-167.
- A-25 Dejoux J.-F., Dedieu G., Hagolle O., Ducrot D., Menaut J.-C., Ceschia E., Baup F., **Demarez V.**, Marais-Sicre C., Kadiri M., Gascoin S., 2012. Kalideos OSR MiPy : un observatoire pour la recherche et la démonstration des applications de la télédétection a la gestion des territoires. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection n° 197, p. 17-30.

Proceedings

- P-1 Gastellu-Etchegorry J.P., **Demarez V.**, Pinel V. et Zagolski, F Assessment of forest canopy photosynthetic rates with a 3-D radiative transfer model, International Colloquium "Photosynthesis and Remote Sensing", Montpellier, 1995, 171-180.P-2 Retrieval of forest biophysical parameters from remote sensing images with the DART model, Pinel V, Gastellu-Etchegorry JP, **Demarez V.** IGARSS 96, IEEE N 96CH35875, 1660-1662.
- P-3 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Marty G, Mougine E., Dufrêne E., Le Dantec V, Remote sensing spectrometry of a temperate deciduous forest - A modeling approach -, IGARSS96, IEEE N 96CH35875, 1002-1004, Lincoln, USA.

- P-4 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Marty G, Mougin E., Dufrêne E., Le Dantec V., Remote Sensing Spectrometry of a Temperate Deciduous Forest, 1997, EMAC 94/95 Final results, Publications ESA WPP-136, 97-104.
- P-5 Dufrêne E., Le Dantec V., **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Marty G., Mougin E., Proisy C., Lacaze B., Rambal S., Remote Sensing of the Fontainebleau Forest during EMAC-94 : Objectives and Data Collection, 1997, EMAC 94/95 Final results, Publications ESA, WPP-136, 91-95.
- P-6 JP Gastellu-Etchegorry, **V Demarez**, V Trichon, D Ducrot, F Zagolski, BRDF behaviour of a tropical forest surveyed from space, 1997, Geoscience and Remote Sensing, IGARSS'97. Remote Sensing-A Scientific Vision for Sustainable Development, IEEE International, vol4, 1566-1568.
- P7 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Zagolski F ,Mougin E, Etude d'une forêt tempérée par télédétection et modélisation, 1997, Proc. Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France, 201-208.
- P-8 JP Gastellu-Etchegorry, F Gascon, **V Demarez**, MJ Lefevre, P Guillevic, DART: A 3-D model of satellite images and surface radiation budget , 2001, Physical measurements & signatures in remote sensing. 369-373.
- P-9 **Demarez V.**, Gastellu-Etchegorry J.P., Dufrêne E., Le Dantec V., Extraction of forest biophysical variables using very high resolution satellite images, 2001, Proc. Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Aussois, 85-90.
- P-10 Dedieu, G; Chehbouni, G; **Demarez, V**; Ducrot, D; Flouzat, G; Gastellu-Etchegorry, JP; Gouaux, P; Lamaze, T; Lavenu, F; Toan, T Le; ,Carbon and water balance of France south-west region: An outline of the Sud-Ouest project.,Physical measurements & signatures in remote sensing. International symposium,725-728,2001
- P-11 Fillol E., Baret F., Weiss M., Dedieu G., **Demarez V.**, Gouaux P. et D. Ducrot, 2006. Cover fraction estimation from high resolution SPOT-HRV&HRG and medium resolution SPOT-VEGETATION sensors. Validation and comparison over South-West France. In J. Sobrino (ed.), 2nd International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing, University of Valencia, Valencia (ESP), p. 659-663.
- P-12 Claverie, M.; **Demarez, V.**; Duchemin, B.; Hagolle, O.; Fieuzal, R.; Keravec, P.; Marciel, B.; Ceschia, E.; Dejoux, J. F.; Dedieu, G.; "Spatialization of crop leaf area index and biomass by combining a simple crop model SAFY and high spatial and temporal resolutions remote sensing data, 2009, *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE International, IGARSS 2009* , vol.3, no., pp.III-478-III-481, 12-17 July 2009.
- P-13 F Camacho, R Lacaze, C Latorre, F Baret, F De la Cruz, **V Demarez**, C Di, 2014, A Network of Sites for Ground Biophysical Measurements in support of Copernicus Global Land Product Validation, Proceedings of the IV RAQRS conference.
- P-14 Ferrant, Sylvain; Gascoin, Simon; Veloso, Amanda; Salmon-Monviola, Jordy; Claverie, Martin; Rivalland, Vincent; **Demarez, Valerie**; Dedieu, Gérard; Ceschia, Eric; Probst, Jean-Luc; ,Agro-hydrology and multi temporal high resolution remote sensing: toward an explicit spatial processes calibration,Hydrology and Earth System Sciences Discussions

(HESSD),11,7,7689-7732,2014,Copernicus Publications.

Manuscrit de thèse

Modélisation du transfert radiatif et télédétection hyperspectrale pour le suivi temporel de la teneur en chlorophylle d'une forêt tempérée, **V. Demarez**, Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse III, 1997.

Articles dans revue INRA

Weiss M., Baret F., de Solan B., **Demarez V.**, 2008. CAN-EYE, logiciel de traitement d'images pour l'estimation de l'indice foliaire. Le cahier des techniques de l'INRA. Pratique et outils de mesure des rayonnements naturels, Numéro Spécial 2008, 159-166

Rapports de conjoncture (section 30 du CNRS)

Bauda P., Alexandre A., Andrieu-Ponel V., Bernard C., Bormans M., Bornette G., Bouvier T., Brunet Y., Carcaillet C., Delay F., **Demarez V.**, Gomez E., Gruau G., Lanson B., J Laurent J.P., Lek S., Mahr N., Montargès-Pelletier E., Morvan G., Peylin P., Templier J., 2010. Rapport de conjoncture de la Section 20 : « Surface Continentale et Interfaces » du Comité National du CNRS, 14 p.

Rapport du Réseau Européen ImagineS (Copernicus):

2015: Camacho, Fernando; Lacaze, Roselyne; Latorre, Consuelo; Baret, Fred; De la Cruz, Fernando; Demarez, Valerie; Di Bella, Carlos; García-Haro, Javier; González-Dugo, M Pat; Kussul, Natalia; ,Collection of Ground Biophysical Measurements in support of Copernicus Global Land Product Validation: The ImagineS database (measurements 2013).

Conférences nationales et internationales

Communications orales

1996 "The Discrete Anisotropic Radiative Transfer model : DART model", Lincoln, IGARSS'96.

1999 "The Discrete Anisotropic Radiative Transfer model : DART model", International Colloquium "Photosynthesis and Remote Sensing", Montpellier.

2001 "Extraction of forest biophysical variables using very high resolution satellite images, Colloquium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Aussois.

2005 "Evaluation of Plant Area Index measurements over crops using hemispherical images", VALERI Meeting, INRA Avignon

2009 UPSCALING LAI, Biomass and Evapotranspiration from high spatial and temporal optical images, Colloque Vegetation, NASA Montana (16-19 juin).

2012 Retrieving crops green area index from high temporal and spatial resolution remote sensing data, colloque ESA, Sentinel 2, Italie, Avril 2012

Posters

- 1997** "Etude d'une forêt tempérée par télédétection et modélisation, Colloquium of Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France.
- 2008** "UPSCALING LAI, Biomass and Evapotranspiration for crops – Towards Regional scale", Septembre 2008 (Iena, Allemagne)
- 2010** "Evaluation of LOW (MODIS) and MEDIUM (MERIS) resolution LAI and FAPAR products over croplands, using HIGH resolution (FORMOSAT) data", RAQRS 2010, Valencia, Spain, October 2010.
- 2014** "Estimation of Water requirements and Biomass of Maize crops using Formosat-2 Time series Data and a Simple Crop Model", RAQRS, Valencia, Spain, October 2014.
- 2017** "Modeling water needs and supplies of irrigated maize in the south west of france using high spatial and temporal resolution satellite", RAQRS, Valencia, Spain, September 2017.

Colloques avec mes doctorants:

- 2012 Claverie, M;** Vermote, EF; Baret, F; Weiss, M; Hagolle, O; **Demarez, V;** ,Validation and Temporal Analysis of Lai and Fapar Products Derived from Medium Resolution Sensor, AGU Fall Meeting (oral)
- 2013 Veloso A., Demarez V.,** Ceschia E, Claverie M. (2013, April). Crop biomass and evapotranspiration estimation using SPOT and Formosat-2 Data. In EGU General Assembly Conference (poster).
- 2013 Veloso A;** Ceschia E.; **Demarez V.** , "Estimating biomass, yield, evaprotranspiration and carbon fluxes for winter wheat by using high resolution remote sensing data combined with a crop model", AGU Fall Meeting (oral)
- 2014 Battude M.,** Morin D., Laurence S., Valero S., Marais Sicre C., Dejoux J-F., Huc M., Hagolle O., Cros J., Veloso A., Inglada J., Weiss M., Courault D., **Demarez V.** Cartography of irrigated crops and estimation of biophysical variables with high spatial and temporal resolution images in the perspective of Sentinel-2 mission. GV2M International Conference, Avignon, France, (Oral)
- 2016 Battude M.,** Al Bitar A., Brut A., Cros J., Dejoux J-F, Huc M., Marais Sicre C., Tallec T., **Demarez V.** Estimation of yield and water requirements of maize crops combining high spatial and temporal resolution images with a simple crop model, in the perspective of the Sentinel-2 mission. EGU General Assembly, Vienna, Austria (Poster).

INTRODUCTION

Contexte politique et scientifique

Selon le 5^{ème} rapport d'évaluation du GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat) réuni à Copenhague en octobre 2014, le dérèglement climatique est désormais incontestable. 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 l'adoption d'un texte, l'Accord de Paris, promettant une nouvelle ère dans la lutte contre le changement climatique. Les 195 pays membres de la Convention des Nations Unies sur le Changement Climatique, se sont entendus sur plusieurs points dont: la reconnaissance de la notion de justice climatique, l'objectif de contenir la hausse de la température à 2°C et si possible 1,5°C et le financement de l'adaptation aux changements climatiques à hauteur de 100 milliards de dollars annuels versés par les pays du Nord à ceux du Sud à partir de 2020. Malgré tout, cet Accord ne prévoit pas de mécanisme de sanction en cas de non-respect du texte par un Etat. Le respect du traité repose donc essentiellement sur les équilibres diplomatiques. Cet Accord est entré en vigueur le 4 novembre 2016 lors de l'ouverture de la COP22 (Marrakech), suite à sa ratification par plus de 55 parties représentant 55 % des émissions de Gaz à Effet de Serre (GES). Malgré la réticence de certains Etats, et des moyens mis en œuvre pour faire appliquer les objectifs à atteindre, peu contraignants, cet Accord n'en reste pas moins le premier accord universel sur le climat. Il révèle une avancée dans la prise de conscience des politiques qui ne peut qu'encourager les scientifiques à poursuivre leurs travaux de recherche sur les solutions à apporter pour répondre à ces nouveaux enjeux.

Les différents scénarios simulés par les modèles de prévision climatique convergent et prévoient une augmentation des températures globales. Pour les événements extrêmes (alternance de périodes de sécheresse et d'intenses précipitations), les scénarios divergent incitant à mettre en place le principe de précaution. En Europe, on constate, deux évolutions très différentes quant à l'ampleur des précipitations annuelles : ces 100 dernières années, l'Europe du Nord est globalement devenue plus humide alors que l'Europe du Sud semble être devenue plus sèche durant cette même période.

On s'attend à ce que cette tendance se maintienne dans le futur ce qui aura un impact sur l'approvisionnement en eau dans ces régions et donc, in fine, sur la productivité agricole. Les travaux de recherche menés dans le cadre du Projet CLIMATOR ([Brisson et Levrault, 2010](#)) prévoient que la raréfaction de la ressource en eau en période estivale risque de s'aggraver, avec l'augmentation des épisodes de sécheresse tels que prévus par les scénarios climatiques du GIEC (Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat). Néanmoins, les changements de régime des précipitations ne sont pas simples à

appréhender et peuvent varier selon les régions et les saisons. Ce dérèglement pose donc un certain nombre de questions relatives à la compréhension des processus et des changements qui contrôlent les cycles de l'eau et aux moyens à mettre en œuvre pour diagnostiquer les impacts de ces changements sur l'agriculture, l'environnement, l'économie et la santé.

Dans son livre blanc (2009), l'Europe insiste sur la nécessité d'adapter la gestion des écosystèmes pour les rendre moins vulnérables aux changements globaux. Elle propose, parmi les actions prioritaires à mener, de « promouvoir des stratégies destinées à renforcer la résilience face au changement climatique en ce qui concerne la santé, les infrastructures et les fonctions productives des sols, notamment en améliorant la gestion des ressources en eau et des écosystèmes ».

Une des stratégies d'adaptation qui a été privilégiée est l'irrigation. En 1990, les 235 millions d'hectares irrigués dans le monde fournissaient près du tiers de la production agricole mondiale et la FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) estime que 80% des besoins alimentaires des 8 milliards d'êtres humains attendus en 2025, seront couverts par l'agriculture irriguée.

En France, depuis les années 70, l'irrigation s'est rapidement développée avant de connaître une stabilisation autour de 1,6 million d'hectares irrigués en 2010 (Loubier *et al.*, 2013). Pour les 73 600 exploitations agricoles qui recourent à l'irrigation (soit 10 % des exploitations françaises), l'accès à l'eau a permis d'améliorer les rendements, de sécuriser la production et de mieux maîtriser la qualité des produits. Dans un environnement économique de plus en plus concurrentiel du fait de la mondialisation des marchés agricoles, l'irrigation est considérée par de nombreuses filières comme un atout, voire un outil indispensable au maintien de leur performance économique.

L'accès à l'eau va représenter, dans les années à venir, un enjeu d'autant plus stratégique que le changement climatique pourrait augmenter le risque de sécheresse et mettre en péril une partie du secteur agricole. Le développement de nouvelles pratiques, comme l'irrigation de printemps pour les céréales d'hiver ou l'irrigation du tournesol et de la vigne, indiquent qu'une évolution et une adaptation des pratiques sont déjà en cours.

Le développement des pratiques d'irrigation et des prélèvements associés a engendré un nombre croissant de situations tendues, voire conflictuelles autour de la question de la disponibilité et de l'utilisation de la ressource en eau dans de nombreux bassins versants du Sud-Ouest, du Centre et du Sud-Est. La hausse des prélèvements agricoles impacte le niveau d'étiage des cours d'eau et des nappes phréatiques et donc la quantité d'eau disponible pour les différents usages. Les tensions s'exacerbent lors de périodes de sécheresse, comme par exemple durant l'épisode caniculaire de 2003. Ainsi, afin d'anticiper les aléas climatiques et les conflits d'usage qui en découlent, les autorités nationales ont proposé différentes lois dont celle sur l'eau et les milieux aquatiques en 2006 (LEMA) et adopté en 2011 le premier

Plan National d'Adaptation au Changement Climatique (PNACC). Ces outils réglementaires visent à optimiser la gestion collective de la ressource en eau à l'échelle des territoires et obligent les acteurs du territoire (agriculteurs, gestionnaires de l'eau, chambres d'agriculture, Région, ...) à réfléchir à de nouvelles pratiques et modes de gestion durable. Une partie d'entre eux se tournent vers les scientifiques, en quête de solutions.

Partant de ce constat, il apparaît nécessaire de mener des recherches visant à mieux comprendre et modéliser les besoins et consommations en eau des cultures à une échelle compatible avec les prises de décision des gestionnaires, c'est-à-dire, le territoire. Un diagnostic est indispensable pour mieux gérer la ressource en eau et donc répondre aux objectifs d'un développement durable permettant de concilier productivité et préservation de l'environnement et de la santé. Parmi les cultures à fort enjeu lié à l'irrigation, se trouve le maïs.

Le maïs et ses besoins en eau : quelques rappels...

En France, le maïs (*Zea mays* L.) 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 Sud-Ouest pour une production oscillant entre 15 et 18 millions de tonnes. La région Midi-Pyrénées 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 cultivées en maïs se concentrent dans les départements du Gers, des Hautes-Pyrénées, de la Haute-Garonne et du Tarn-et-Garonne.

Le maïs, comme la canne à sucre ou le sorgho, est une plante d'origine tropicale dite en « C4 » qui a besoin de beaucoup moins d'eau que les plantes en C3 comme le blé ou l'orge pour sa croissance. Parmi les plantes cultivées, le maïs est donc celle qui 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. Mais, en zone tempérée, le maïs atteint son pic de besoin en eau en été, durant les périodes les moins arrosées. La culture du maïs en zone tempérée a donc nécessité le recours à l'irrigation.

Face aux tensions croissantes, les autorités nationales ont proposé une loi sur l'eau et les milieux aquatiques (2006) visant notamment à définir un volume maximum prélevable dans les bassins jugés déficitaires, afin de répartir ce volume entre les différents secteurs économiques. Dans le secteur agricole, la responsabilité du partage du volume alloué aux irrigants est alors confiée, en partie, aux usagers, à qui l'on demande de s'organiser et de mettre en place des organismes uniques de gestion collective (OUGC). Ces derniers doivent prendre des décisions permettant d'adapter les modalités de gestion des volumes disponibles aux spécificités hydrologiques, agronomiques et économiques de chaque territoire. La mise en œuvre de cette réforme soulève de nombreuses questions de la part des acteurs concernés, tant dans le monde agricole qu'au sein des services de l'État :

- *Comment rendre opérationnelle la nouvelle répartition des responsabilités entre l'État et la profession agricole ?*
- *Comment et sur quels critères réaliser l'allocation initiale des quotas individuels ?*
- *Quels instruments utiliser pour introduire de la flexibilité dans le système de quotas et concilier l'objectif de protection des milieux aquatiques et de développement agricole ?*

Le projet MAISEO

C'est dans ce contexte que le projet MAISEO (**MAIS** Ecologiquement intensif et gestion hydrique territoriale efficace) a vu le jour. Ce projet, financé par le Fonds Unique Interministériel (FUI), s'intègre dans le cadre du premier Plan National d'Adaptation au Changement Climatique (PNACC), dont l'objectif affiché est une réduction de 20% des prélèvements d'eau d'irrigation à l'horizon 2020. Il regroupe un consortium constitué de partenaires industriels (Vivadour, PIONEER Génétique, Geosys, CACG) et de laboratoires de recherche (Météo France, LAAS, CESBIO). Il a débuté en décembre 2012 et s'est terminé en juin 2017.

Ce projet a marqué une étape importante dans mes activités de recherche. Mes motivations étaient multiples: (1) tout d'abord la volonté d'orienter mes travaux de recherche, initialement méthodologiques, vers une question thématique à fort enjeu sociétal, (2) collaborer avec des acteurs du territoire ayant une bonne connaissance de la problématique liée à la gestion de l'eau, et (3) entreprendre une démarche visant la diffusion de connaissances et d'outils du monde de la recherche vers les acteurs du territoire.

La CACG (Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne) qui a été notre partenaire privilégié dans ce projet, 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 les ressources en eau sur les bassins hydrographiques du Sud-Ouest, notamment le système Neste, qui constitue la principale source d'alimentation en eau pour le département du Gers en Midi-Pyrénées. Dans cette région, 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.

Le projet MAISEO comportait deux volets :

- « Economies d'eau à la parcelle »

Ce volet, piloté par Pioneer, visait à sélectionner des variétés ayant des caractères de tolérance au stress hydrique et à évaluer des stratégies adaptatives telles que l'optimisation

de la période de semis, le recours à des variétés précoces et à l'irrigation de précision. Ce travail a été conduit à l'échelle parcellaire par Pioneer, Vivadour, Geosys, le LAAS et Météo France.

- Gestion de la ressource en eau à l'échelle du territoire

L'objectif de ce volet était de proposer des solutions pour la gestion de la ressource en eau à l'échelle d'un territoire. Pour atteindre cet objectif, le gestionnaire doit connaître les usages du sol (type de cultures), les ressources, les besoins et les consommations en eau sur son territoire. Ce travail a été mené en partenariat avec la CACG et Météo France. La spatialisation des besoins et des consommations en eau du maïs irrigué était au cœur de mes activités conduites notamment dans le cadre de la thèse de [Marjorie Battude \(2017\)](#).

La connaissance du fonctionnement hydrique des cultures à l'échelle d'un territoire, suppose d'être capable d'appréhender leur forte variabilité spatiale et temporelle et de comprendre les processus mis en jeu pour l'expliquer. Pour ce faire, il est nécessaire de (1) mettre en place des réseaux d'observations, si possible à long terme, et de (2) développer des modèles capables de simuler le fonctionnement hydrique aux échelles spatiales et temporelles utiles au gestionnaire, à savoir le territoire et la saison d'irrigation. La télédétection joue ici un rôle essentiel. En effet, si la plupart des modèles sont capables de simuler le fonctionnement des cultures à l'échelle locale (parcelle), seule leur utilisation combinée à des observations satellitaires, permet d'étendre cette capacité à des échelles plus larges. Les réseaux d'observation sont, quant à eux, nécessaires, pour contribuer au diagnostic mais également pour évaluer la validité des modèles et affiner notre compréhension des processus impliqués.

J'ai donc tout au long de mes travaux de recherche systématiquement privilégié une approche reposant sur ces trois piliers : **l'observation *in situ*, la télédétection et la modélisation.**

Les données *in situ* sont généralement acquises en continu via des stations de mesures (flux CO₂, H₂O, variables météorologiques) mais sont très locales. A contrario, les données de télédétection sont des données discrètes dans le temps mais couvrant de grandes surfaces. Un des enjeux des recherches menées à l'échelle des territoires est donc d'arriver à combiner les modèles avec des données multi-sources et multi-résolutions (spatiale et temporelle) afin de produire des estimations fiables et robustes dans le temps et l'espace.

Au cours de mes recherches les plus récentes, que j'ai choisi de présenter ici, j'ai mis plus particulièrement l'accent sur **l'étude des besoins et des consommations en eau du maïs irrigué, à l'échelle du territoire**, et les questions méthodologiques qui en découlent :

- *Sur quels compromis robustesse/complexité baser le choix des outils de modélisation ?*
- *Quelles sont les variables biophysiques les plus informatives ?*

- Comment valider les prédictions des modèles à l'échelle du territoire?
- Quelles sont les sources d'incertitudes des données et des méthodes mises en œuvre?

Modélisation du fonctionnement hydrique des cultures

L'état hydrique des cultures sur de grandes surfaces n'est pas simple à appréhender à cause de la forte variabilité spatiale des sols, du climat et des pratiques culturales associée au manque de données disponibles pour renseigner les modèles.

L'évapotranspiration est une des variables clés du bilan hydrique des cultures. Différentes approches permettent de l'estimer. Elles sont décrites dans les revues de [Courault et al. \(2005\)](#), [Kalma et al. \(2008\)](#), [Nouri et al. \(2013\)](#). Il existe des modèles appelés SVAT (Soil Vegetation Atmosphere Transfer) qui simulent le fonctionnement hydrique d'un couvert à partir de variables météorologiques, de caractéristiques de la végétation et des caractéristiques hydrodynamiques du sol. La méthode la plus largement utilisée est la méthode FAO-56 ([Allen et al., 1998](#)). De nombreux scientifiques l'ont évalué sous différents climats ([Kashyap and Panda, 2001](#); [Allen, 2000](#); [Suleiman et al., 2007](#); [Bodner et al., 2007](#)). Sa popularité provient de sa facilité d'utilisation comparativement aux méthodes résiduelles (voir ci-dessous). Elle permet de calculer l'évapotranspiration (*ETR*, Eq. 1) d'un couvert à partir de la demande évaporative d'un gazon bien alimenté en eau (ET_0), limitée par des facteurs plus ou moins empiriques, permettant de tenir compte du stade de développement de la plante (K_{cb}) et des différents stress auxquels elle peut être soumise (hydrique, thermique, ou autre : K_s).

$$ETR = (K_{cb} * K_s + K_e) * ET_0 \quad \text{Eq. 1}$$

L'équation 1, correspond à la méthode « dual crop » où l'évaporation du sol nu ($K_e * ET_0$) est séparée de celle de la végétation. Il existe une version plus simple dite « single crop » qui ne permet pas de faire cette distinction. Dans les deux cas, l' ET_0 est calculé selon l'équation de Penman-Monteith ([Monteith, 1965](#)) (Annexe III).

[Allen et al. \(1998\)](#) fournissent des valeurs de K_{cb} pré-calculées (abaques) qui dépendent de la culture et de son stade de développement (stade phénologique). L'utilisation de ces valeurs sur de grandes surfaces est limitée car les stades phénologiques sont rarement connus à l'échelle d'un territoire. De nombreux chercheurs se sont donc intéressés à la télédétection pour spatialiser les K_{cb} . Leurs études ont permis de mettre en évidence le lien entre le coefficient cultural et les indices spectraux tel que le NDVI, calculé à partir d'images satellitaires acquises dans le visible et le proche infrarouge ([Heilman et al., 1982](#); [Choudhury](#)

et al., 1994; Hunsaker et al., 2003, 2005; Tasumi et al., 2007; Duchemin et al., 2006 ; Er-Raki et al., 2007, Hadria et al, 2009; Campos et al, 2010; Gonzalez-Dugo et al, 2013; Consoli et Vanella, 2014; Poças et al., 2015; Saadi et al., 2015 ; Jin et al., 2017). Rajan and Maas (2014) ont proposé la notion de « spectral crop coefficient », K_{sp} . Dans cette méthode, le K_{sp} est calculé à partir du taux de couverture des couverts (FCover) estimé à partir du NDVI. Ils démontrent que, sur des parcelles ayant des stratégies d'irrigation différentes (sec à entièrement irrigué), l'utilisation du K_{sp} permet de reproduire assez fidèlement les ETR mesurés. Saadi et al. (2015) ont utilisé l'outil SAMIR (*Satellite monitoring of irrigation ; Simonneaux et al., 2009*) pour simuler l'ETR et les volumes d'irrigation de plusieurs périmètres irrigués dans la plaine du Kairouan en Tunisie. Ce modèle basé sur la méthode FAO, utilise également le NDVI, issu d'images satellitaires, pour estimer le K_{cb} via une relation linéaire.

Les méthodes résiduelles consistent à résoudre le bilan d'énergie des cultures. Les modèles qui permettent de simuler le bilan d'énergie sont plus complexes que les modèles reposant sur l'approche FAO car ils décrivent des processus physiques de façon généralement mécaniste. Ils nécessitent de ce fait un grand nombre de variables d'entrée dont certaines, comme la hauteur du couvert par exemple, sont rarement disponibles sur de grandes surfaces. Ces modèles sont nombreux et se divisent en deux grandes catégories: les modèles à simple source (Bastiaanssen, 2003 ; Su, 2002 ; Roerink et al., 2000 ; Boulet et al, 2000 ; Blonquist et al., 2010) et les modèles à double source (Braud et al., 1995 ; Sanchez, 2008 ; Gentile et al., 2007). Les modèles à simple source ne distinguent pas l'évaporation du sol de la transpiration de la végétation contrairement aux modèles à double source (voir revue Kalma et al., 2008). Ces deux catégories de modèles simulent l'évolution de la température du couvert à une fréquence élevée (infra-horaire) et leur application sur de grandes surfaces, requiert des observations spatialisées et fréquentes de températures de surface. Or, avec les capteurs actuellement en orbite, la communauté scientifique ne dispose pas de températures de surfaces adaptées au suivi des cultures, c'est-à-dire acquises avec une haute résolution spatiale (décamétrique) et temporelle (quotidienne). Un projet de mission spatiale est à l'étude, depuis plusieurs années, dont l'objectif est de fournir des images thermiques avec des capacités de revisite de 1 à 3 jours et une résolution spatiale d'environ 60 m.

Lorsque j'ai débuté mes travaux, de nombreux satellites d'observation de la Terre (LANDSAT, SPOT) fournissaient des images acquises dans le visible et l'infrarouge (proche et moyen) à haute résolution spatiale (10 à 30 m) mais avec une répétitivité temporelle insuffisante (une image par mois en moyenne) pour suivre la dynamique des cultures. L'arrivée des images Sentinel-2 acquises avec une haute résolution spatiale (10 m) et temporelle (5j) offrait de nouvelles perspectives pour le suivi des cultures sur de grandes surfaces. J'ai donc choisi d'utiliser un modèle permettant de combiner l'approche FAO « dual crop » et les données de télédétection : le modèle SAFYE (Duchemin et al., 2008, Duchemin

et al., 2015). Ce modèle peut être couplé aux images satellitaires via l'indice de surface foliaire, le LAI (Leaf Area Index, m² de feuilles/m² de sol) ce qui constituait, au vu de mes objectifs, un atout majeur. En effet, le LAI outre le fait d'être accessible par télédétection, est, contrairement au NDVI, une variable biophysique qui joue un rôle clé dans les échanges entre la plante et l'atmosphère. Les relations linéaires utilisées pour relier le Kcb au NDVI sont faciles à mettre en œuvre mais elles dépendent de la végétation étudiée et leur application nécessite une calibration *in situ*, souvent non exhaustive, ou l'aide d'un modèle plus complexe (Neale, 2012). Le modèle SAFYE me semblait être le bon compromis robustesse/complexité. Il existe d'autres modèles qui ont des formalismes proches du modèle SAFYE. Parmi eux, on peut citer les modèles Pilote (Mailhol et al., 1997), SAMIR (Simonneaux et al, 2009), AquaCrop (Steduto et al., 2009), PolyCrop (Nana et al., 2014), et AqYield (Constantin et al., 2015). Mais aucun ne permet un couplage direct avec la télédétection via le LAI.

Les images Sentinel-2 n'étaient malheureusement pas disponibles lorsque j'ai débuté mes travaux de recherche mais j'ai pu bénéficier de nombreuses images à haute résolution spatiale (LANDSAT, SPOT et FORMOSAT) acquises dans le cadre de divers programmes SPOT4-TAKE5 et SPOT5-TAKE5 (<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp>) pilotés par le CESBIO (O. Hagolle, IR CNES/CESBIO).

Stratégie de spatialisation

Plusieurs méthodes ont été développées pour spatialiser les modèles. Elles visent toutes à réduire au moyen d'ajustement de variables ou de paramètres la distance entre la variable d'observation simulée par le modèle et la variable d'observation issue de mesures locales ou spatialisées. Parmi ces méthodes, on peut citer :

- La calibration, qui consiste à réduire les écarts entre les variables simulées par le modèle et les variables mesurées en ajustant un ou plusieurs paramètres du modèle sur une chronique suffisamment longues pour rendre compte d'une large gamme de conditions environnementales. Les variables dérivées des données de télédétection, comme le LAI ou le NDVI, peuvent ainsi être utilisées comme des variables de contrôle du modèle pour retrouver certains paramètres difficiles à estimer comme le Kcb, par exemple. Cette méthode pose le problème de la validité des valeurs obtenues en dehors du domaine d'apprentissage.

- L'assimilation qui consiste à ajuster, à un instant donné ou pour une période donnée, les variables d'état (*e.g.* LAI, ETR) et/ou les paramètres du modèle de fonctionnement (*e.g.* vitesse de croissance racinaire, coefficient d'évapotranspiration), en conservant la compatibilité de ce réajustement avec la chronique d'évolution de ces variables. Avec cette

méthode, les observations sont soit: (1) injectées séquentiellement au fur et à mesure de leur disponibilité ce qui permet, par des techniques de filtrage (e.g : Kalman Ensemble (Evensen et al., 2000)), de corriger les états prédits par le modèle; soit (2) accumulées sur des fenêtres temporelles pour ajuster l'état initial et/ou les paramètres du modèle (assimilation variationnelle). Ces techniques ont été largement appliquées dans les domaines de l'hydrologie et plus récemment des SVAT (Ottlé and Mahfouf, 2016). La principale limitation de ces approches provient de la difficulté à estimer les incertitudes des variables d'état, des observations et des paramètres des modèles.

Plusieurs travaux de recherche menés avec le modèle SAFYE ont montré que la calibration conduisait à des estimations fiables des biomasses et rendements de blés irrigués en région semi-aride (Duchemin et al., 2008; Benhadj, 2008; Hadria et al., 2009; Fieuzal et al., 2011; Duchemin et al., 2015). J'ai choisi de conserver cette méthode et de l'évaluer dans un nouveau contexte. Elle a été améliorée au cours des différentes thèses que j'ai encadrées. Un résumé de ces améliorations est présenté dans le chapitre III.

Une partie de mes travaux a consisté à collecter les données indispensables à la spatialisation du modèle. J'ai pour cela coordonné plusieurs campagnes de mesures de terrain de 2006 à 2013.

LAI, FAPAR, FCover

Une importante partie de mes travaux de recherche a été consacrée à évaluer différentes méthodes d'estimation du LAI, et dans une moindre mesure du FAPAR (Fraction de Rayonnement Photosynthétiquement Actif Absorbé) et du FCover (Fraction de couverture végétale). Il existe différentes méthodes d'estimation de ces variables : des méthodes *in situ* et des méthodes spatialisées.

- Les méthodes *in situ*, se divisent en deux grandes catégories : les méthodes dites directes, soit destructives soit basées sur des relations allométriques, et les méthodes indirectes, basées sur des mesures de rayonnement.

- Les méthodes spatialisées sont basées sur le traitement des images de télédétection. Elles peuvent être classées en deux catégories : les méthodes empiriques (basées sur des calculs d'indices spectraux) ou physiques (basées sur l'utilisation de modèles de transfert radiatifs).

En 2004, lorsque j'ai débuté ce travail, les questions relatives à la validité et la généralité de ces méthodes étaient encore nombreuses. La plupart des méthodes indirectes (*in situ et spatialisées*) avaient été testées sur des forêts mais peu de travaux avaient été menés sur les cultures. Mes premières années de recherche, ont donc été consacrées à l'estimation (1) du LAI *in situ* à partir de photographies hémisphériques et (2) du LAI spatialisé à partir d'images de télédétection.

Les principaux résultats de ces travaux sont présentés dans les chapitres I et II de ce manuscrit.

Kcb, Réserve Utile, Variables météorologiques

Comme discuté précédemment, le Kcb est également une variable clé de l'estimation de l'évapotranspiration des cultures. Dans le cadre du projet MAISEO, deux méthodes d'estimations ont été comparées: le Kcb estimé à partir de tables fournies par la CACG, dépendant des stades phénologiques, et le Kcb estimé par SAFYE à partir du LAI issu des images de télédétection.

L'ETR est également pilotée par une autre variable clé : la réserve utile (RU). Cette variable traduit la quantité d'eau que le sol peut absorber et restituer à la plante. Elle dépend des propriétés hydrodynamiques du sol. Les agronomes ont proposé des estimations de la RU à partir d'expériences au champ en analysant 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 le sol et la plante sont intimement liés. L'architecture racinaire et l'hétérogénéité du sol (compacité, présence de cailloux, etc.) influencent le mode de répartition des racines dans le sol et donc la RU.

La définition et les méthodes d'estimation de la RU sont des débats récurrents dans la communauté scientifique. Elle peut être mesurée par l'écart entre deux points d'humidité remarquables : l'humidité à la « capacité au champ » correspondant à la capacité de rétention maximale en eau du sol et celle au « point de flétrissement » à partir de laquelle la plante ne peut plus prélever d'eau, flétrit, puis meurt. Ces valeurs dépendent de la texture du sol et peuvent être estimées à partir des pourcentages de sable, de limon et d'argile et de lois dites de pédotransfert ([Jamagne et al., 1977](#); [Wösten et Nemes, 2004](#); [Bruand et al., 2003](#)). Toutefois le domaine de validité de ces lois est restreint aux types de sols pour lesquels elles ont été établies. De plus, elles sont rarement applicables à des sols caillouteux ([Tétégan et al., 2011](#)) qui représentent jusqu'à 30% des sols d'Europe. Des travaux ont également été conduits pour estimer la RU à partir de l'inversion des modèles de cultures ([Guérif et al, 2000](#) ; [Casa et al., 2012](#), [Streelash et al, 2017](#)). Ils concluent sur le fort potentiel des modèles de cultures pour l'estimation des caractéristiques des sols et sur le besoin d'un plus grand nombre de mesures et d'études spatialisées pour améliorer leur robustesse.

Dans la thèse de [Marjorie Battude \(2017\)](#), nous avons comparé trois méthodes d'estimations de la RU : à partir de mesures *in situ* et d'une carte pédologique fournissant la profondeur du sol ou la profondeur d'enracinement.

Comme pour la RU ou le Kcb, il existe différentes méthodes d'estimation des variables météorologiques (pluie, rayonnement, T°) utilisées en entrée du modèle SAFYE. Elles

peuvent être estimées soit localement, avec des stations de mesures météorologiques, soit, à l'échelle du territoire, par le biais de modèles météorologiques.

L'impact des différentes méthodes d'estimation des variables clés (Kcb, RU et données météorologiques), sur les sorties du modèle, a été évalué et les principaux résultats sont présentés dans le troisième et dernier chapitre. Dans ce chapitre, sont également présentés les résultats issus des travaux de calibration et de validation du modèle.

Chapitre I : LAI des cultures par photographies hémisphériques

Depuis les années 70, de nombreuses méthodes ont été développées pour estimer le LAI (Leaf Area Index) *in situ*. Elle peuvent être classées en deux catégories : les méthodes directes et indirectes (voir [review de Fassnacht et al., 1994](#); [Kussner and Monsandl, 2000](#) ; [Jonckheere et al, 2004](#) ; [Weiss et al, 2004](#)).

Les méthodes directes consistent à estimer les surfaces foliaires soit à partir d'échantillons collectés sur le terrain (mesures destructives) soit à partir de relations allométriques (mesures non destructives) établies, au préalable, à partir de mesures destructives. Ces méthodes sont coûteuses en temps et souvent fastidieuses. Néanmoins, elles demeurent indispensables pour l'évaluation des méthodes indirectes.

Les méthodes indirectes reposent sur l'utilisation d'instruments qui mesurent la fraction de rayonnement incident transmise au sol par les couverts, appelée transmittance ou fraction de trous, à partir de laquelle est estimé le LAI. De nombreux instruments ont été proposés : le LAI-2000 Plant Canopy Analyzer (LI-COR, Lincoln, Nebraska USA), l'AccuPAR (Decagon Devices, Inc., Pullman, Washington, USA), le Tracing Radiation and Architecture of Canopies (TRAC, 3rd Wave, Ontario Canada), le SunScan (Delta-T device, UK), les photographies hémisphériques et d'autres encore (voir revue [Jonckheere et al., 2004](#)). Ces mesures sont rapides à acquérir et permettent de réaliser un échantillonnage spatial et temporel plus important qu'avec les mesures destructives. Le modèle généralement utilisé pour estimer le LAI repose sur la loi de Poisson ([Monsi et Saeki, 1953](#) ; [Warren Wilson, 1963](#); [Ross and Nilson, 1965](#); [Welles and Norman, 1991](#)). Cette loi suppose une décroissance exponentielle du rayonnement transmis et repose sur une hypothèse forte : le milieu est considéré comme turbide c'est-à-dire homogène. Or cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée et l'utilisation de cette loi conduit généralement à une sous-estimation des valeurs de LAI estimées par les méthodes directes ([Chen and Cihlar, 1995](#); [Stenberg, 1996](#); [Cohen et al., 1997](#); [Jonckheere et al., 2004](#)).

[Chen and Black \(1992\)](#) ont donc proposé une version modifiée de la loi de Poisson qui intègre un facteur d'agrégation permettant de tenir compte de la structure (organisation spatiale) du couvert appelé également le clumping index ([Nilson, 1971](#)). En effet, on rencontre dans la plupart des couverts différents niveaux d'agrégation: feuilles groupées autour d'un rameau, rameaux groupés autour de la plante ou plantes agrégées en rangées dans le cas des cultures, par exemple. Les travaux de [Chen et Black \(1992\)](#) ont montré que ce facteur permettait de mieux décrire la variation directionnelle de la fraction de trou et conduisait donc à une amélioration de l'estimation du LAI. De nombreux travaux ont suivi et

ont confirmé leurs résultats ([Baldocchi et Collineau, 1994](#) ; [Bréda, 1994](#); [Dufrêne and Bréda, 1995](#) ; [Leblanc et al., 2005](#)).

En 2004, lorsque j'ai débuté mes recherches sur l'estimation du LAI, un regain d'intérêt apparaissait pour l'utilisation des photographies hémisphériques due à l'avènement du numérique. Et, la majorité des travaux publiés sur l'estimation du LAI à partir de photographies hémisphériques portaient sur les forêts ([Bonhomme and Chartier, 1972](#), [Lemeur, 1974](#), [Chen et al, 1991](#) ; [Whitford et al, 1995](#), [Van Gardingen et al., 1999](#) ; [Macfarlane et al., 2000](#) ; [Frazer et al. 2001](#) ; [Hale and Edward, 2002](#)) ou des cultures de milieu semi-arides avec des photographies argentiques ([Levy and Jarvis, 1999](#)). J'ai donc cherché à évaluer le potentiel des photographies hémisphériques numériques pour l'estimation du LAI des cultures. Cette évaluation a été réalisée en comparant les estimations issues des photographies hémisphériques à des mesures destructives. J'ai coordonné, pour cette étude, plusieurs campagnes de mesures *in situ* en 2004, 2005, 2006, 2008 et 2013, sur différentes cultures : blé, soja, maïs et tournesol. Ce travail a conduit à la publication d'un article ([Demarez et al, 2008](#) ; Annexe I).

1. Définitions : LAI, GLAI, PAI, GPAI, GAI

Pour les cultures, l'indice foliaire **LAI** (Leaf Area Index) est défini comme la moitié de la surface totale foliaire par unité de surface de sol (m^2/m^2) . Les surfaces vertes jouent un rôle dans les processus de photosynthèse et de transpiration, ce qui conduit à définir un indice foliaire vert, le **GLAI** (Green Leaf Area Index). Dans certains cas, d'autres organes verts, photosynthétiquement actifs tels que les tiges, pétioles ou fruits, peuvent intervenir dans ces processus et doivent donc être considérés: on peut donc définir alors un indice de surface verte, le **GPAI** (Green Plant Area Index) comprenant les feuilles et tout autre organe vert. L'ensemble des éléments du couvert indépendamment de leur potentielle activité photosynthétique est défini par le **PAI** (Plant Area Index) qui inclue donc les éléments verts (tiges, feuilles) et non verts (troncs, branches, fleurs, ...)([F. Baret, 2016](#)).

Les **LAI**, **GLAI**, **GPAI** et **PAI** des cultures peuvent être estimés à partir de méthodes directes. Toutefois, la distinction entre les surfaces vertes et non vertes est une opération, plus ou moins aisée selon le type de couvert et les stades de développement : les surfaces vertes et non vertes des feuilles et épis en cours de sénescence, sont souvent difficiles à quantifier, par exemple. Cette évaluation est donc souvent longue, fastidieuse et soumise à la subjectivité de l'opérateur. De plus, les échantillons prélevés doivent être représentatifs de la zone d'étude ce qui limite l'application de ces méthodes à de faibles étendues ([Jonckere et al, 2004](#)).

Les mesures directes sont indispensables pour la calibration des mesures indirectes mais leur exploitation requiert beaucoup de temps et de main d'œuvre limitant leur application à des suivis très localisés. C'est la raison pour laquelle ont été développées des méthodes indirectes mieux adaptées au suivi de grandes surfaces.

La plupart des capteurs *in situ* utilisés pour les méthodes indirectes mesurent une fraction de trous à partir de laquelle les surfaces foliaires sont estimées. Toutefois de nombreux capteurs (LAI-2000, DEMON, TRAC, AccuPAR, Sunscan) ne permettent pas de distinguer les éléments verts et non verts du couvert. Ils fournissent donc une estimation du PAI. Les photographies permettent de faire cette distinction. Lorsque que les surfaces vertes sont majoritaires, les photographies fournissent une estimation du GPAI. L'estimation du GPAI peut s'apparenter au GLAI lorsque les feuilles sont prépondérantes dans le couvert.

L'estimation du PAI (ou GPAI ou GLAI) à partir de la fraction de trou, notée par la suite $T(\theta)$, nécessite de poser des hypothèses sur la structure du couvert. Dans la plupart des méthodes indirectes, $T(\theta)$ est calculée à partir de Loi de Poisson, tirée de la formule de [Miller \(1967\)](#). Cette loi suppose une variation zénithale (θ) de la transmittance, selon l'équation suivante (Eq 2).

$$T(\theta) = e^{-PAI * G(ALA, \theta) / \cos(\theta)} \quad \text{Eq. 2}$$

où θ : direction selon laquelle est mesurée la fraction de trou

G : proportion de surface foliaire efficace d'interception du rayonnement incident

Il existe différentes expressions pour modéliser G. Celle présentée ici est fonction de θ et de l'angle moyen d'orientation des éléments du couvert (ALA : Average Leaf Angle) [Strebel \(1985\)](#).

Dans cette formulation, le milieu est considéré comme turbide (éléments du couvert distribués aléatoirement, de façon homogène). Or cette hypothèse d'homogénéité est rarement vérifiée *in situ*. Cette loi conduit donc à estimer une valeur « **effective** » du PAI (PAI_{eff}).

De plus, l'application de cette loi repose sur la mesure de la fraction de trou dans toutes les directions de l'hémisphère, difficilement mesurable en pratique. Pour les photographies hémisphériques, par exemple, on utilise la fraction de trou mesurée pour des angles (θ) situés entre 0 et 60°, au-delà de 60° la résolution des images étant trop faible. Pour le LAI-2000, les angles peuvent varier entre 13° et 74° (Figure I-1). A partir de ces méthodes, on estime donc une valeur de **PAI effectif** dite « **apparente** » qui, pour les parties vertes devient le **GPAI effectif apparent**. Etant donné que la proportion des éléments (tiges et feuilles) vus par le capteur varient selon l'échantillonnage directionnel, la plante n'est pas

toujours vue dans son intégralité. On utilise donc *in fine* le terme **GAI** (Green Area Index) **effectif** (**GAI_{eff}**) au lieu de GPAI.

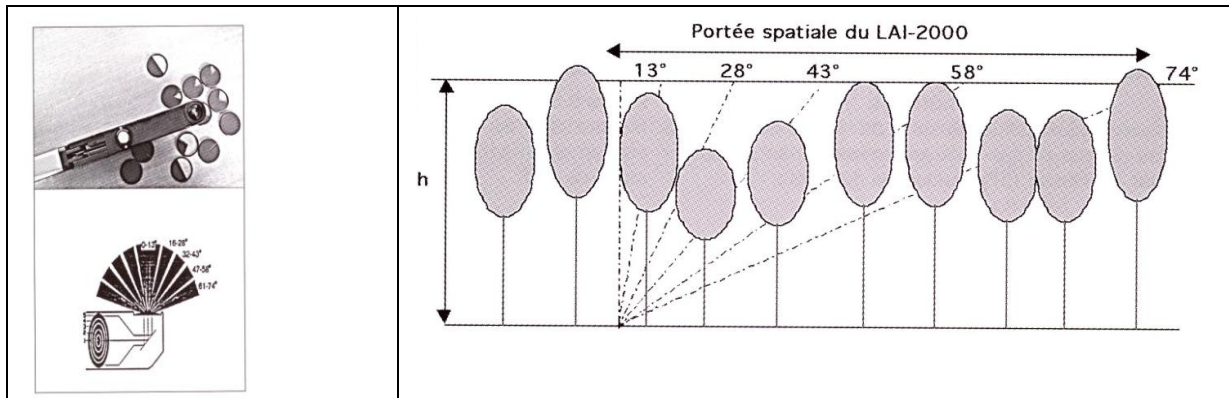


Figure I-1: Photo en haut à gauche : lentille (Fish-Eye) du LAI-2000. Schémas en bas à gauche et à droite : angles d'acquisitions du LAI-2000 (13° à 74°).

Dans CAN-EYE, une autre notion a été introduite, celle de **GAI « vrai »**. Cette estimation permet de tenir compte, dans une certaine mesure, de l'agrégation des éléments dans le couvert. Elle est calculée à partir de la formulation proposée par [Chen and Black \(1992\)](#) (Eq 3). Le GAI effectif (**GAI_{eff}**) est donc remplacé dans la loi de Poisson, par le produit :

$$GAI_{eff} = \lambda(\theta, ALA) \times GAI_{vrai} \quad Eq. 3$$

Cette nouvelle loi est qualifiée, dans la suite du document, de loi de Poisson modifiée. Le coefficient d'agrégation (λ) dépend ici de l'angle moyen d'orientation des feuilles (ALA) et de la direction (θ). Il est, la plupart du temps, compris entre 0 (>0, couvert agrégé) et 1 (couvert turbide).

La liste des variables accessibles par les méthodes directes et indirectes est résumée dans le tableau suivant :

	Feuilles	Tous les organes	Photosynthétiquement actif (vert)	Photosynthétiquement inactif (non vert)	Méthodes
LAI	✓		✓	✓	Directes
GLAI	✓		✓		Directes
PAI		✓	✓	✓	Directes
GPAI		✓	✓		Directes
GAI Effectif		en partie seulement	✓		Indirectes (Poisson)
GAI Vrai		en partie seulement	✓		Indirectes (Poisson modifiée)

Tableau I-1: LAI, GLAI, PAI, PAI et GAI effectif et vrai et les méthodes de mesure associées. Toutes les variables sont exprimées en m²/m².

2. Outils et méthodes

2.1 Pourquoi les photographies hémisphériques ?

Les raisons qui m'ont incitée à privilégier l'utilisation des photographies hémisphériques sont listées ci-dessous:

- Contrairement aux autres capteurs, l'utilisation d'un appareil photographique permet de réaliser des mesures prises par-dessus le couvert (appareil photo orienté vers le sol).
- Les photographies permettent de vérifier en temps réel la qualité des mesures (distance capteur-canopée, horizontalité, exposition, ombre portée opérateur, etc.) et donc de refaire la mesure, si nécessaire.
- Elles permettent de distinguer les organes photosynthétiquement actifs (verts) des autres (non verts).
- Les mesures peuvent être acquises sous différentes conditions d'éclairement (plus ou moins nuageuses) contrairement aux LAI-2000, TRAC ou Demon, par exemple. Le LAI-2000, nécessite des acquisitions en conditions d'éclairement diffus stables (donc soit au lever soit au coucher du soleil). Les acquisitions en conditions nuageuses sont possibles mais nécessitent, l'utilisation de deux instruments (un situé hors couvert et un sous couvert) pour des acquisitions en simultané. Cette contrainte alourdit considérablement le protocole et rend le coût rédhibitoire. Le TRAC ([Leblanc et al., 2002](#)) ou le DEMON (CSIRO, Canberra, Australie) reposent sur des mesures de rayonnement direct qui requièrent un temps ensoleillé et plusieurs passages (3 minimum) à différentes heures de la journée. Cette contrainte alourdit considérablement le protocole et réduit également le nombre de jours favorables aux prises de mesures. Le SunCan et l'AccuPAR fonctionnent sous différentes conditions nuageuses (car équipé d'un capteur indépendant situé hors couvert) et sont équipés de nombreux capteurs (80 à 100) permettant un bon échantillonnage spatial mais comme les précédents, ne permettent pas de distinguer les parties vertes et non vertes de la végétation.

2.2 Pourquoi CAN-EYE ?

Lorsque j'ai débuté ces travaux il existait de nombreux logiciels de traitement de photographies hémisphériques: Winscanopy (Regent Instruments, Quebec, Canada), GLA (Forest Renewal BC, [Frazer et al., 1999](#)), CIMES ([Walter J.M., 2005](#)), CAN-EYE (INRA, [Weiss, 2008](#)) ou encore Hemiview (Delta-T Device). Parmi ces logiciels, j'ai choisi d'utiliser le logiciel CAN-EYE (<http://www6.paca.inra.fr/can-eye>), développé en 2004, par Marie Weiss et Frédéric Baret de l'INRA d'Avignon, pour les raisons suivantes:

- Tout d'abord ce logiciel est en accès libre et une maintenance est assurée par Marie Weiss (EMMAH, INRA Avignon).
- Il permet de traiter les photographies par lot, ce qui accélère les temps de traitements et s'avère particulièrement pertinent lorsqu'on souhaite échantillonner de grandes surfaces.
- La distinction entre les pixels "végétation" et les pixels "non végétation" est réalisée à l'aide d'une classification supervisée plus robuste qu'une méthode basée sur l'utilisation de seuils (Jonckheere et al, 2004) comme proposé dans les autres logiciels tels que GLA (Forest Renewal BC, Frazer et al., 1999) ou Winscanopy (Regent Instruments, Quebec, Canada).
- Il fournit une estimation du GAI_{eff} , du GAI_{vrai} et du coefficient d'agrégation alors que les autres capteurs fournissent uniquement le GAI_{eff} . CAN-EYE fournit également le FCover et le FAPAR.
- Et pour finir, les outils interactifs développés autour de cet outil facilitent les étapes de traitements et d'analyses.

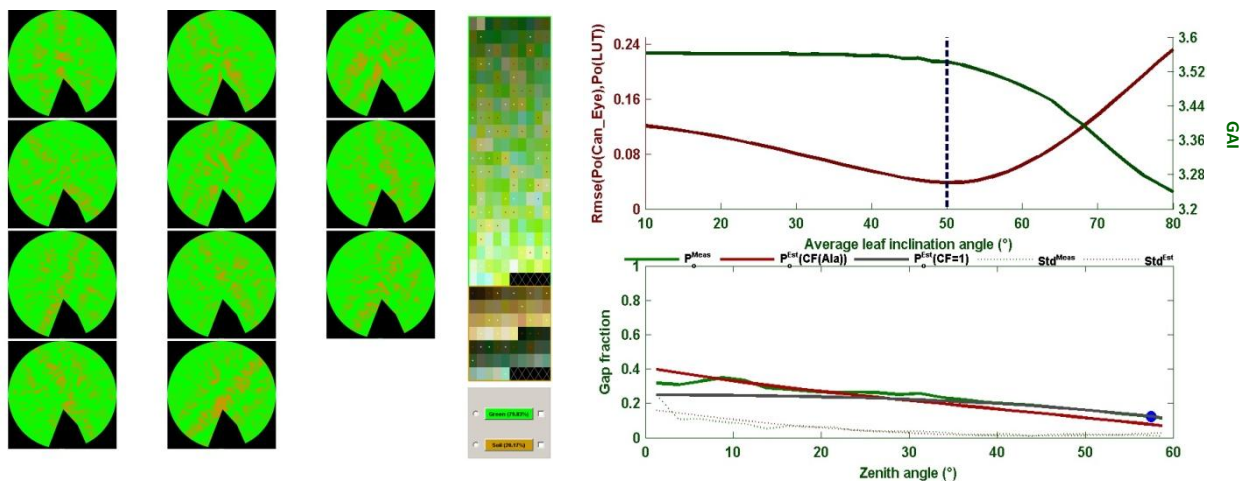
2.3 Principe du logiciel CAN-EYE

L'ensemble des traitements réalisés par CAN-EYE sont détaillés dans Demarez et al. (2008) (Annexe I) et Garrigues et al. (2008). Je ne reprendrai ici que les principales étapes.

CAN-EYE permet de réaliser une classification des photographies en distinguant les pixels de végétation verte des autres (végétation non verte, sol ou ciel) (Figure I-2a). La fraction de trou directionnelle $T(\theta)$ est ensuite calculée à partir des images classées pour les angles zénithaux situés entre 0 et 60°. Les GAI effectifs et vrais sont ensuite estimés en minimisant la distance (RMSE) entre les fractions de trou mesurées, issues du traitement des photos (T_{mes}), et celles modélisées (T_{mod}) avec les lois de Poisson (Eq. 2) et de Poisson modifiée (Eq. 3) (Figure I-2b, graphique du bas). Cette distance est calculée à partir de la fonction coût donnée par l'équation 4. Un exemple de fonction coût est donné dans la Figure I-2b.

$$J_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{Nb_Zenit_Dir} (T_{mod}(\theta_i) - T_{mes}(\theta_i))^2}{\sigma(T_{mes}(\theta_i))}} + \frac{ALAMod - 60}{30} \quad Eq\ 4$$

Avec Nb_Zenith_Dir = Nombre de direction de visée, Tmod = Fraction de trou modélisée, Tmes = Fraction de trou mesurée, σ : écart-type, ALA = Angle foliaire moyen.



a) (b)

Figure I-2 : (a) Classification réalisée sur un lot de photos prises en 2008 sur une parcelle de maïs (en vert : pixels végétation, en marron : pixels sol nu). L'appareil photo est situé au-dessus du couvert, orienté vers le sol (position « downward »). (b) Figure du haut : évolution de la fonction coût (courbe rouge) et du GAI_{vrai} (courbe verte) en fonction du ALA (angle foliaire moyen : Average Leaf inclination angle). L'intersection entre les courbes et la droite verticale (pointillés) indique les valeurs de GAI_{vrai} et ALA estimées par CAN-EYE. (b) Figure du bas : Transmittance mesurée (notée Gap fraction : trait continu vert) issue du traitement des photos et transmittance modélisée par la loi de Poisson (trait continu gris) et Poisson modifiée (trait continu rouge). En Abscisse : direction d'observation (2.5° à 60°).

2.4 Protocole de mesure

Trois appareils photo ont été utilisés pour réaliser les photographies hémisphériques: le Nikon Coolpix 4500, le Nikon Coolpix 8400 (Figure I-3a) et l'Olympus E3 (Figure I-3b), équipés chacun d'un objectif Fish-Eye.



Figure I-3: a) Appareil photo Nikon 8400 et son Fish-Eye FC E8 et b) Olympus E3 et son Fish-Eye Zuiko 14-54 1: 2.8-3.5

Les photos sont traitées par lot. Chaque lot contient de 10 à 13 photos qui permettent d'échantillonner une surface d'environ 20m x 20, appelée ESU (Elementary Sample Unit, cf. Chapitre II).

Depuis 2004, plusieurs versions de CAN-EYE ont été développées. Les photographies ont donc été retraitées à chaque nouvelle version de CAN-EYE (de la version 3 à la version 6), ce qui correspond à plusieurs milliers de photos traitées. Les résultats présentés ici sont issus de la version 6 de CAN-EYE.

Parallèlement aux acquisitions photographiques, les mesures destructives de GLAI et de GPAI ont été réalisées via des méthodes directes (planimétrie) ou allométriques (tournesol en 2013). Ces mesures ont été acquises au cours de plusieurs campagnes *in situ* réalisées en 2004, 2005, 2006, 2008 et 2013 sur du blé, du maïs, du soja et du tournesol qui sont les cultures représentatives de la région. Les suivis ont été réalisés tout au long de la saison de croissance. Des suivis plus fréquents ont été réalisés pour le maïs et le tournesol qui étaient au cœur des travaux de thèses de [S. Duthoit \(2006\)](#), [M. Claverie \(2012\)](#) et [M. Battude \(2017\)](#). Les protocoles sont détaillés dans [Demarez et al. \(2008\)](#) et [Morin \(2014\)](#). Les mesures directes ont été comparées aux estimations de GAI_{vrai} et GAI_{eff} issues des photographies hémisphériques.

3. Principaux résultats

Les comparaisons entre les différentes estimations de GAI sont présentées dans la Figure I-4. Les analyses ont été réalisées à partir des indicateurs listés dans les Tableaux I-2, I-3, I-4 et I-5, calculés pour l'ensemble des cultures (blé, soja, tournesol, maïs) et par culture.

Les plus fortes corrélations sont observées entre le GAI_{eff} et le $GLAI_{dest}$ (Tableau I-2, Figure I-4a) avec toutefois une légère sous-estimation (biais toutes cultures confondues = - 0.20 m²/m²). L'erreur relative globale (RRMSE) est de l'ordre de 30%. On observe toutefois des différences entre les cultures. Les plus fortes sous-estimations sont observées pour le maïs (biais = - 0.65 m²/m²) et une légère surestimation est observée pour le blé (biais = 0.12 m²/m²). Cette sous-estimation est accentuée lorsqu'on compare le GAI_{eff} au $GPAI_{dest}$ (tiges prises en compte). Dans ce cas, l'erreur relative s'élève à 40% (Tableau I-3, Figure I-4b) et le biais moyen à -0.51 m²/m².

Les GAI_{vrai} conduisent à de fortes surestimations (biais = 0.91 m²/m²; Tableau I-4, Figure I-4c) avec des erreurs relatives globales d'environ 65%. Ces surestimations sont réduites lorsqu'on compare le GAI_{vrai} au $GPAI_{dest}$ (biais = 0.59 m²/m²; Tableau I-5, Figure I-4d) avec une erreur globale relative qui diminue à 47%. La plus forte surestimation est observée pour le tournesol (biais = 0.86 m²/m²; Tableau I-5) et la plus faible pour le blé (biais = 0.13 m²/m², Tableau I-5).

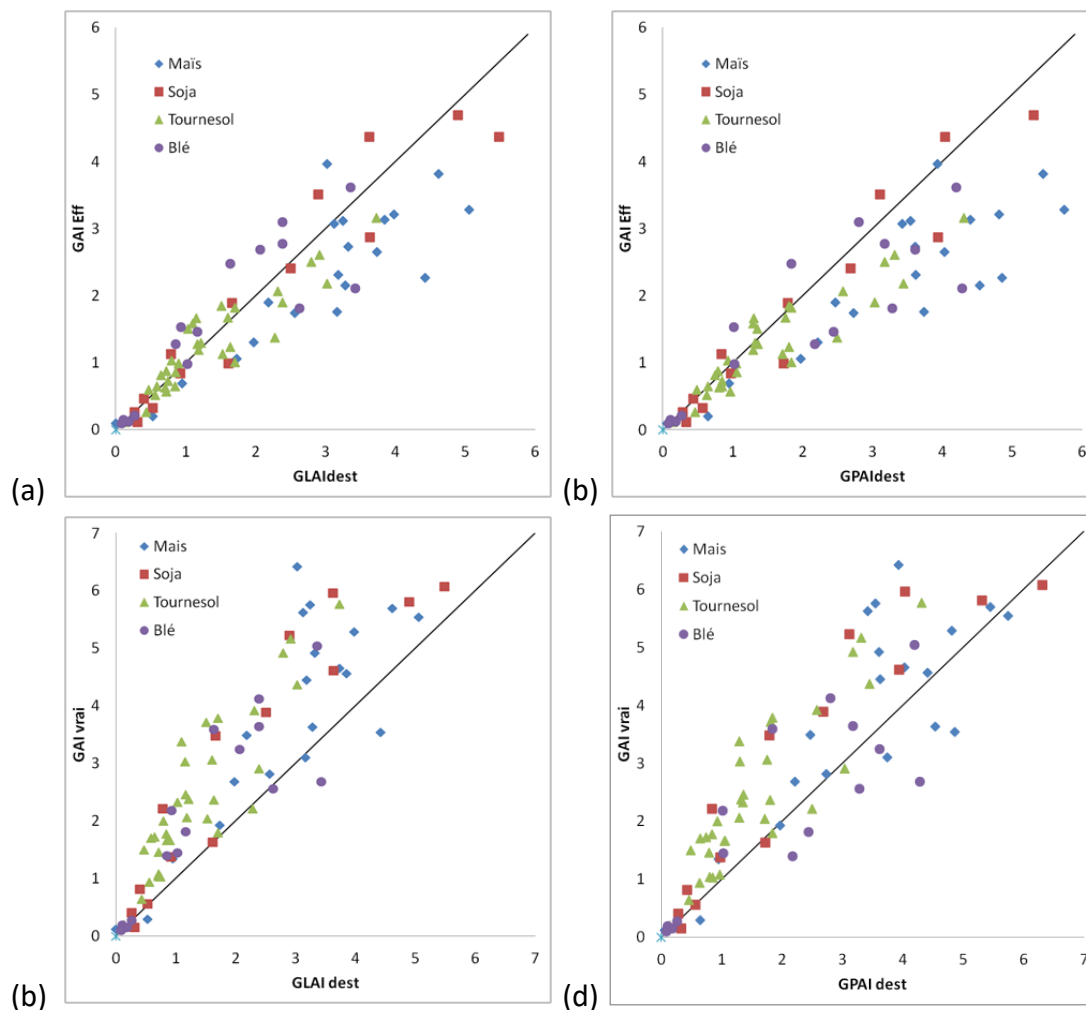


Figure I-4: (a) Comparaison des GAI_{eff} vs $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures (maïs, soja, tournesol, blé). (b) GAI_{eff} vs $GPAI_{dest}$ (c) GAI_{vrai} vs $GLAI_{dest}$ (d) GAI_{vrai} vs $GPAI_{dest}$.

	r^2	RMSE	RRMSE(%)	Biais	Pente	Nombre
4 cultures	0,91	0,61	32,41	-0,20	0,85	83
Mais	0,88	0,92	33,41	-0,65	0,76	21
Soja	0,96	0,50	23,63	-0,10	0,94	14
Tournesol	0,92	0,36	26,38	-0,09	0,88	33
Blé	0,88	0,57	37,77	0,12	1,01	15

Tableau I-2: Résultats des comparaisons entre GAI_{eff} et $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures.

	r^2	RMSE	RRMSE(%)	Biais	Pente	Nombre
4 cultures	0,91	0,88	40,02	-0,51	0,73	83
Mais	0,89	1,33	41,86	-1,07	0,66	21
Soja	0,95	0,68	29,37	-0,30	0,85	14
Tournesol	0,92	0,52	33,11	-0,28	0,77	33
Blé	0,87	0,85	41,79	-0,41	0,75	15

Tableau I-3: Résultats des comparaisons entre GAI_{eff} et $GPAI_{dest}$ pour les différentes cultures.

	r^2	RMSE	RRMSE(%)	Biais	Pente	Nombre
4 cultures	0,89	1,23	65,45	0,91	1,38	83
Mais	0,86	1,31	47,36	0,85	1,28	21
Soja	0,94	1,21	57,41	0,90	1,34	14
Tournesol	0,89	1,26	92,08	1,06	1,66	33
Blé	0,87	1,02	67,76	0,66	1,35	15

Tableau I-4: Résultats des comparaisons entre GAI_{vrai} et $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures.

	r^2	RMSE	RRMSE(%)	Biais	Pente	Nombre
4 cultures	0,88	1,03	47,30	0,59	1,18	83
Mais	0,86	1,06	33,20	0,43	1,11	21
Soja	0,93	1,05	45,33	0,70	1,21	14
Tournesol	0,88	1,08	68,96	0,86	1,45	33
Blé	0,83	0,88	43,00	0,13	1,00	15

Tableau I-5 : Résultats des comparaisons entre GAI_{vrai} et $GPAI_{dest}$ pour les différentes cultures.

4. Analyse

Une analyse de ces résultats a permis d'identifier les principales sources d'erreurs sur l'estimation du GAI. Cette analyse est détaillée dans [Demarez et al. \(2008\)](#) et un résumé est présenté ici.

4.1. Effets liés au protocole d'acquisition

4.1.1 Acquisition en mode Upward ou Downward

L'appareil photo peut être placé sous le couvert, dirigé vers le ciel (configuration « upward », Figure I-5b) ou bien placé au-dessus du couvert et dirigé vers le sol (configuration « downward », Figure I-5a).



a)

b)

Figure I-5: Photographies prises en 2006 sur une parcelle de tournesol. a) Configuration « downward ». b) Configuration « upward ».

Des comparaisons ont été réalisées entre les estimations de GAI_{eff} issues des configurations « downward » et « upward » sur une parcelle de maïs, de blé et de tournesol (Figure I-6). Les RRMSE sont de l'ordre de 40%. Les estimations « upward » sont globalement supérieures aux estimations « downward » (biais = 0.44). Les estimations « downward » sont surtout sensibles aux éléments situés dans les strates supérieures du couvert, principalement les feuilles, ce qui explique la meilleure corrélation observée avec le $GLAI_{dest}$ (Figure I-4, Tableau I-2).

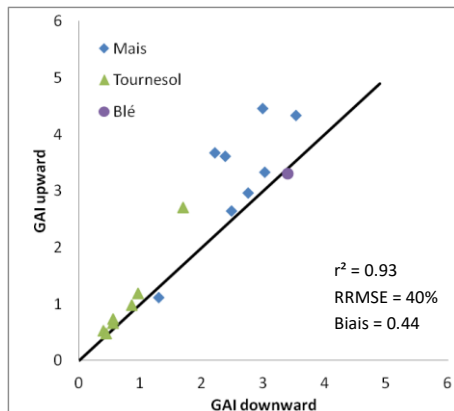


Figure I-6: Comparaison des GAI_{eff} estimés avec l'appareil photo en position « upward » et « downward ».

4.1.2 Distance appareil photo- couvert

L'effet de la distance objectif-canopée a été évalué à partir de photographies prises en mode downward sur des parcelles de blé et de tournesol. La distance objectif-canopée était d'environ 80 cm en position basse (Figure I-7a) et 1,50 m en position haute (Figure I-7c). La position haute a été réalisée en fixant l'appareil photo sur une perche (Figure I-8). La

variation de distance entre l'objectif et le couvert induit une variation de la fraction de trou (Figure I-7b et Figure I-7d) et donc du GAI (Figure I-9). Les différences semblent d'autant plus fortes que le couvert est hétérogène, tel que le tournesol par exemple, avec des RRMSE d'environ 25% (Figure I-9). Les écarts sont moins marqués pour le blé avec un RRMSE de 12% (Figure I-9).

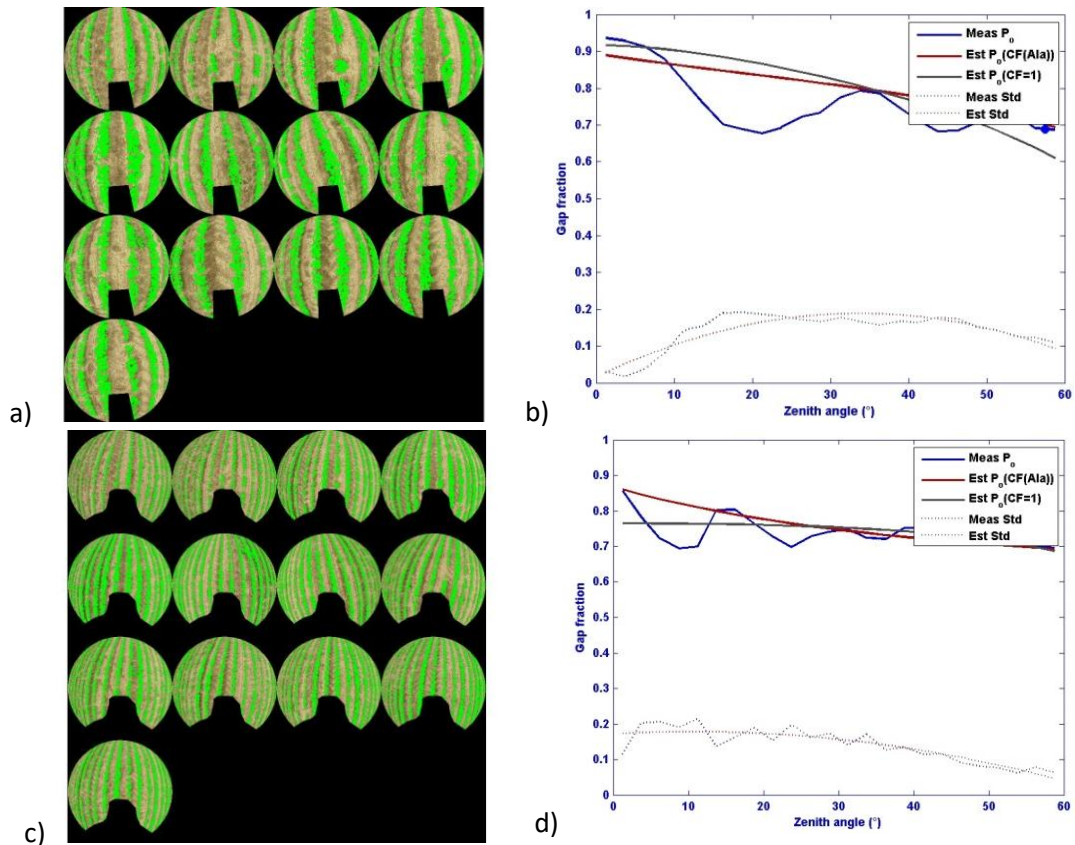


Figure I-7: Photographies prises au-dessus d'une parcelle de tournesol avec l'appareil en position basse (a) et haute (c) et les fractions de trou associées, en position basse (b) et haute (d).

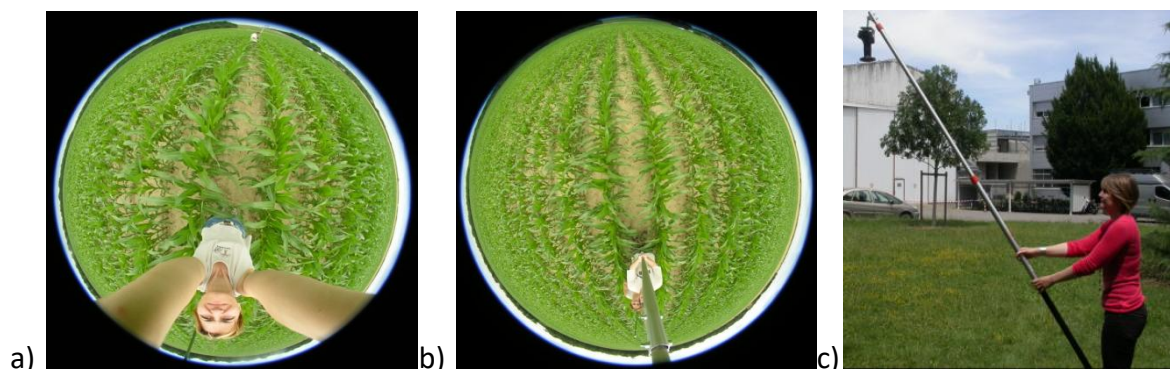


Figure I-8: Photographie prise sans perche (a) et avec perche (b) sur une parcelle de maïs. Le dispositif (c) permet de réaliser les prises photographiques en position haute, une télécommande est utilisée pour déclencher l'appareil photographique.

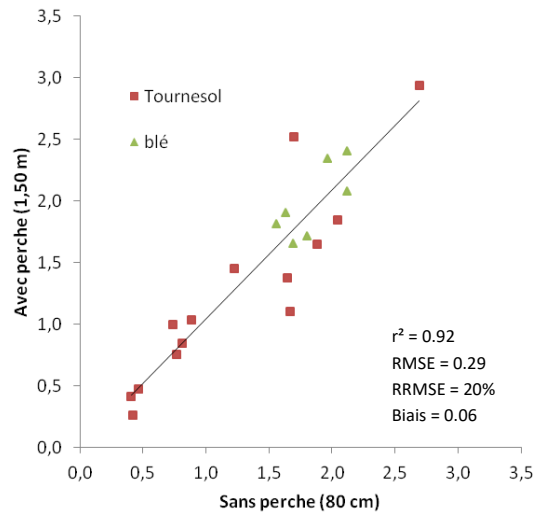


Figure I-9: Comparaison des GAI estimés à partir des photographies prises en 2013 en position basse (sans perche) et haute (avec perche).

Pour les différentes campagnes de mesure, j'ai donc systématiquement privilégié les acquisitions en mode « downward », avec l'appareil photographique fixé sur une perche, pour les couverts supérieurs à 1m. L'utilisation de la perche offre plusieurs avantages, elle permet :

- d'échantillonner des surfaces plus importantes.
- de mieux contrôler la distance entre l'objectif et le couvert et notamment de l'augmenter, par rapport au mode « upward », afin d'atténuer les variations directionnelles dues aux effets rangées.
- de fournir des estimations de GAI comparables aux estimations issues des images de télédétection.

Toutefois la distance « optimale » doit être adaptée en fonction de la taille des feuilles du couvert. La loi de Poisson suppose une taille des éléments du couvert infiniment petite par rapport à la surface visée. Lang et Yueqin (1986) ont proposé une formule (Eq 5) qui permet d'estimer l'erreur (E) faite sur le LAI en fonction du rapport entre la surface échantillonnée (A) et la surface moyenne d'une feuille (s), noté ici R (=A/s).

$$E = -R \cdot \ln(1 - (1/R)) \quad \text{Eq 5}$$

Ainsi pour un rapport R égal à 3, l'erreur sur le LAI est de l'ordre de 20%. Cette erreur n'est plus que de 5% pour un rapport égal à 10.

Mon expérience m'a conduit à proposer une distance comprise entre 1,2 m et 1,5 m pour les couverts à larges feuilles (maïs, tournesol). Pour les couverts à plus petites feuilles (blé, soja), une distance de 80 cm environ est suffisante.

4.2. Effets liés à la méthode de classification

Les conditions d'éclairage lors des prises de vue peuvent influencer la qualité de la classification. Les photographies prises lors de journées ensoleillées sont plus difficiles à traiter à cause de la présence d'ombre sur les photos (Figure I-10). La classification étant supervisée, l'opérateur peut classer, par photointerprétation, les pixels des feuilles situées à l'ombre ou au soleil.

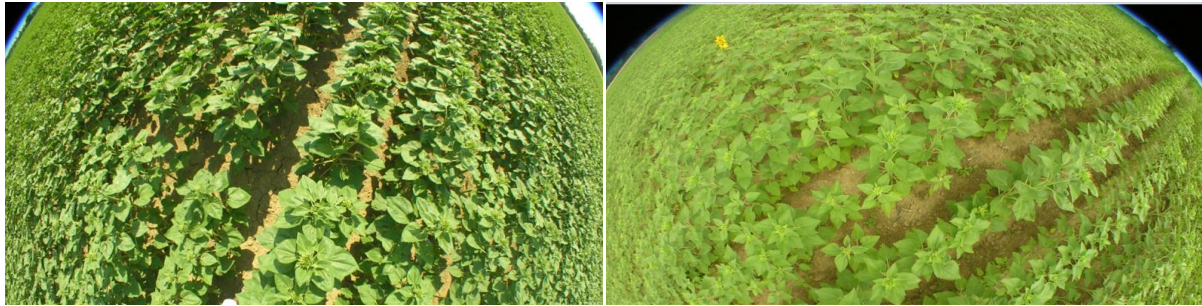
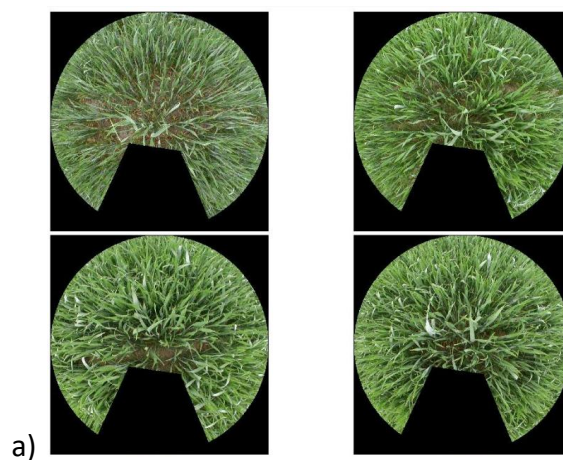


Figure I-10: Photographie hémisphérique prise sur une parcelle de tournesol lors d'une journée ensoleillée (photographie de gauche : présence d'ombres sur le sol et les feuilles) et en conditions nuageuse (photographie de droite : aucune ombre sur la photographie).

L'intervention de l'opérateur peut être une source d'erreurs. Dans la Figure I-11, sont présentés les résultats issus de traitements réalisés par deux opérateurs différents sur un même lot de photos (Figure I-11a). Les classifications aboutissent à 70% (opérateur 1 : Figure I-11b) et 92% (opérateur 2 : Figure I-11c) de pixels classés en végétation. Les GAI_{eff} obtenus sont respectivement de 2.27 et 4.18. Les meilleurs résultats sont ceux obtenus par l'opérateur 1. Les plus forts écarts sont généralement observés sur du blé à cause de la petites taille des feuilles.



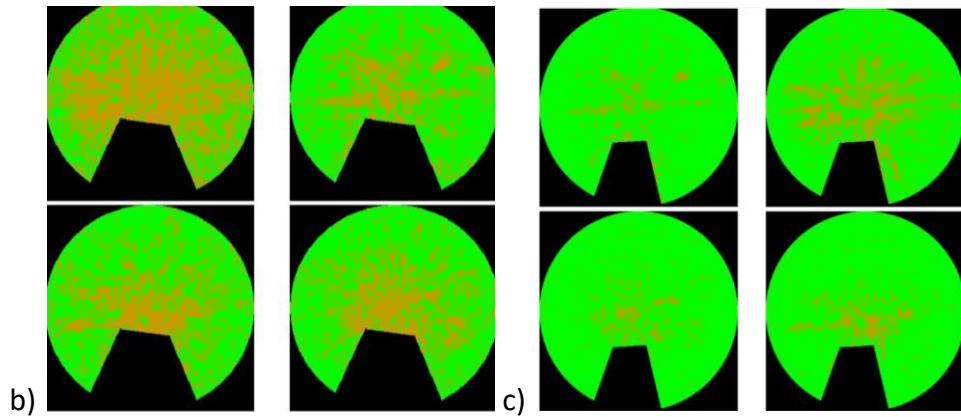


Figure I-11: Résultats de classifications (b) et (c) faite pas deux opérateurs différents sur un même lot de photographies (a) acquises sur une parcelle de blé.

La présence de fleurs ou d'épis, complexifie également le processus de classification. La Figure I-12 présente des exemples de classifications réalisées pour des parcelles de tournesol avec des capitules. Deux options ont été testées :

- Une première option qui consiste à ne pas classer les capitules dans la classe « végétation verte ». Ces derniers ne sont alors pas pris en compte pas dans le calcul du GAI_{eff} .
- Une deuxième option qui consiste à classer les capitules dans la classe « végétation verte », ils sont alors pris en compte dans le calcul du GAI_{eff} .

Nous constatons que la méthode de classification choisie modifie les valeurs de GAI (Figure I-12). Dans ce cas, la première classification aboutit à une sous-estimation du GAI et une faible corrélation. La seconde classification aboutit à de meilleurs résultats.

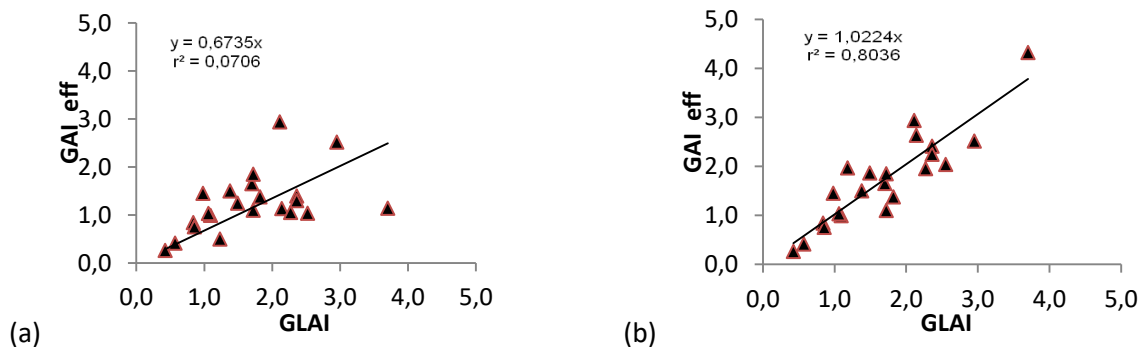


Figure I-12: GAI_{eff} estimés à partir de deux méthodes de classification : (a) les capitules sont classés dans une classe différente des feuilles, (b) les capitules sont affectés dans la même classe que les feuilles.

4.3. Effet lié à la loi de Poisson

Une autre source d'erreur provient de l'utilisation des lois de Poisson (GAI_{eff}) et de Poisson modifiée (GAI_{vrai}). La présence de trouées dues aux effets rangées, plus ou moins marquées selon le stade de développement, est mal prise en compte par ces deux lois. La Figure I-13 montre une fraction de trou mesurée pour une parcelle de maïs (courbe bleue) présentant une variation directionnelle marquée due à l'effet rangée (observable sur la photographie). L'utilisation de la loi de Poisson (courbe grise) ou de la loi de Poisson modifiée (courbe rouge) ne permet pas de reproduire la variation directionnelle observée, ce qui induit des erreurs dans l'estimation du GAI.

Toutefois, l'agrégation varie en fonction des stades de développement et du type de couverts étudiés. Dans la Figure I-14 sont présentées les fractions de trou du maïs et du blé mesurées pour des stades de développement avancés. On observe des variations directionnelles moins marquées que dans la Figure I-13 car le couvert est plus développé donc plus « homogène ». Il en résulte une meilleure adéquation entre les fractions de trous modélisées par les lois de Poisson et Poisson modifiée et la fraction de trou mesurée.

J'ai montré, dans [Demarez et al. \(2008\)](#) (Annexe I) qu'il pouvait exister dans la loi de Poisson modifiée des compensations entre le GAI, le ALA et le coefficient d'agrégation λ (Eq. 3). Des améliorations ont été apportées dans CAN-EYE, depuis 2008, mais les RMSE du GAI_{vrai} restent élevés (cf. Tableaux I-4 et I-5).

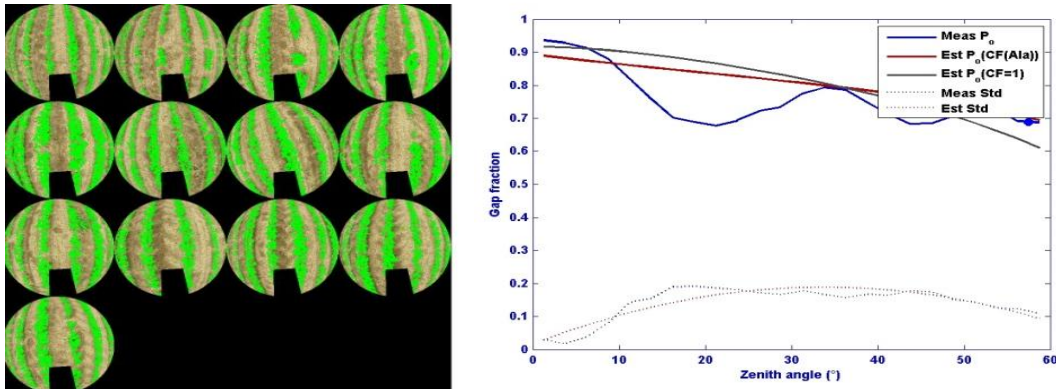


Figure I-13: (a) Photographies prises sur une parcelle de maïs. (b) Fractions de trou mesurée (trait continu bleu) et modélisées à partir des lois de Poisson (trait continu gris) et Poisson modifié (trait continu rouge). Les traits en pointillés correspondent aux écarts-types calculés sur les fractions de trou mesurées (bleu) et modélisées (rouge).

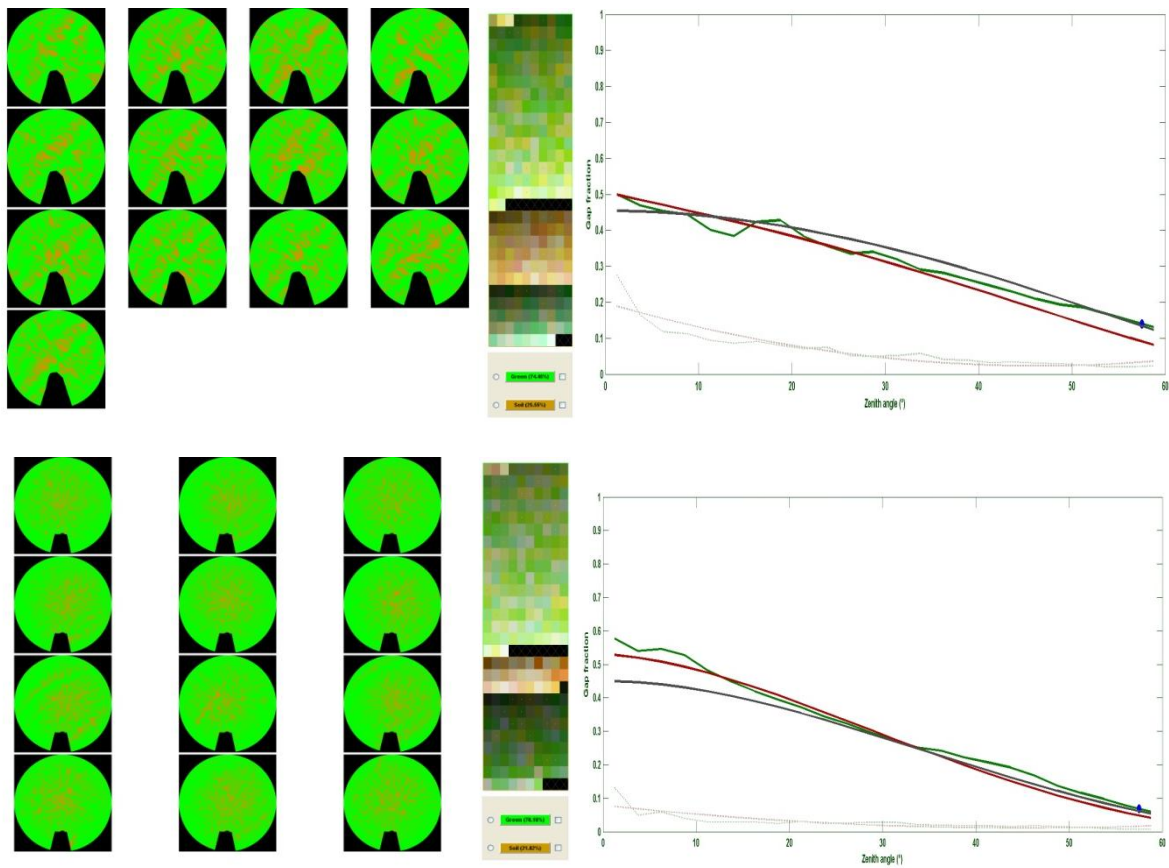


Figure I-4: Résultat des classifications effectuées sur une parcelle de maïs (photos en haut à gauche) et de blé (photos en bas à gauche). A droite, en haut : fraction de trou mesurée (courbe verte), modélisée par la loi de Poisson (courbe grise), et Poisson modifiée (courbe rouge) pour le maïs. A droite, en bas : Fraction de trou pour le blé. En abscisse : angle zénital d'observation (0° à 60°).

5. Conclusions et perspectives

Cette étude, menée sur plusieurs années a permis de démontrer l'intérêt mais aussi les difficultés liées à l'utilisation des photographies hémisphériques pour estimer le LAI des cultures.

Les résultats ont permis de mettre en évidence les sources d'erreurs liées à cette méthode. Ils ont révélé la nécessité d'un protocole rigoureux tant pour l'acquisition des photographies que pour leur traitement. Les meilleures corrélations et les plus faibles erreurs sont observées pour le GAI_{eff} (RRMSE global $\approx 30\%$). Les GAI_{vrai} présentent une moins bonne corrélation et une erreur relative plus forte (RRMSE global $> 47\%$).

La classification est une étape importante pouvant être à l'origine de fortes erreurs. L'amélioration de cette étape serait donc nécessaire. [Duveiller et al. \(2010\)](#) ont testé des

classifications basées sur la segmentation mais les résultats n'ont pas été concluants. Les méthodes de classification non supervisées de type deep learning sont actuellement évaluées à l'INRA par Marie Weiss.

Différents tests ont été réalisés afin d'optimiser le protocole de mesure. Les résultats ont conduit à privilégier l'acquisition des photographies en mode downward (appareil situé au-dessus du couvert, fixé à une perche, et orienté vers le sol). Cette configuration a été jugée « optimale » dans la mesure où elle permet d'échantillonner une plus grande surface et de contrôler la distance entre l'objectif et le couvert.

D'autres pistes ont été explorées, comme l'utilisation de photographies prises à 57.5° (Baret et al, 2010). Dans cette direction, la fraction de trou est indépendante de l'orientation des feuilles (Bonhomme, 1976). Des photographies acquises à 57.5° sur un couvert de blé ont conduit à une RRMSE de l'ordre de 12% entre les GAI_{eff} et les $GLAI_{dest}$ (Baret et al., 2010). Le protocole est toutefois difficile à mettre en place pour des couverts de hauteurs intermédiaires (> 1,50 m et < 3 m).

L'utilisation d'un modèle 3D, au lieu d'une loi exponentielle, devrait permettre d'améliorer le calcul de la fraction de trou lorsque les effets « rangées » sont marquées. Lopez-Lozano et al. (2011) ont montré que l'utilisation de ce type de modèles améliorerait l'estimation du GAI de la vigne. Le modèle DART (Gastellu-Etchegorry et al., 1996) simule, depuis peu, des photographies hémisphériques de couverts simulés en 3D. Il pourrait être utilisé pour (1) tester de manière plus exhaustive les incertitudes liées au protocole d'acquisition et (2) estimer des fractions de trou plus réalistes.

J'ai également utilisé la méthode présentée ici (photographies hémisphériques + CAN-EYE) pour estimer le LAI de savanes au Sahel. J'ai pour cela organisé deux campagnes de mesures au MALI en 2005 et 2006, dans le cadre du programme AMMA (Analyses Multidisciplinaires de la *Mousson Africaine*). Ce travail réalisé en collaboration avec Eric Mougin (DR CNRS, GET) a donné lieu à une publication (Mougin et al, 2014). Les résultats ont conduit à de très bonnes corrélations entre le GAI_{eff} et le $GLAI_{dest}$ ($r^2 = 0.98$, RMSE = 0.26) expliqués en grande partie par la structure homogène du milieu.

Il existe un grand nombre de capteurs permettant d'estimer le LAI des cultures et mes travaux ont contribué à améliorer nos connaissances sur le potentiel des photographies hémisphériques. Comparés aux capteurs existants (LAI-2000, DEMON, TRAC, SunScan, AccuPar), l'atout principal des photographies hémisphériques est la possibilité de visualiser le couvert photographié et de discriminer les organes verts et non verts des plantes. L'inconvénient majeur est l'étape de classification qui peut générer des erreurs importantes et un temps de traitement qui pouvant dépasser 20 minutes par lot, pour les classifications les plus « délicates ». Le choix du capteur doit donc être guidé par les objectifs de l'étude. Fang et al., (2014) ont comparé, sur des champs de riz, des LAI estimés à partir de différentes méthodes : destructive, LAI-2000, photographies hémisphériques et AccuPar. Leurs résultats

montrent une bonne corrélation entre les LAI estimés avec le LAI-2000 et les photographies hémisphériques lorsque le facteur d'agrégation du couvert est correctement estimé par CAN-EYE. L'AccuPar conduit à une sous-estimation des valeurs.

Bien évidemment, je n'aurai pu mener ce travail sans l'aide de mes doctorants, Sylvie Duthoit, Martin Claverie, Marjorie Battude, mes stagiaires Olivia Mas Erauso, Lionel Douzal et Ana Feo Ortega ni sans l'appui, pour la collecte des données terrain, de mes collègues Jean-François Dejoux (IR CNRS/CESBIO), Bernard Marciel (AI UPS/ CESBIO), Nicole Ferroni (AI UPS/ CESBIO), Tiphaine Tallec (IR, OMP) et Aurore Brut (MdC, IUT/CESBIO), ni sans l'aide précieuse de David Morin (CDD) qui a eu la lourde tâche d'harmoniser tous les traitements afin de les mettre à la disposition de la communauté scientifique.

Chapitre II : GAI, FAPAR et FCover spatialisés

L'estimation des variables biophysiques à partir des données de télédétection a été largement étudiée par la communauté scientifique depuis les premières missions spatiales (LANDSAT, 1972). De nombreuses études ([Asrar et al., 1984](#); [Huete, 1988](#); [Baret et Guyot, 1991](#), [Myneni et Williams, 1994](#); [Gong et al., 1995](#) ; [Le Roux et al., 1997](#)) ont, depuis longtemps, démontré le potentiel de la télédétection pour estimer les principales variables biophysiques jouant un rôle clé dans le fonctionnement des couverts végétaux. Parmi ces variables on peut citer le LAI (Leaf Area Index), le FAPAR (Fraction de Rayonnement Photosynthétiquement Actif Absorbé) et le FCover (Fraction de couverture végétale).

La plupart des méthodes opérationnelles visant à estimer ces variables, reposent sur l'utilisation de l'imagerie visible et infrarouge (0.4 à 3 μm). Dans ce domaine spectral, les capteurs satellitaires mesurent l'énergie réfléchiée par les surfaces, appelée luminance, qui dépend de l'état de la surface observée mais également des conditions d'éclairement et d'observation de la mesure. La luminance peut être normalisée par l'éclairement incident afin de calculer le Facteur de Réflectance Bidirectionnel (FRB). De nombreuses méthodes ont été proposées pour estimer les variables biophysiques à partir des mesures de FRB. Ces méthodes reposent sur deux types d'approches: les approches empiriques et les approches dites « physique » utilisant des modèles de transfert radiatif (MTR) ([Baret, 2016](#)) :

- Les approches empiriques consistent à relier les variables biophysiques aux FRB ou à une combinaison de FRB, tel que le NDVI (Normalized Digital Vegetation Index), à l'aide de modèles de régressions. Ces modèles sont généralement simples mais doivent être calibrés à partir de mesures *in situ* ([Myneni et al. 1994](#) ; [Verstraete et al., 1996](#), [Gupta et al., 2000](#) ; [Martinez et al. 2009](#) ; [Liu et al., 2012](#), [Nguy-Robertson et al., 2014](#) ; [He et al., 2016](#) ; [Yin et al., 2017](#)). Malgré cette calibration les erreurs peuvent être importantes et atteindre 20% sur des champs de mil ([Hanan et al., 1997](#)), par exemple.
- Les approches utilisant des MTR sont plus complexes mais ne nécessitent pas obligatoirement de calibration à partir de mesures *in situ* ([Goel and Strebel, 1983](#), [Gastellu-Etchegorry, 2003](#) ; [Darvishzadeh et al., 2008](#) ; [Atzberger, 2004, 2012](#) ; [Baret and Buis 2008](#); [Kimes et al. 2002](#); [Vergier et al. 2011](#) ; [Jay et al., 2017](#); [Houborg et al., 2015](#)).

Dans les deux cas, il est possible d'inverser ces modèles pour estimer, à partir des images satellitaires, des variables biophysiques spatialisées.

Les travaux présentés ici ont débuté dans la thèse de [Martin Claverie \(2012\)](#) et se poursuivent toujours. L'objectif de ces recherches est d'évaluer la validité des variables

biophysiques (GAI, FAPAR, FCover) estimées à partir d'images satellitaires à haute résolution spatiale (LANDSAT, FORMOSAT et SPOT). Le MTR que j'ai choisi d'évaluer est le modèle PROSAIL (Jacquemoud, 2009 ; Baret et al, 1992). J'ai choisi ce modèle car il était très largement utilisé dans la communauté scientifique et qu'il a été intégré dans les chaînes de traitement des images Venµs et Sentinel 2 (Baret et al, 2007 ; Weiss and Baret, 2017).

Lorsque j'ai débuté ce travail, de nombreuses études avaient été réalisées sur l'estimation des produits biophysiques à partir de l'inversion de modèles de transfert radiatif mais ce travail avait été surtout réalisé à partir d'images à basse (POLDER) ou moyenne résolution spatiale (MODIS). Peu d'études avaient été menées sur des cultures et des images à haute résolution spatiale hormis les travaux de Fang et al. (2003) avec des images LANDSAT. Depuis, de nombreux travaux de validation ont été publiés parmi lesquels on peut citer ceux de Bsaibes et al. (2009) et Claverie (2013) avec les images FORMOSAT-2, Duveiller et al. (2011) avec SPOT HRV, Verger et al. (2011) avec les images CHRIS.

Les observations de télédétection, de façon similaire aux photographies hémisphériques prises en position « downward », sont principalement sensibles aux organes végétaux situés dans les strates supérieures des couverts (Duveiller et al., 2011). J'ai donc utilisé les GAI_{eff} issus du traitement des photographies pour évaluer les GAI estimés via l'approche MTR. J'ai également comparé ces estimations à celles issues de l'approche empirique basée sur l'utilisation du NDVI, indice fréquemment utilisé dans la communauté scientifique.

L'évaluation a été menée sur les parcelles présentées dans le chapitre I mais également sur un grand nombre d'autres parcelles ayant bénéficié d'un suivi réalisé avec des photographies hémisphériques (sans mesures destructives). Des images issues de différents capteurs satellitaires ont été utilisées pour cette étude: FORMOSAT-2, SPOT2, 4 et 5 et LANDSAT8.

Ces travaux ont donné lieu à quatre publications (Claverie et al., 2013 ; Waldner et al., 2015 ; Li et al., 2015 ; Li et al., soumise).

1. Définitions : FAPAR et FCover

1.1 FAPAR

La FAPAR est définie comme la Fraction de Rayonnement Photosynthétiquement Active (400-700 nm) absorbée par la végétation (Möktus et al. 2001). Elle est très utilisée dans les modèles simples de production primaire (review McCallum et al. 2009). Il faut pour l'estimer être capable de distinguer les parties photosynthétiquement actives des autres. La valeur de FAPAR est souvent approximée par la fraction de rayonnement interceptée, FIPAR (Fraction of Intercepted Photosynthetically Active Radiation) correspondant au complément à l'unité

de la fraction de trous dans la direction solaire (Begué et al. 1991; Hanan et Bégué, 1995). Elle est donnée par l'équation suivante:

$$\text{FAPAR} = 1 - T(\theta_s) \quad \text{Eq. 6}$$

où θ_s correspond à la direction solaire.

FAPAR et FIPAR ne sont pas, comme le LAI (ou GAI), des caractéristiques intrinsèques du couvert et résultent de l'interaction de la lumière avec la végétation. Ils dépendent donc des conditions d'illumination. Ces conditions peuvent être décrites par une composante provenant de la direction solaire (appelée « black-sky ») et dépendante de la position du soleil, et d'une composante diffuse provenant de la voûte céleste (appelée « white-sky »). La plupart des produits FAPAR disponibles sont définis par la composante « black-sky » correspondant à la position du soleil au moment du passage du satellite (Weiss et al., 2004), généralement autour de 10h30 (HTU). C'est cette valeur, issue de CAN-EYE, qui a été utilisée pour évaluer le FAPAR estimé par les méthodes MTR et empirique.

1.2 FCover

Le FCover est la fraction de la surface du sol couverte par la végétation, observée au nadir. Cette fraction varie entre 0 et 1 et agit sur les processus de fonctionnement liés aux surfaces couvertes, dont l'évapotranspiration. Elle est donnée par l'équation :

$$\text{FCover} = 1 - T(0^\circ) \quad \text{Eq. 7}$$

où T est la transmittance mesurée au nadir (= 0°) .

L'utilisation d'un objectif grand angle pour les photographies hémisphériques ne permet pas d'obtenir une fraction de trou mesurée au nadir. Le FCover fourni par CAN-EYE correspond donc à une valeur intégrée entre 0° et 10° (valeurs par défaut, modifiable par l'opérateur).

2. Approches empirique et MTR

2.1 Approche empirique

L'approche empirique 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 (Eq. 8) est largement utilisé et fait figure de référence (Walthall et al., 2004). De nombreuses études ont démontré l'aptitude de cet indice à estimer correctement le LAI, le FAPAR ou le FCover (Asrar et al., 1984 ; Huete, 1988 ; Wiegand and Richardson,

1990 ; Baret and Guyot,1991, Myneni and Williams, 1994 ; Duchemin, 1999 ; Verger et al., 2009, Gong et al., 1995 ; Gilabert et al., 1996 ;Verger et al., 2011).

$$\text{NDVI} = \frac{\text{FRB}_{\text{PIR}} - \text{FRB}_{\text{R}}}{\text{FRB}_{\text{PIR}} + \text{FRB}_{\text{R}}} \quad \text{Eq. 8}$$

avec FRB : Facteur de Réflectance Bidirectionnel, PIR : proche infrarouge et R : rouge.

Sa simplicité de mise en œuvre a conduit à une large utilisation de cet indice par la communauté scientifique. 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.

2.2 Approche MTR

Les MTR décrivent les processus physiques associés aux trajets des photons dans le couvert végétal. Ils simulent la propagation du rayonnement en fonction des configurations d'observation et d'éclairement et des caractéristiques géométriques et spectrales de la végétation et du sol. L'inversion consiste à retrouver certaines variables d'entrée du MTR à partir des FRB simulées (Figure II-1).

Pour cette étude j'ai utilisé l'outil BVNet (« *Biophysical Variables Neural NETWORK* ») développé par l'INRA (Baret et al., 2007). Cet outil 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) qui résulte du couplage entre le modèle SAIL (« *Scattering by arbitrarily inclined leaves* », Verhoef, 1984) simulant le transfert radiatif dans la végétation et le modèle foliaire PROSPECT simulant les propriétés spectrales des feuilles (Jacquemoud, 1992, 2009).

BVNet requiert en entrée des images de réflectance, les informations décrivant la géométrie de l'acquisition (angles solaire et de visée, angle azimutal) et les caractéristiques spectrales des images (largeur des bandes spectrales, sensibilité spectrale). L'utilisation d'un MTR présente l'avantage de tenir compte des caractéristiques géométriques et spectrales des images dans le processus d'inversion contrairement aux approches empiriques.

Dans BVNet, l'étalonnage du modèle inverse est réalisé en minimisant l'écart entre les variables biophysiques simulées (GAI*) et celles (GAI) utilisées en entrée du MTR. Une fois le

modèle inverse étalonné, il peut être utilisé pour estimer les variables d'intérêt à partir des réflectances mesurées.

La paramétrisation du modèle inverse se fait en trois étapes (Figure II-1) :

- création d'une base de données d'apprentissage à partir du modèle de transfert radiatif PROSAIL (RTM),
- apprentissage du modèle par des réseaux de neurones (ANN), et
- application des réseaux aux FRB mesurées.

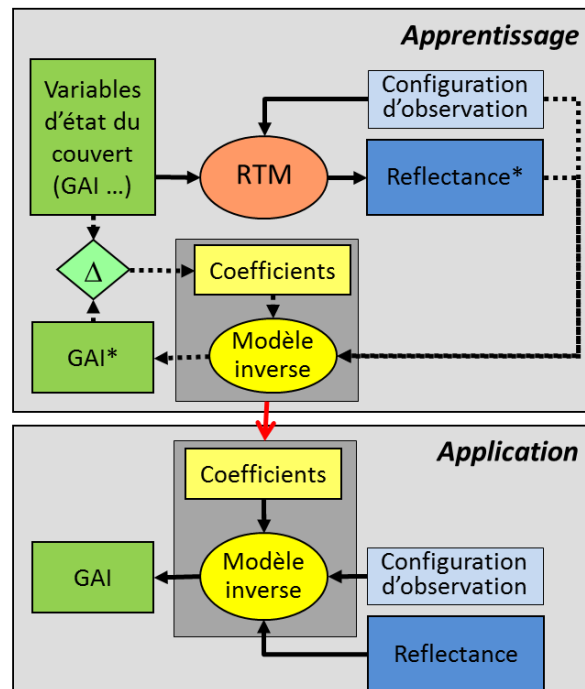


Figure II-1: Diagramme descriptif de la méthode BVNET (@Baret) (Baret, 2016)

3. Traitements des images

Les images utilisées dans le processus d'inversion sont des images de réflectance TOC (Top Of the Canopy) corrigées des effets radiométriques, géométriques et atmosphériques. Les nuages et de leurs ombres sont filtrés (Hagolle et al., 2010, 2015). Ces traitements ont été réalisés dans le cadre des programmes KALIDEOS [<http://kalideos.cnes.fr>] et THEIA [<https://www.theia-land.fr>]. Ces corrections permettent d'obtenir des images d'une très bonne précision radiométrique (2%) et géométrique (1/2 pixel). La qualité de traitement des images est essentielle lorsque l'on souhaite reconstituer les dynamiques temporelles des FRB issus de différents capteurs. Dans la figure II-2 sont représentés les NDVI_{TOC} issus des différents capteurs (FORMOSAT-2, LANDSAT8, SPOT4TAKE5) moyennés sur un grand nombre de parcelles (≈4000). L'écart maximum entre deux acquisitions est de deux jours (j+2). Les fortes corrélations observées (R = 0.98 et 0.97) et les RRMSE relativement faibles (7 à 8%),

démontrent la qualité des corrections réalisées. Les écarts les plus forts, observés à $j+1$ ou $j+2$, sont dus à des changements brusques d'état de surfaces (labour, récoltes, pluies ou parcelles maquées par nuages). Les écarts observés, le même jour, entre les NDVI LANDSAT et les NDVI FORMOSAT, sont dus à des effets de bords qui sont plus marqués sur les images LANDSAT du fait de leur moins bonne résolution spatiale (30 m pour LANDSAT et 8 m pour FORMOSAT).

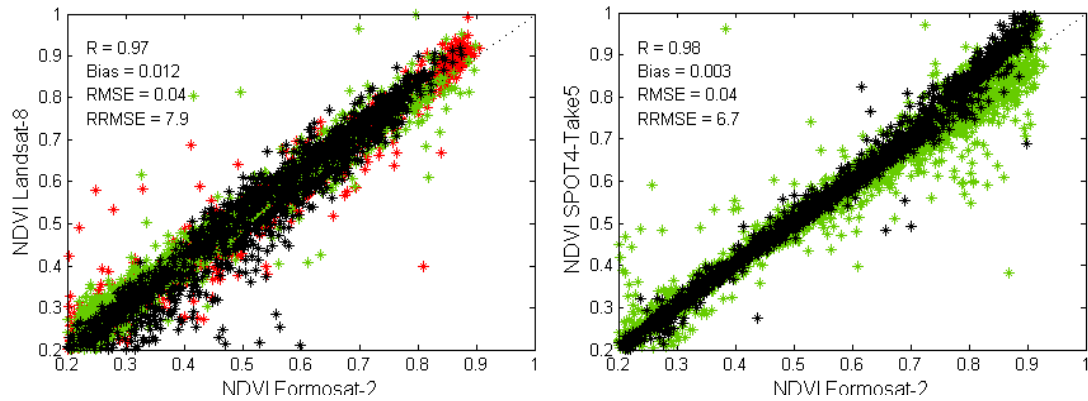


Figure II-2: Comparaison des NDVI_{TOC} issues des images FORMOSAT-2, SPOT4 et LANDSAT8 de 2013. Ecart maximum entre deux acquisitions : 2 jours (en noir : même date, en vert : 1 jour d'écart et en rouge : deux jours d'écart). Les NDVI correspondent à des NDVI moyennés sur des parcelles (3938 parcelles à gauche et 3655 parcelles à droite). @M. Battude, 2017

Les dates et les capteurs utilisés pour établir la base de données d'apprentissage sont présentés dans la Figure II-3. La bande bleue a été écartée du processus d'inversion car trop sensible aux effets atmosphériques (et absente des images SPOT).

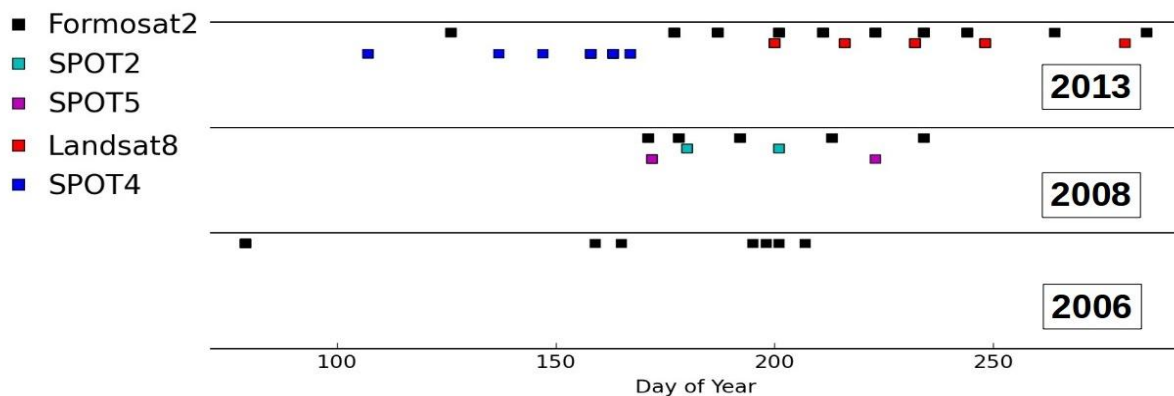


Figure II-3: Liste des images utilisées pour cette étude (@Morin, 2014).

4. Méthode d'évaluation

L'évaluation des deux approches (empirique et MTR) a été réalisée avec les mesures de GAI_{eff} , FAPAR et FCover estimées par CAN-EYE, considérées comme valeurs de référence.

4.1 Echantillonnage spatial

Les estimations issues de CAN_EYE proviennent de surfaces échantillonnées, au sol, appelées ESU (Elementary Sample Unit). Chaque ESU (Fig. II-4) est échantillonnée avec une dizaine de photographies (10 à 13 selon l'hétérogénéité du couvert) conformément au protocole VALERI (w3.avignon.inra.fr/valeri) proposé par Frédéric Baret. La dimension de l'ESU est d'environ 20mx20m. La surface échantillonnée par les photos correspond à environ 60% de la surface de l'ESU. Chaque année, les ESU sont échantillonnées à différents stades de développement de la culture. Le centre de l'ESU est localisé à l'aide d'un GPS ce qui permet de le positionner sur les images satellitaires.

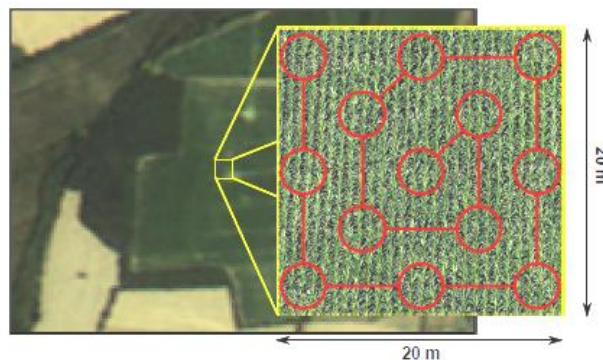


Figure II-4: Surface de 20m x 20m (ESU) échantillonnée dans une parcelle de blé. Chaque cercle rouge correspond à une photographie hémisphérique.

4.2. Approche empirique

L'établissement des relations $NDVI/GAI_{eff}$, $NDVI/FAPAR$ et $NDVI/FCover$ a nécessité une interpolation des GAI_{eff} au jour du passage du satellite car nous n'avons pas toujours pu faire les mesures *in situ* au moment du passage du satellite. Une interpolation linéaire a été réalisée. L'écart entre la date de mesure *in situ* et le passage du satellite est inférieur à 5 jours.

La loi de régression utilisée pour relier les LAI (=GAI) aux NDVI est celle proposée par Baret (Baret and Guyot, 1991) :

$$\text{NDVI} = -\left(\frac{1}{K_{\text{GAI}}}\right) \cdot \ln\left(\frac{\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\infty}}{\text{NDVI}_s + \text{NDVI}_{\infty}}\right) \quad \text{Eq.9}$$

Où NDVI_s = NDVI du sol nu et NDVI_{∞} = NDVI à saturation.

Le FCover et le FAPAR ont été déterminés à partir d'une régression linéaire utilisée pour l'ensemble des cultures.

Tous les points de mesures ont été utilisés pour déterminer les paramètres des lois de régression. La méthode d'optimisation utilisée est la méthode des moindres carrés. La validité des estimations a été réalisée via une validation croisée de type « leave one out ».

4.3 Approche MTR

Les variables biophysiques estimées à partir de BVnet sont indépendantes du jeu de données *in situ* donc les estimations issues BVNet ont été comparées à l'ensemble des mesures *in situ* (GAI_{eff}).

5. Résultats

5.1 Évaluation de la méthode empirique : NDVI

5.1.1 GAI

Les résultats sont présentés dans la Figure II-5a et le Tableau II-1. L'utilisation de la loi de [Baret et Guyot \(1991\)](#) conduit à des GAI (GAI_{NDVI}) estimés avec un RMSE de 0.40 soit 27% d'erreur relative. Les erreurs les plus fortes sont observées pour le tournesol ($\approx 29\%$) et le blé ($\approx 35\%$) (Tableau II-1). Nous avons également testé l'utilisation d'une loi par culture ([Morin, 2014](#)) qui n'a pas permis d'améliorer de façon significative les estimations.

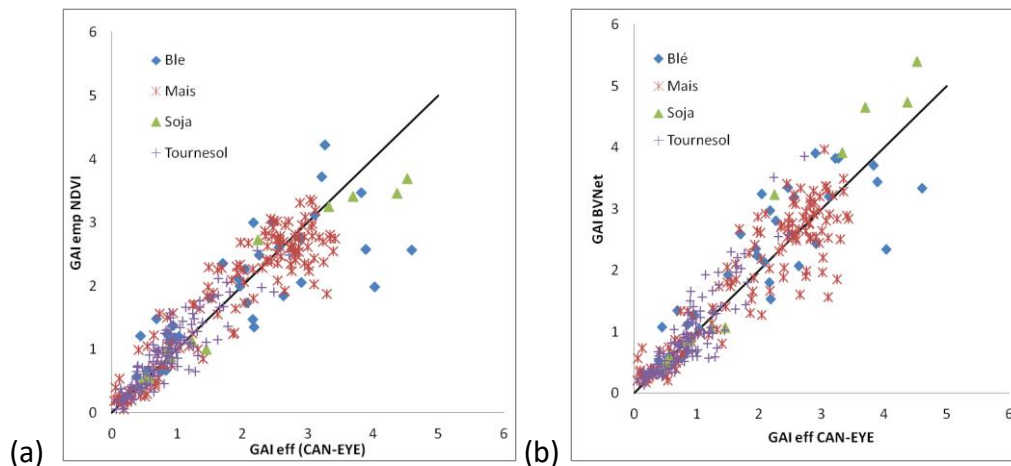


Figure II-5: (a) Comparaison des GAI estimés via le NDVI ($GAI_{emp} \text{ NDVI}$; Eq. 9) et CAN-EYE (GAI_{eff}). (b) Comparaison des GAI estimés par BVNet ($GAI \text{ BVNet}$) et CAN-EYE (GAI_{eff}).

	r^2	RMSE	RRMSE	Biais	Pente	Nombre de mesures
4 cultures	0,92	0,40	27,16	0,01	0,95	298
Blé	0,77	0,73	35,35	-0,06	0,89	33
Mais	0,93	0,40	21,67	-0,01	0,96	136
Soja	0,98	0,40	21,04	-0,16	0,89	13
Tournesol	0,90	0,25	29,18	0,07	1,04	116

Tableau II-1: Résultats de la validation du GAI via la méthode empirique, obtenus par culture et l'ensemble des cultures.

Lors d'études antérieures, [Bsaibes \(2009\)](#) et [Verger \(2011\)](#) ont calibré la loi de l'équation 9 pour différentes cultures (blé, riz, maïs, prairie, tournesol) et des images à haute résolution spatiale (FORMOSAT et CHRIS/proba). [Martin Claverie \(2012\)](#) a utilisé une loi exponentielle sur du maïs, du tournesol et du soja avec des données FORMOSAT-2 acquises en 2006 et 2008 ([Claverie et al., 2013](#)). La Figure II-6 présente les différentes lois appliquées à notre jeu de données « 2013 ». Elle permet d'illustrer la forte dépendance des lois empiriques aux jeux de données pour lesquels elles ont été établies. Cette limitation est bien connue et ce résultat démontre, s'il le fallait encore, la non généralité de telles méthodes.

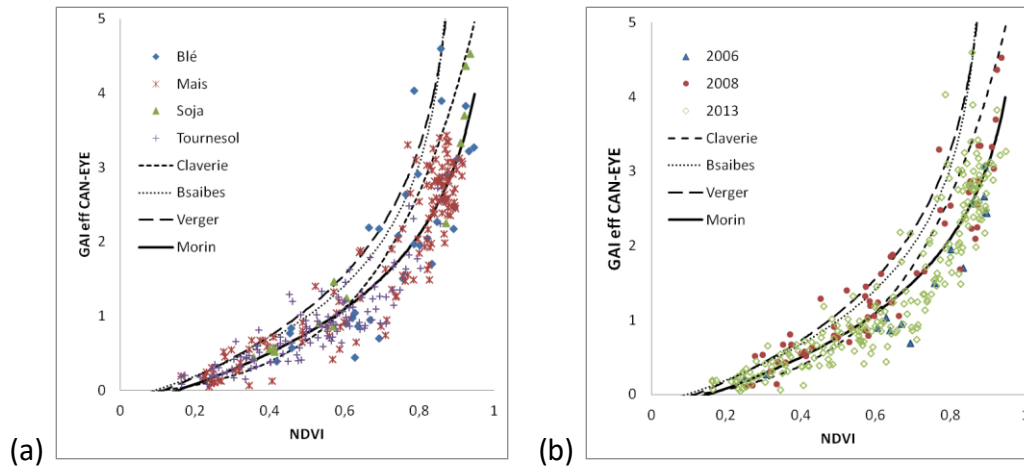


Figure II-6: Relations NDVI vs GAI_{eff} . Les différentes lois calibrées lors d'études antérieures (Verger et al., 2001 ; Bsaibes et al., 2009 ; Claverie et al., 2012) et celle obtenue avec notre jeu de données (Morin, 2014 ; $K_{GAI}=0.681$, $NDVI_{\infty}=1.003$, $NDVI_s=0.154$ de l'Eq. 8) sont représentées en fonction des cultures et des dates (années) d'acquisition des images.

5.1.2 FAPAR , FCover

Les comparaisons entre les FAPAR et FCover estimés par CAN-EYE et ceux estimés à partir du NDVI sont présentés dans les Figures II-7 et les tableaux II-2 et II-3. Les erreurs sont plus faibles que celles observées pour le GAI. Les RRMSE sont de l'ordre de 12% pour le FAPAR et 21% pour le FCover (Tableau II-2 et Tableau II-3) avec des ordres de grandeur semblables quelles que soient les cultures. On peut noter toutefois des valeurs de $FCover_{NDVI}$ qui saturent autour de 0.7. Cette saturation est particulièrement marquée pour le soja. Elle s'explique par l'orientation des feuilles du soja qui, à l'heure du passage du satellite (fin de matinée), est planophile et conduit à une saturation du signal mesuré par satellite. Cette orientation varie au cours de la journée.

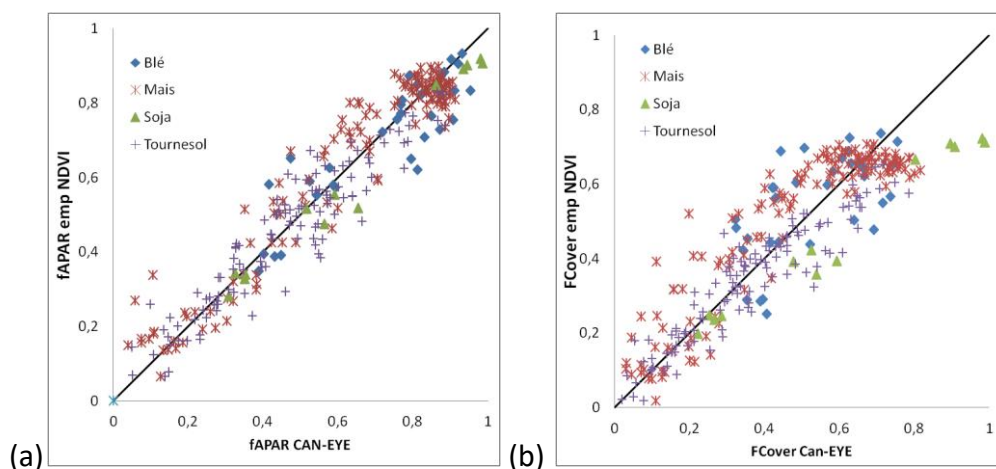


Figure II-7: Comparaison entre les $FAPAR_{CAN-EYE}$ et les $FAPAR_{NDVI}$ (a) et les $FCover_{CAN-EYE}$ et les $FCover_{NDVI}$ (b).

	r^2	RMSE	RRMSE	Biais	Pente
4 cultures	0,96	0,07	12,77	0,00	0,99
Blé	0,89	0,08	11,49	-0,02	0,97
Mais	0,96	0,08	11,88	0,01	1,01
Soja	0,99	0,06	8,83	-0,04	0,94
Tournesol	0,94	0,07	15,28	-0,01	0,96

Tableau II-2: Résultats des comparaisons entre les $FAPAR_{NDVI}$ et les $FAPAR_{CAN-EYE}$.

	r^2	RMSE	RRMSE	Biais	Pente
4 cultures	0,96	0,10	21,70	0,00	0,96
Blé	0,96	0,12	22,28	-0,02	1,01
Mais	0,97	0,10	20,95	-0,03	1,01
Soja	0,99	0,16	26,56	0,13	0,77
Tournesol	0,97	0,07	20,17	0,02	0,90

Tableau II-3: Résultats des comparaisons entre les $FCover_{NDVI}$ et les $FCover_{CAN-EYE}$.

5.2 Evaluation de la méthode MTR

5.2.1 GAI

Le GAI_{BVNet} (Figure II-5b et le tableau II-4) est estimé avec une erreur globale relative d'environ 28% proche de celle observée pour l'approche empirique. Toutefois la dynamique des valeurs estimées par BVNet est plus grande (moins de saturation) que celle observée avec la méthode empirique.

Les erreurs les plus fortes sont observées pour le tournesol ($\approx 37\%$) et le blé ($\approx 31\%$). Toutefois, les résultats concernant le blé et le soja sont à considérer avec prudence car le nombre de mesures pour ces cultures est beaucoup plus faible que pour le maïs et le tournesol (Tableau II-1).

	r^2	RMSE	RRMSE	biais	Pente
4 cultures	0,93	0,42	28,52	0,06	1,02
Ble	0,84	0,64	31,00	0,14	1,01
Mais	0,92	0,43	23,34	0,01	0,99
Soja	0,99	0,50	26,44	0,24	1,16
Tournesol	0,89	0,32	36,89	0,06	1,09

Tableau II-4: Résultats des comparaisons entre $GAI_{CAN-EYE}$ et GAI_{BVNet} .

5.2.2 FAPAR et FCover

Comme pour la méthode empirique, les $FAPAR_{BVNet}$ sont estimés avec une meilleure précision que le GAI (Figure II-8a et Tableau II-5) avec des erreurs de l'ordre de 15%. Les erreurs sont plus fortes pour le $FCover_{BVNet}$ (Figure II-8b, Tableau II-6), de l'ordre de 27%. La saturation observée pour le soja avec le NDVI a ici disparu.

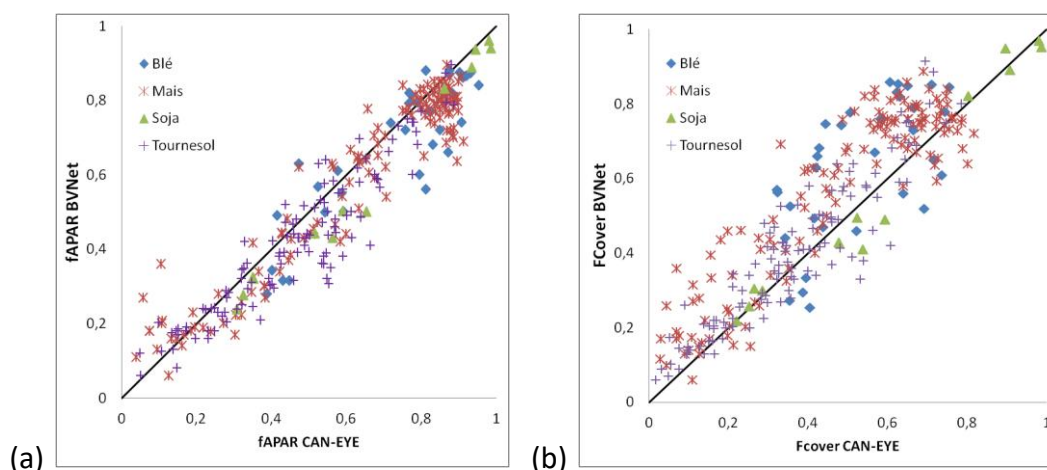


Figure II-8: (a) Comparaison des $FAPAR_{CAN-EYE}$ et $FAPAR_{BVNet}$. (b) Comparaison des $FCover_{CAN-EYE}$ et $FCover_{BVNet}$.

	r^2	RMSE	RRMSE	Biais	Pente
4 cultures	0,95	0,09	15,15	-0,04	0,92
Ble	0,88	0,10	14,12	-0,05	0,93
Mais	0,96	0,08	13,30	-0,03	0,94
Soja	0,99	0,07	11,27	-0,06	0,93
Tournesol	0,93	0,09	19,09	-0,05	0,89

Tableau II-5: $FAPAR_{CAN-EYE}$ vs $FAPAR_{BVNet}$.

	r^2	RMSE	RRMSE	Biais	Pente
4 cultures	0,90	0,12	27,18	0,07	1,11
Ble	0,64	0,17	32,56	0,10	1,17
Mais	0,91	0,14	28,43	0,09	1,14
Soja	0,98	0,05	8,94	-0,02	0,97
Tournesol	0,92	0,08	23,08	0,04	1,08

Tableau II-6: $FCover_{CAN-EYE}$ vs $FCover_{BVNet}$.

Nous avons également analysé la distribution des erreurs pour les différentes gammes de valeurs des variables estimées avec BVNet (Figure II-9). On observe peu d'évolution des RMSE (courbes bleues) pour le FAPAR et le FCover. En revanche, le RMSE augmente et le biais devient négatif pour les plus fortes valeurs de GAI (>3), traduisant le phénomène de saturation bien connu en télédétection optique.

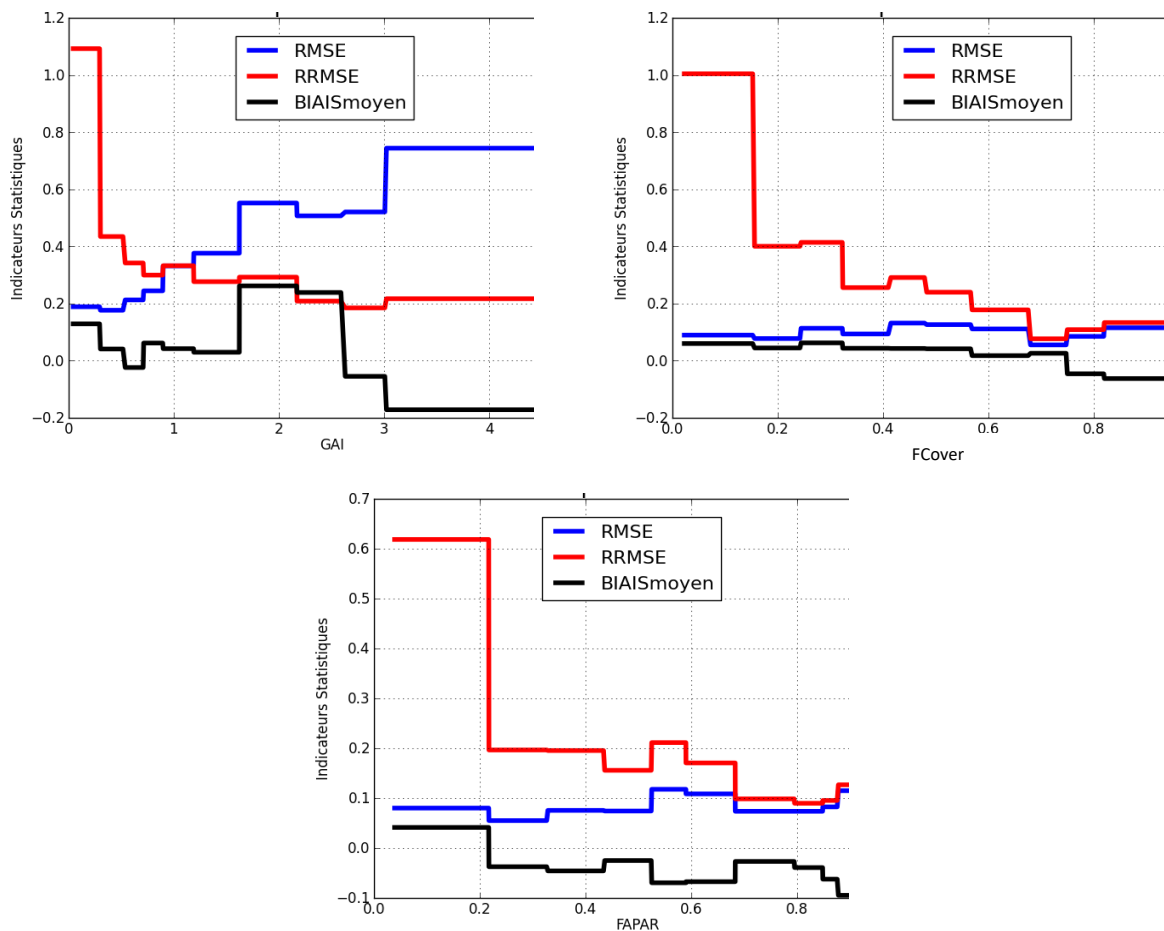


Figure II-9 : Evolution des RMSE, RRMSE et biais des variables estimées (GAI, FAPAR et FCover) par BVNet. Chaque palier (10 au total) correspond à environ 30 mesures (298 points au total).

6. Discussion

La variable estimée avec la meilleure précision, quelle que soit l'approche choisie (empirique ou MTR) est le FAPAR avec des erreurs relatives de l'ordre de 15%. Les FCover et les GAI sont estimés, quelques soient les méthodes, avec des erreurs variant de 20 à 28% selon les cultures.

L'approche physique (MTR) conduit toutefois à de meilleures estimations dans la mesure où l'on observe moins de saturation qu'avec l'approche empirique. Un autre

avantage majeur de la méthode MTR est de s'affranchir des mesures terrain pour sa calibration. De plus l'utilisation de la méthode empirique pose des problèmes de généralité clairement illustrés dans ce chapitre (Figure II-6).

Les erreurs observées avec la méthode MTR sont élevées et peuvent avoir diverses origines. Tout d'abord, il existe des erreurs liées au MTR utilisé. Les variables estimées dépendent de la façon dont le milieu est représenté, or dans PROSAIL, le milieu est considéré homogène et cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée, comme nous l'avons vu et discuté dans le chapitre I.

Comme pour les photographies hémisphériques, les estimations issues des images satellitaires fournissent un GAI apparent effectif. C'est la raison pour laquelle j'ai choisi de comparer les GAI issus des données satellitaires aux GAI effectifs issus des photographies hémisphériques. Malgré cette précaution, les estimations ne sont pas totalement comparables car les directions d'observation utilisées pour estimer ces variables ne sont pas identiques (de 0° à 60° pour CAN-EYE et une seule direction d'observation pour les images satellitaires). De plus, les photographies n'ont pas toujours été prises à la même date que l'image satellitaire (jusqu'à 5 jours d'écart) ce qui peut rajouter une source d'erreur supplémentaire pouvant provenir d'une mauvaise interpolation. Pour finir, les estimations proviennent de capteurs ayant des caractéristiques géométriques et spectrales différentes (Figure II-2, RRMSE \approx 8%), qui peuvent expliquer une partie de la dispersion observée.

7. Conclusion et perspectives

Un effort important a été mené, durant plusieurs années, afin d'évaluer la qualité des variables biophysiques issues du traitement des images satellitaires à haute résolution spatiale. Ce travail a conduit à la constitution d'un jeu de données de validation unique acquis au cours de nombreuses campagnes terrain. L'objectif était d'évaluer deux approches communément utilisées pour estimer les variables biophysiques par télédétection : l'approche empirique basée sur l'utilisation d'indices spectraux (NDVI) et l'approche physique basée sur l'utilisation du modèle de transfert radiatif PROSAIL.

L'approche basée sur l'utilisation d'un modèle de transfert radiatif offre plusieurs avantages : 1- elle ne nécessite pas de mesures *in situ* pour la calibration et 2- elle permet de réduire le phénomène de saturation observé avec l'approche empirique. Toutefois, le modèle PROSAIL, assimile le couvert à un milieu homogène mais cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée et peut donc aboutir à des erreurs sur l'estimation du GAI (*cf.* Chapitre I) (Darvishzadeh et al., 2008). L'utilisation d'un modèle décrivant l'architecture 3D des couverts, tel que le modèle DART (Gastellu-Etchegorry et al., 1996 ; Gastellu-Etchegorry et al., 2003), serait plus approprié simuler les FRB de cultures telles que le tournesol ou le maïs

(aux premiers stades de développement), et devrait permettre d'améliorer les estimations de GAI.

La haute fréquence temporelle des images Sentinel-2 va permettre également de limiter le recours à d'autres capteurs et ainsi réduire les dispersions observées. Des études récentes ont également montré le fort potentiel des capteurs actifs tel que le radar ([Hosseini, 2015](#)) pour estimer le LAI.

Ce travail a permis de produire des cartes multi-temporelles de GAI et de FCover qui ont été utilisées pour spatialiser le modèle SAFYE (*cf.* Chapitre III). Elles sont maintenant intégrées dans le SIE (Système Informatique Environnemental) du laboratoire et font partie des produits délivrés par l'OSR (Observatoire Spatial Régional). Ces produits sont également référencés dans le réseau JECAM (Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring) appartenant au Group on Earth Observations (GEO). Ils ont également été utilisés dans le cadre de différents projets dont le projet ImagineS du réseau européen Copernicus Global Land Product Validation piloté par F. Camacho ([Camacho et al., 2014](#)).

Ce travail n'aurait pu être mené sans mes étudiants Martin Claverie, Marjorie Battude, Amanda Veloso et David Morin (CDD) ni sans les conseils toujours avisés de Marie Weiss et Frédéric Baret (INRA, Avignon).

Chapitre III : Estimation spatialisée des besoins et des consommations en eau du maïs irrigué

Les travaux sur la modélisation spatialisée du bilan hydrique des cultures présentés ici ont été menés dans le cadre des thèses de [Martin Claverie \(2012\)](#) et de [Marjorie Battude \(2017\)](#). L'objectif était de comprendre, modéliser et spatialiser les besoins et les consommations en eau des cultures d'été.

J'ai choisi de présenter ici les travaux relatifs au « maïs irrigué » car ils correspondent à mes activités les plus récentes et sont situés au cœur du projet MAISEO qui a marqué une évolution de ma thématique de recherche.

Une partie des travaux menés sur la calibration et la validation du modèle SAFYE sont présentés dans ce chapitre (voir détails dans [Claverie, 2012](#) et [Battude, 2017](#)). Les sorties du modèles évaluées sont les consommations en eau (ETR) et les apports d'eau d'irrigation. Cette étude a été réalisée à l'aide de mesures acquises durant plusieurs années sur différents sites d'études: la parcelle expérimentale du CESBIO (site de Lamothe) ainsi que 24 parcelles et trois périmètres de maïs irrigués suivis par la CACG. Les campagnes de mesures et les travaux de spatialisation des variables biophysiques (GAI et FCover) présentés dans les chapitre I et II ont été un préalable indispensable à cette étude.

Les variables d'entrée du modèle SAFYE (données météorologiques, réserve utile, Kcb, GAI) peuvent provenir soit de mesures locales soit d'estimations spatialisées. J'ai donc souhaité, à la fin de la thèse de Marjorie Battude, évaluer l'impact de ces différentes sources de données sur les sorties du modèle. Un bilan d'erreur a été réalisé sur la parcelle de Lamothe pour laquelle nous disposons de données locales et spatialisées (données météorologiques, réserve utile, Kcb, GAI) ainsi que des mesures d'évapotranspiration, qui ont servi de mesures de référence.

Une partie de ces travaux ont été publiés dans trois articles: "Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data" ([Claverie et al., 2012](#)), "Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data" ([Battude et al., 2016](#)) et "Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high spatial and temporal resolution satellite imagery" ([Battude et al., 2017](#)).

1. Le modèle SAFYE

Le modèle SAFYE (Simple Algorithm for Yield Estimates and Evapotranspiration; [Duchemin, 2015](#)) simule la dynamique de l'indice foliaire vert (GAI pour « Green Area Index », Eq. 10 et 14 de l'Annexe III), la biomasse sèche aérienne (DAM pour « Dry Aboveground Mass », Eq. 6 l'Annexe III), le rendement (Eq. 15 de l'Annexe III), l'évapotranspiration (ET_{ca} pour « actual crop EvapoTranspiration », Eq 22 et 23 de l'Annexe III) et le contenu en eau du sol (CAW pour « Current Available Water », Eq. 20, 32 à 34 de l'Annexe III) dans trois horizons de sol (superficiel, intermédiaire et profond). Les principales variables d'entrée sont le rayonnement global (R_g), la température de l'air (T_a), l'évapotranspiration de référence (ET₀) et les apports d'eau à savoir la pluviométrie (P) et éventuellement l'irrigation (I) (Tableau 1 de l'Annexe III). Ce modèle fonctionne au pas de temps journalier.

Ce modèle existe en deux versions : une version dite « phénologique » et une version « bilan hydrique ». Le modèle SAFY (Simple Algorithm for Yield Estimates; [Duchemin, 2008](#)) correspond à la version « phénologique » du modèle SAFYE, sans module de bilan hydrique. Il simule la dynamique de l'indice foliaire avec les dates clé du cycle de développement (dates de levée, début de sénescence, fin de croissance), la biomasse et le rendement. Le formalisme repose sur la théorie des efficacités ([Monteith, 1972](#)) et sur l'utilisation d'une loi de partition foliaire ([Maas, 1993](#)) qui est fonction de la température de l'air (T_a) (Eq. 11 de l'Annexe III).

Le modèle SAFYE (Simple Algorithm for Yield Estimates and Evapotranspiration) correspond au couplage entre SAFY et un module de bilan hydrique basé sur la méthode FAO. Un rappel de la méthode FAO est présenté dans l'Annexe III.

L'irrigation dans le modèle SAFYE peut être utilisée comme une donnée d'entrée du modèle (mode « forcé ») ou bien déclenchée, à l'aide d'un module d'irrigation automatique, en fonction du niveau de stress hydrique de la culture. Ce module a été évalué pour nos différents sites d'étude.

2. Zone d'étude et données

2.1. Zone d'étude

L'étude présentée ici a été réalisée dans le Sud-Ouest de la France, dans les départements du Gers et de la Haute-Garonne (Figure III.1). La moitié de la Haute-Garonne et jusqu'à deux tiers du Gers sont couverts par des terres agricoles avec respectivement environ 20 000 ha et 48 000 ha de maïs irrigués.

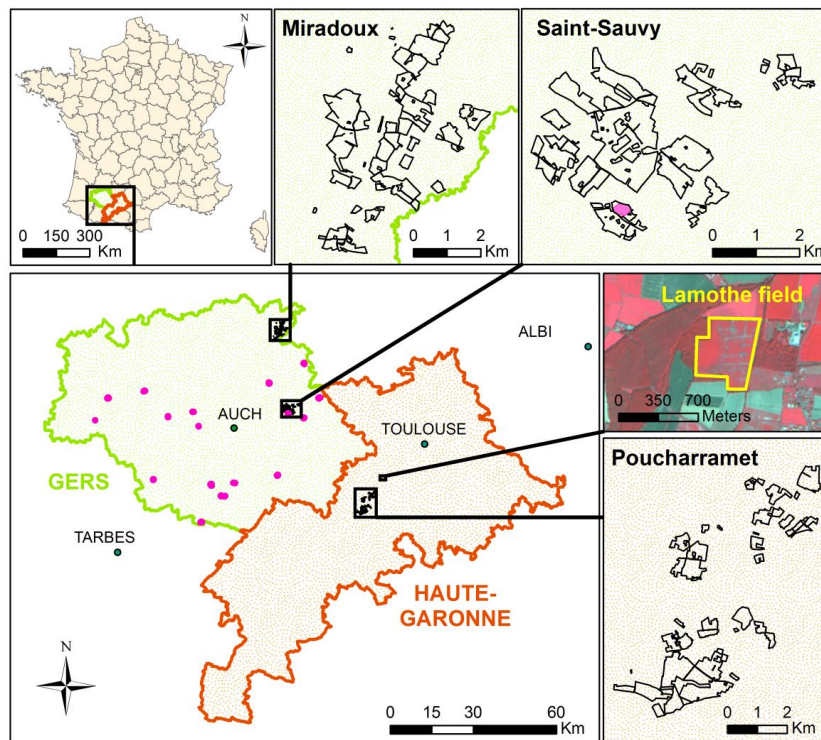


Figure III-1: Localisation de la zone d'étude. La parcelle de Lamothe est en jaune. Les points roses correspondent aux parcelles de la CACG et les polygones noirs représentent les trois ASA étudiées (Miradoux, Saint-Sauvy and Poucharramet).

2.2. Parcelle expérimentale CESBIO

La parcelle de Lamothe appartient à l'Observatoire Spatial Régional (OSR) du CESBIO et au réseau ICOS (*Integrated Carbon Observation System*). Elle est située au Sud-Ouest de Toulouse sur la plaine alluviale de la Garonne et couvre 32 ha.

Les flux d'évapotranspiration (ET_{ca}) sont mesurés de façon continue par la méthode d'Eddy Covariance (Aubinet et al., 2012 ; Béziat et al., 2009). Les données météorologiques de la station (R_g, T_a) sont utilisées pour calculer l'évapotranspiration de référence (ET₀). La parcelle est également équipée d'un pluviomètre. Nous avons utilisé les mesures acquises en 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 et 2015 qui correspondent aux années de culture du maïs. Le maïs de cette parcelle étant ensilé, les irrigations ne sont pas représentatives du maïs « grain » cultivé dans la région et n'ont donc pas été utilisées pour évaluer le module d'irrigation automatique de SAFYE.

La parcelle est située sur un sol profond (environ 1.5 m), argileux (environ 50% d'argile), peu perméable, caractéristique de la vallée du Touch. Des analyses de sol ont permis d'obtenir les valeurs moyennes du point de flétrissement (H_{wp}) (Annexe III, Tableau 1) et de

la capacité au champ (H_{fc}) (Annexe III, Tableau 1), estimées respectivement à $17 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ et $36 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$.

Les profils temporels de GAI de la parcelle sont extraits des images satellitaires (FORMOSAT, SPOT(2, 4 ou 5), LANDSAT8) acquises depuis 2006 (cf. Chapitre II). Un exemple de carte de GAI produite à partir des images FORMOSAT est présenté dans la Figure III-2. Pour chaque date d'acquisition, les GAI (GAI_{sat}) sont moyennés sur l'ensemble des pixels correspondant à la zone d'emprise des mesures de flux d'ETca. Les GAI_{sat} sont utilisés pour calculer le Kcb , noté Kcb_{sat} par la suite (Eq.27 de l'Annexe III).

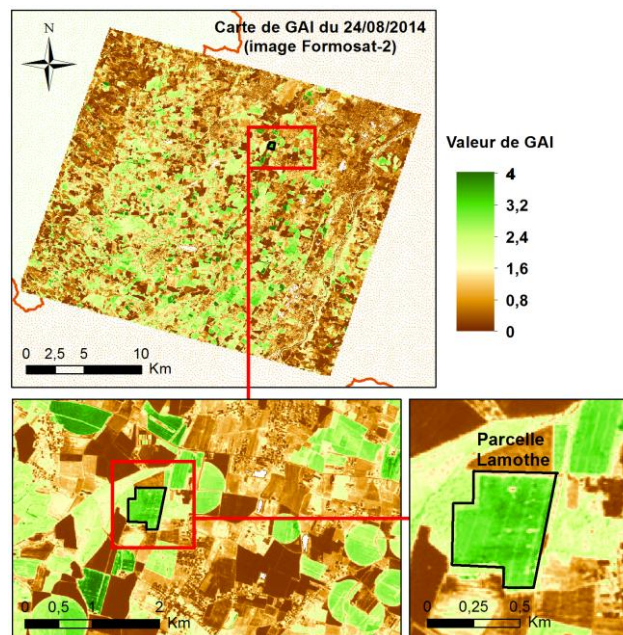


Figure III-2: Exemple de carte de GAI obtenue pour la parcelle de Lamothe en 2014 à partir d'une image FORMOSAT.

2.3. Parcelles et périmètres irrigués CACG

Nous disposons des dates et des doses d'irrigation pour 24 parcelles de maïs grain suivies par la CACG : 18 suivies en 2013 et 6 en 2014. Ces parcelles ont été utilisées pour évaluer le module d'irrigation automatique du modèle SAFYE. Chaque dose unitaire a été initialisée à 30 mm, sur les conseils de la CACG.

Nous disposons également des volumes globaux d'eau prélevés pour l'irrigation durant la saison d'irrigation, pour trois périmètres irrigués (ASA : Association Syndicale Autorisée) : l'ASA de Poucharramet (450 ha) située en Haute-Garonne, et les ASA de Miradoux (165 ha) et de Saint-Sauvy (135 ha) situées dans le Gers (Figure III-1). Les ASA sont des groupements

de propriétaires qui contribuent à l'exercice de diverses missions d'utilité publique, mais aussi privée : prévention contre les risques naturels ou sanitaires, les pollutions ou les nuisances, la préservation, la restauration et l'exploitation de ressources naturelles, l'aménagement et l'entretien des cours d'eau, lacs ou plans d'eau, voies et réseaux divers, la mise en valeur des propriétés. Il existe en France de nombreuses ASA pour la plupart liées à l'agriculture, réglementées depuis 1865 et qui constituent des piliers essentiels de la politique française en matière de développement de l'irrigation.

Les ASA de Miradoux et de Saint-Sauvy ont fait l'objet de suivis par la CACG en 2013 et 2014, dans le cadre du projet MAISEO. Nous avons ainsi pu bénéficier de relevés assez précis sur les périmètres irrigués (localisation et quantités de surfaces concernées) et les volumes globaux d'eau prélevés estimés à partir de compteurs. L'ASA de Poucharramet n'a pas bénéficié d'un tel suivi. Toutefois, comme elle avait été couverte par les images FORMOSAT entre 2006 et 2014 et que nous disposions des volumes globaux prélevés, nous avons décidé de l'intégrer à notre étude. Le périmètre irrigué de cette ASA a été estimé, à posteriori, avec l'aide de la CACG et d'images satellitaires.

2.3.1 Données météorologiques

Les données météorologiques utilisées pour simuler les apports d'eau des 24 parcelles et des trois ASA sont issues du système SAFRAN (Système d'analyse atmosphérique à méso-échelle : [Durand et al., 1993](#)) de Météo France. Il fournit le rayonnement global, les températures, la pluviométrie et les ET_0 journaliers à une résolution de $8 \times 8 \text{ km}^2$.

2.3.2 GAI et Kcb

Comme pour la parcelle expérimentale, les profils temporels de GAI pour les 24 parcelles et les ASA ont été extraits des images satellites (SPOT4, 5 et LANDSAT8) (*cf.* Chapitre II) et ont servi à calculer le Kcb_{sat} (Eq. 27 de l'Annexe III).

Pour estimer les besoins en eau des cultures et réaliser le conseil à l'irrigation, la CACG utilise des valeurs de Kcb tabulées qui dépendent des stades phénologiques de la culture dans des conditions standards, c'est-à-dire en absence de stress. Les stades phénologiques ont été suivis, en 2013, pour les 24 parcelles. Ces parcelles servent ensuite de « référence » car ce suivi ne peut pas être réalisé sur tout le territoire (= Bassin Versant de la Neste qui couvre plusieurs milliers de km^2). La CACG utilise donc les Kcb des parcelles de référence pour l'ensemble des parcelles du Bassin Versant. Cette méthode présente l'inconvénient majeur de ne pas restituer la variabilité temporelle et spatiale observée entre les parcelles.

Contrairement au Kcb de référence (Kcb_{ref}), le Kcb_{sat} est estimé pour chaque parcelle du territoire, grâce aux images satellitaires et permet de tenir compte des différences de

comportements existant entre les parcelles. L'impact de l'utilisation des $K_{cb_{ref}}$ et des $K_{cb_{sat}}$ sur les apports d'eau ont été évalués sur les 24 parcelles suivies par la CACG et sur la parcelle de Lamothe.

2.4 Carte des unités morphopédologiques : RRP

Pour estimer la réserve utile (RU), nous avons utilisé la carte des sols du Référentiel Régional Pédologique (RRP 1/250 000; <https://www.gissol.fr>).

Cette carte est constituée d'Unités Cartographiques de Sol (UCS, polygones), regroupant une ou plusieurs Unités Typologiques de Sol (UTS, tables) (Figure III-3) : la surface de chaque UTS est connue mais n'est pas cartographiée. La profondeur du sol, le pourcentage d'argile, de limon et de sable sont fournis pour chaque UTS.

Dans notre étude, la texture du sol a été estimée à partir du triangle de textures de « l'Aisne » (Baize and Jabiol, 1995 ; Jamagne et al., 1977). La RU est estimée pour chaque UTS à partir de la capacité au champ, du point de flétrissement estimés à partir de la fonction de pédotransfert proposée par Bruand et al. (2003) et de la profondeur du sol (Eq.20, Annexe III).

En mai 2017, nous avons bénéficié d'une expertise réalisée par un pédologue (Laurent Rigou), sur le département du Gers. Cette expertise a consisté à cartographier chaque UTS (1 UCS = 1 UTS) et à fournir pour chacune d'elle une estimation des profondeurs d'enracinement.

Une partie des travaux présentés ici a consisté à évaluer l'impact de ces deux méthodes d'estimations de la RU (carte des sols et profondeurs racinaires) sur les sorties du modèle pour les 24 parcelles, les 3 ASA et la parcelle de Lamothe. Pour l'ASA de Poucharramet, situé en dehors du Gers, nous avons borné les profondeurs racinaires à 80 cm, sur avis de la CACG.

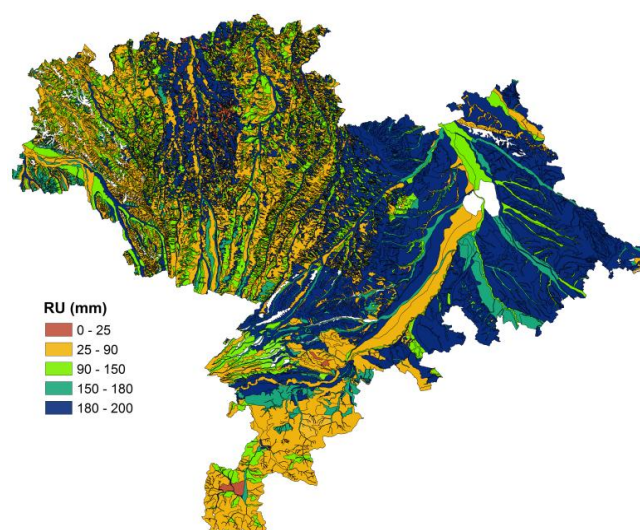


Figure III-3: Carte de la réserve utile estimée à partir de la carte pédologique (RRP 1/250 000) pour les départements du Gers et de la Haute-Garonne. Les polygones correspondent aux limites des UCS (Unités Cartographiques de Sol). La RU présentée ici correspond à la RU de l'UTS majoritaire.

3. Méthode de calibration

La méthode de calibration initiée dans la thèse de [Iskander Benhadj \(2008\)](#) sur du blé pluvial, a été évaluée sur les cultures d'été, dans les thèses de [Martin Claverie \(2012\)](#) et [Marjorie Battude \(2017\)](#). Elle se déroule en deux étapes :

- phase 1 : optimisation des paramètres de SAFY relatifs au GAI : Pl_a , Pl_b , RS , S_{TT} , SLA , D_0 et $ELUE_{SAFY}$ (Eq. 6 à 19 et Tableau 1 de l'Annexe III).
- phase 2 : optimisation des paramètres de SAFYE relatifs au module hydrique : β (Eq. 25 et Tableau 1 de Annexe III), E_{trp} (Eq. 27 et Tableau 1 Annexe III) et $ELUE_{SAFYE}$ (Eq. 35 et Tableau 1 de l'Annexe III).

3.1 Calibration des paramètres de SAFY

Les paramètres du modèle SAFY (Pl_a , Pl_b , RS , S_{TT} , SLA , D_0 , $ELUE_{SAFY}$) sont optimisés en minimisant les écarts (RMSE) entre les profils temporels de GAI_{sat} et ceux simulés par le modèle. Des gammes de variations sont fixées pour chaque paramètre à partir de données bibliographiques ou de mesures (Tableau 1 de l'Annexe III).

Dans la thèse de M. Claverie, la phase 1 était divisée en deux étapes. La première étape consistait à calibrer les paramètres considérés comme spécifiques aux cultures (Pl_a , Pl_b , S_{TT} , RS). Ces paramètres déterminent la forme générale du cycle du GAI_{sat} . La seconde étape consistait à calibrer les paramètres spécifiques aux parcelles: D_0 et $ELUE_{SAFY}$. Dans SAFY, les facteurs de stress pouvant affecter la croissance de la plante (stress hydrique, déficit azoté, maladies) sont supposés être pris en compte à travers la $ELUE$ et le LAI . La $ELUE$ est donc liée aux pratiques culturales et doit donc être estimée pour chaque parcelle.

Cette méthode, proposée dans la thèse d'[Iskander Benhadj \(2008\)](#), avait pour but de limiter les phénomènes de compensation observés entre ces deux catégories de paramètres. Les paramètres Pl_a , Pl_b , S_{TT} , RS étaient donc optimisés lors d'une première phase, à partir de N profils temporels de GAI_{sat} (entre 3000 et 5000) d'une même culture. Ensuite, chaque paramètre était fixé à la valeur médiane (issue des N optimisations). Une fois ces paramètres fixés, une seconde étape consistait à optimiser les paramètres D_0 et $ELUE$ pour chaque parcelle.

Nous avons évalué cette approche sur plusieurs cultures (maïs, tournesol et soja) et plusieurs années (2006 à 2010) à partir d'images FORMOSAT-2. Les résultats ont montré que l'utilisation de la valeur médiane ne permettait pas de reproduire les variations annuelles des biomasses et des rendements (Claverie, 2012) observées sur nos mesures et avec les statistiques Agreste.

Suite à ces résultats, j'ai souhaité approfondir la réflexion sur l'optimisation du modèle. Ce travail a été mené dans la thèse de Marjorie Battude en collaboration avec Ahmad Albitar (IR, CNRS/CESBIO). Cette étude a abouti à l'introduction de nouveaux formalismes dans le modèle qui ont permis de réduire les phénomènes de compensation entre les paramètres du modèle (ELUE et SLA) et d'améliorer sa robustesse. Nous avons également rajouté une loi permettant une évolution saisonnière du SLA. Ces travaux sont résumés dans l'Annexe III (§2.2 Améliorations du modèle) et détaillés dans Battude et al. (2016).

3.2 Calibration des paramètres de SAFYE

L'étude présentée ne concerne que des parcelles de maïs irrigué donc le K_s (Eq. 26 de l'Annexe III) est le plus souvent égal à 1 (absence de stress hydrique) et donc $ELUE_{SAFY} = ELUE_{SAFYE}$ (Eq. 36 de l'Annexe III), ce qui revient à forcer le GAI_{sat} interpolé par le module phénologique (SAFY) dans le modèle SAFYE.

Les paramètres β (Eq. 25, Annexe III) et E_{trp} (Eq. 27, Annexe III) ont été calibrés en minimisant le RMSE (Annexe IV) entre les dynamiques d'ETca journalières mesurées et modélisées en 2006, 2008, 2010 et 2012. Le paramètre β a été calibré durant la période de sol nu. Le paramètre E_{trp} a été calibré pendant la période de végétation en absence de stress hydrique. Les valeurs de β et E_{trp} ont ensuite été moyennées sur les 4 années de calibration puis utilisées pour simuler les ETca journalières pour toutes les années (2006, 2008, 2010, 2012 2014 et 2015).

Les simulations des apports d'eau sur les parcelles et les ASA suivies par la CACG ont été réalisées en utilisant les paramètres β et E_{trp} moyennés sur les 4 années de calibration.

4. Evaluation des besoins et consommations en eau simulés par SAFYE

4.1. Parcelle expérimentale

Les comparaisons entre les ETca journalières mesurées et simulées avec les paramètres de calibration moyens sont présentées dans la Figure III-4. Les statistiques détaillées sont présentées dans le Tableau III-1.

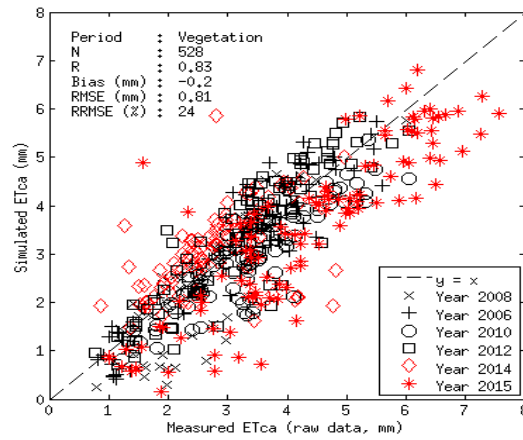
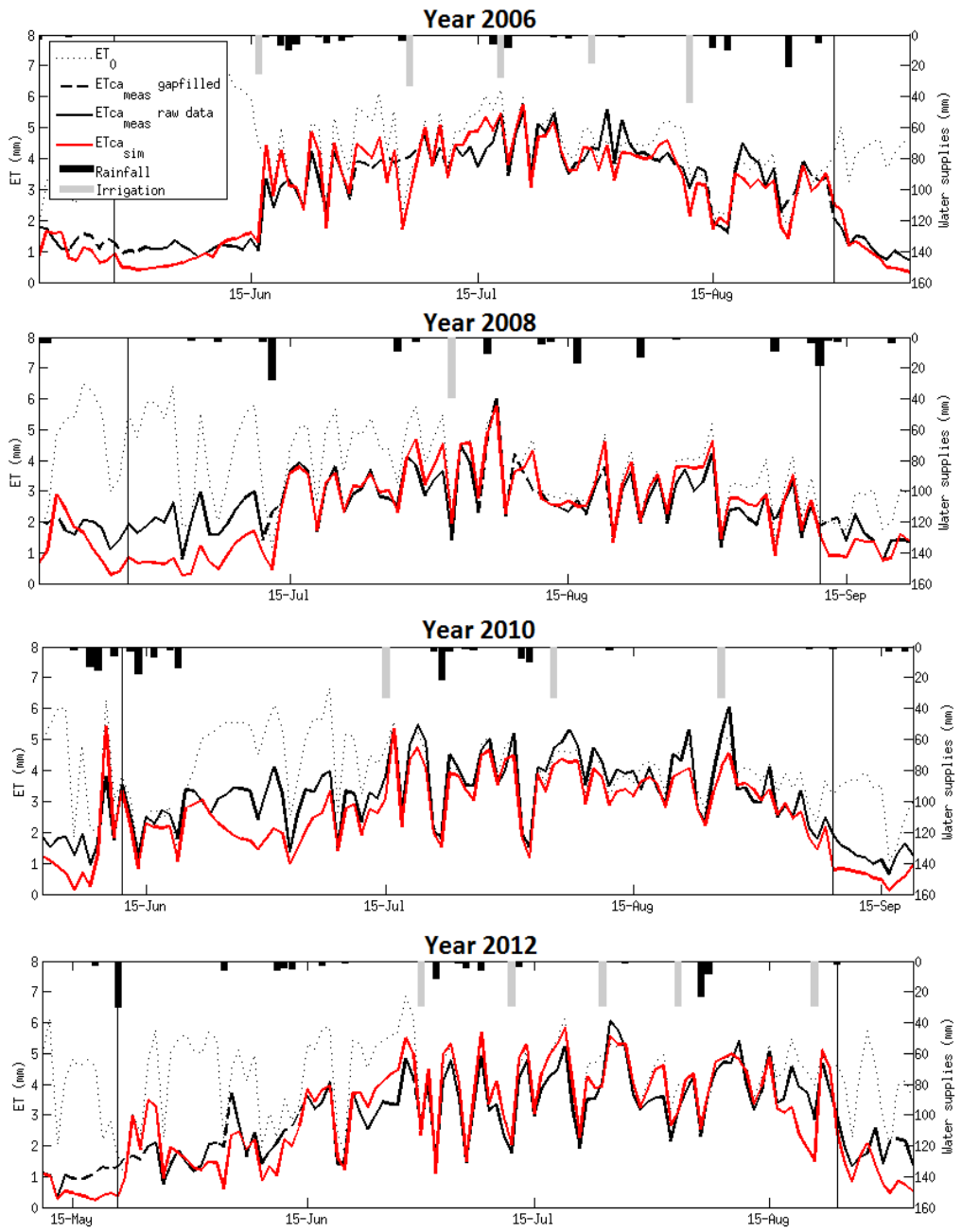


Figure III-4: Comparaison des ETca journalières mesurées et simulées pour toutes les années (pendant la période de croissance de la végétation, entre D0 et la récolte) sur la parcelle expérimentale avec les paramètres β et E_{trp} moyens.

Années	N	R	Biais (mm)	RMSE (mm)	RRMSE (%)
2006-2012	321	0.88	-0.13	0.64	20
2014	95	0.6	0.33	0.81	29
2015	112	0.87	-0.69	1.1	25
2006-2015	528	0.83	-0.2	0.81	24

Tableau III-1: Statistiques issues de la comparaison des ETca journalières mesurées et simulées durant la période végétative sur la parcelle expérimentale. Les années 2006 à 2012 ont été utilisées pour la calibration de β et E_{trp} .

Les variations temporelles journalières d'ETca ont également été analysées et sont présentées dans la figure suivante (Figure III-5).



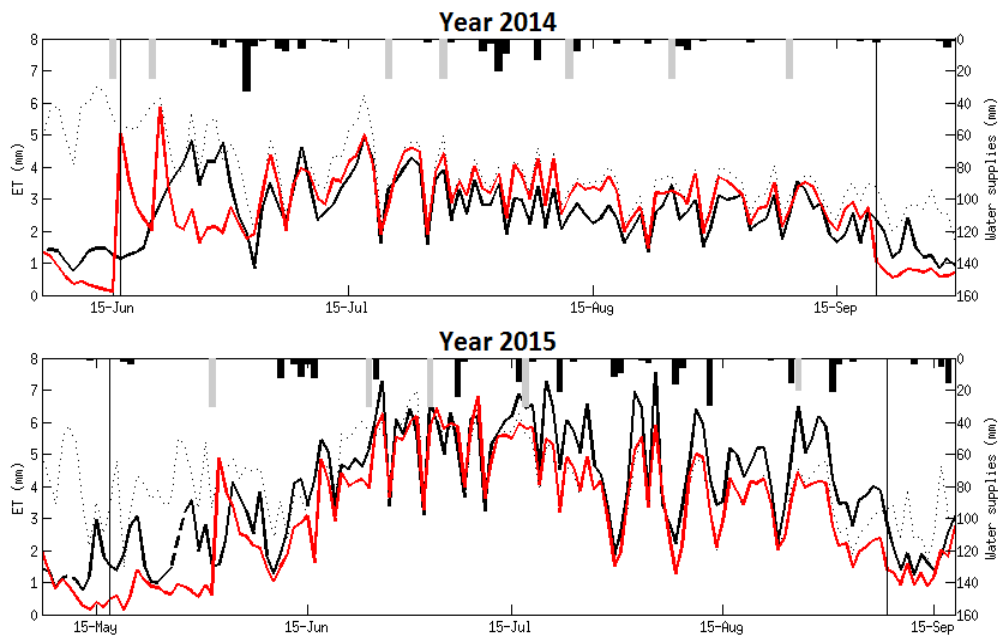


Figure III-5: Comparaison de la dynamique des ETca mesurées (courbe noire) et simulées (courbe rouge) sur la parcelle expérimentale, avec les paramètres β et E_{trp} moyennés sur les quatre années de calibration (2006 à 2012). La ligne pointillée représente l'évapotranspiration de référence (ET_0). Les deux lignes verticales noires correspondent respectivement à la date de levée simulée par le modèle (D_0) et à la date de récolte, qui a été forcée car il s'agit de maïs ensilage. La pluie est représentée par des barres noires et l'irrigation par des barres grises.

Au début de la phase de croissance de la culture, quelles que soient les années, on observe une sous-estimation globale de l'ETca, par le modèle (Figure III-5). Cette période correspond, dans le modèle, à du sol nu, alors que sur le terrain la culture a déjà commencer à croître. Dans une étude spécifique menée dans le projet MAISEO, nous avons montré qu'il existait un écart entre la date de levée observée sur le terrain et celle, observée par satellite, plus tardive (Larue F., 2015 ; Boizet A., 2015). Cet écart a été estimé à 3 semaines en moyenne. Il explique la sous-estimation de l'ETca à cette période. Il explique également les forts pics d'ETca simulés au début et vers mi-juin 2014. Ces pics, sont dus à des irrigations qui entraînent une évaporation rapide et de forte amplitude, caractéristique d'un sol nu.

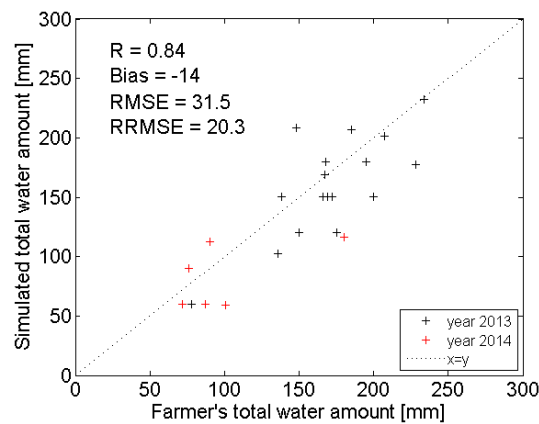
Lorsque la culture est bien développée, les ETca sont parfois sous-estimées (e.g. 2010, 2015) parfois surestimées (e.g. 2012, 2014). Nous verrons par la suite que la méthode de calibration explique en partie ces résultats.

4.2. Parcelles de la CACG

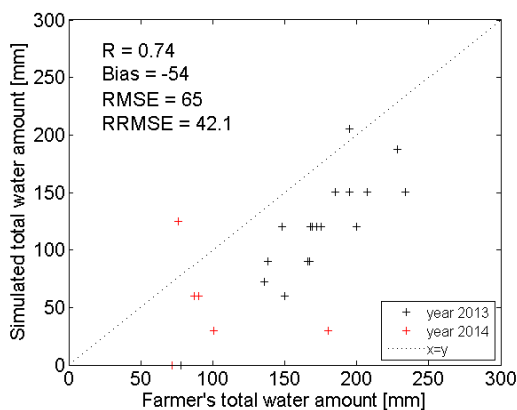
4.2.1 24 parcelles

Les quantités totales d'eau d'irrigation apportées par les agriculteurs ont été comparées à celles simulées par SAFYE selon diverses modalités:

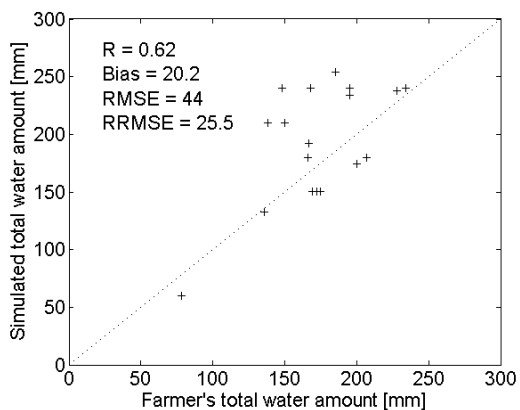
- a) avec les Kcb_{sat} et la RU estimée à partir de profondeurs racinaires (Figure III-6a)
- b) avec les Kcb_{sat} et la RU estimée à partir de la carte RRP (Figure III-6b)
- c) avec les Kcb_{ref} et la RU estimée à partir de profondeurs racinaires (Figure III-6c)



a) Kcb_{sat} et profondeurs racinaires



b) Kcb_{sat} et carte RRP



c) Kcb_{ref} et profondeurs racinaires

Figure III-6: Comparaison de la quantité totale d'eau d'irrigation [mm] apportée par les agriculteurs à celle simulée par SAFYE sur les 24 parcelles de la CACG en 2013 et 2014, pour différentes modalités : a) les profondeurs racinaires et le Kcb_{sat} , b) la carte des sols RRP et le Kcb_{sat} et c) les profondeurs racinaires et le Kcb_{ref} (non estimé en 2014).

Les meilleures estimations sont obtenues avec le kcb_{sat} et les profondeurs racinaires ($r = 0,84$; $RRMSE = 20\%$, $RMSE = 31$ mm, biais = -14 mm).

L'utilisation de la carte de sols (Figure III-6b) conduit à une sous estimation des apports d'eau d'irrigation (biais = -54 mm). La RU estimée à partir de la carte est très supérieure (≈ 150 mm en moyenne) à celle estimée à partir de la profondeur racinaire (≈ 69 mm en moyenne), ce qui conduit à une capacité de stockage d'eau dans le sol plus importante et donc moins de besoins d'apports d'eau.

L'utilisation du Kcb_{ref} conduit à une surestimation globale des apports d'eau (biais $\approx + 20$ mm) (Figure III-6c). La comparaison entre le Kcb_{sat} et le Kcb_{ref} (Figure III-7) révèle que ce dernier est plus élevé que le Kcb_{sat} au début de la période de croissance ainsi qu'au niveau du plateau de croissance, induisant des irrigations supplémentaires. Les comparaisons pour les autres parcelles sont présentées dans l'Annexe IV.

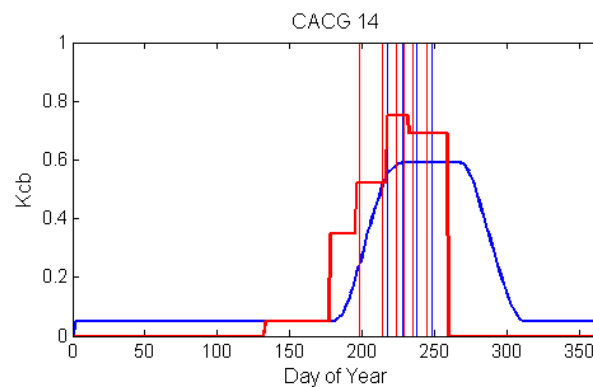


Figure III-7: Comparaison du Kcb_{ref} (en rouge) et du Kcb_{sat} (en bleu) pour une parcelle de maïs de la CACG en 2013. Les lignes verticales rouges et bleues représentent les irrigations simulées respectivement avec Kcb_{ref} et Kcb_{sat} . Près des jours 200 et 220, les valeurs de Kcb_{ref} sont plus élevées que le Kcb_{sat} impliquant deux irrigations supplémentaires.

4.2.2 ASA

Nous avons ensuite comparé le cumul des apports d'eau d'irrigation simulés par SAFYE aux volumes totaux d'eau prélevés pour chaque périmètre irrigué. Les simulations ont été réalisées en utilisant le Kcb_{sat} et les deux estimations de la RU (carte de sols et profondeurs racinaires). Les résultats sont présentés dans la Figure III-8a et la Figure III-8b.

Dans les deux cas, le modèle reproduit correctement la variabilité interannuelle. Il existe toutefois un biais négatif important. Ce biais est réduit en utilisant la profondeur racinaire: il diminue de -0.41 hm^3 (profondeur du sol) -0.36 hm^3 (profondeur racinaire). Les moins bons résultats sont obtenus pour l'ASA de Poucharramet avec une $RRMSE$ de 41% contre 30% pour les deux autres ASA. Ce biais peut être expliqué par une mauvaise estimation des

profondeurs racinaires mais également une sous estimation des surfaces irriguées et une possible sur irrigation.

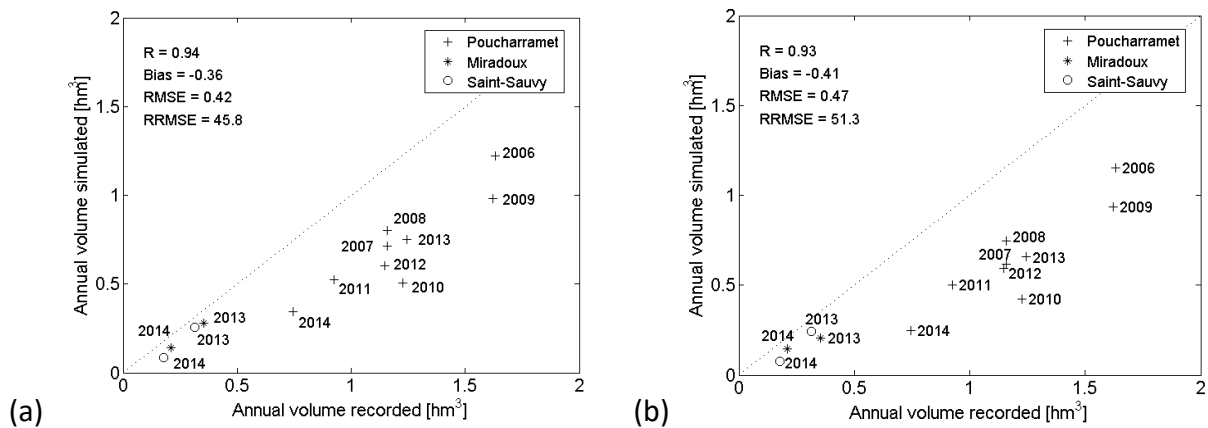


Figure III-8: Comparaison des volumes d’apport d’eau [hm³] simulés par SAFYE à ceux mesurés pour les trois périmètres irrigués et différentes années. Les simulations ont été réalisées en utilisant (a) la profondeur racinaire (bornée à 80 cm pour l’ASA de Poucharramet) et (b) la profondeur de sol estimée à partir de la carte pédologique RRP.

5. Bilan d’erreur

Nous venons de voir que la méthode choisie pour estimer certaines variables clé du modèle, comme la RU ou le Kcb, avaient une incidence sur les sorties du modèle. La comparaison entre les données SAFRAN et les données de la station météorologique révèle également des écarts relatifs pouvant être importants : de l’ordre de 4% pour la température, 16% pour le rayonnement global (Rg), 17% pour l’ET₀ et de plus de 200% pour les précipitations (Annexe V).

La sensibilité des sorties du modèle (ET_{ca} et apports d’eau) aux différentes variables d’entrées utilisées pour sa spatialisation (Kcb, variables météorologique, RU) a donc été évaluée. L’impact de la méthode de calibration choisie et des erreurs liées à l’estimation du GAI_{sat} (cf Chapitre II) a également été analysé.

5.1 Méthode

Pour réaliser ce bilan d’erreur, nous avons comparé les cumuls saisonniers (pendant la période de végétation) des l’ET_{ca} mesurées et simulées sur la parcelle expérimentale selon plusieurs modalités:

-**Modalité de référence** : ET_{ca} (ET_{ca,ref}) simulées à partir des paramètres β_{ref} et $E_{trp,ref}$ calibrés chaque année, les données climatiques (T_a , R_g et ET_0) fournies par la station météorologique, la RU mesurée *in situ*, et le Kcb_{sat} .

-**Calibration moyenne** : remplacement des paramètres de la modalité de référence par les paramètres β_{moy} et $E_{trp,moy}$ moyennés (ET_{ca,moy}) sur les 4 années de calibration (2006, 2008, 2010 et 2012).

-**Données SAFRAN** : remplacement des données de la station météorologique par les données SAFRAN (R_g , T° , ET_0).

-**Données RRP** : remplacement de la mesure *in situ* de RU par la RU issue de la carte des sols.

-**Kcb** : remplacement du Kcb_{sat} par le Kcb_{ref} .

Pour toutes ces modalités, nous avons, dans un premier temps, forcé les irrigations avec les doses appliquées par l'agriculteur (Figure III-9), puis dans un second temps, nous avons activé le module d'irrigation automatique (Figure III-10).

5.2 Résultats et Analyse

Quelles que soient les méthodes de calibration et les données utilisées on constate que le modèle reproduit correctement la variabilité interannuelle des ET_{ca} avec les valeurs les plus fortes en 2015 (été très chaud et sec) et les plus faibles en 2008 (été frais et nombreuses petites pluies étalées tout au long de la période de croissance) et 2014 (été pluvieux) (Figure III-9). Les écarts entre les apports d'eau simulés selon les différentes modalités sont importants (Figure III-10). Ils peuvent varier entre 30 et 150 mm (2015).



Figure III-9: Comparaison du cumul d'ET_{ca} (mm) mesuré par Eddy-Covariance et simulé par SAFYE durant la période de végétation pour les six années, avec les différentes modalités. Les Kcb_{ref} n'étaient pas disponibles en 2014 et 2015.

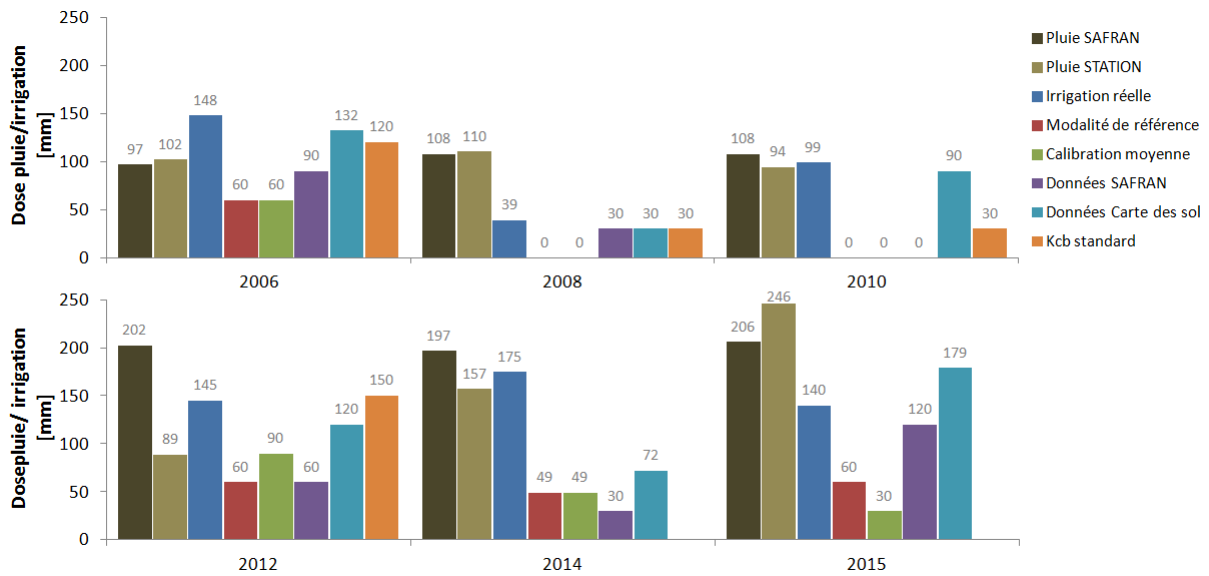


Figure III-10: Quantités totales d'apports d'eau d'irrigation simulés pour les différentes modalités et celles apportées par l'agriculteur (irrigation réelle). Le Kcb_{ref} est noté ici Kcb standard.

5.2.1 Impact de la méthode de calibration

La modalité de référence reproduit de façon satisfaisante les cumuls d'ETca, avec un biais négatif quelles que soient les années (de -2 mm à -35 mm). Cette tendance est expliquée par notre critère d'optimisation : nous avons choisi de minimiser le RMSE plutôt que le biais, ce qui explique cette sous-estimation systématique (cf. Annexe VI).

La calibration moyenne conduit à des valeurs d'ETca qui peuvent être surestimées ou sous-estimées par rapport à la modalité de référence et aux mesures. En 2015, par exemple, la calibration moyenne aboutit à des sous estimations de 91 mm (Figure III-9) par rapport aux mesures et 56 mm par rapport à la modalité de référence. En 2014, nous observons une tendance inverse : + 29 mm par rapport aux mesures et + 31 mm par rapport à la modalité de référence.

L'analyse des paramètres β et E_{trp} révèle que les $ETca_{moy}$ sont inférieurs aux $ETca_{ref}$ lorsque $E_{trp_{moy}}$ est inférieur à $E_{trp_{ref}}$ et inversement. Le paramètre β impacte peu les résultats (cf. RMSE de l'Annexe VI).

L'année 2015 correspond aux ETca les plus fortes qui s'expliquent par un été très chaud et sec avec de fortes irrigations et des GLAI *in situ* élevés, dépassant $6 \text{ m}^2/\text{m}^2$ (Annexe VIII) . Or le GAI_{sat} ne dépasse pas 4 (Figure II-5).

Nous avons donc appliqué un facteur de correction au GAI_{sat} de + 25%. Ce facteur a été estimé à partir des travaux menés sur les comparaisons entre les GAI_{eff} CAN-EYE et les GLAI

in situ (cf. Tableau I-2). Les paramètres β et E_{trp} ont été recalibrés avec le GAI corrigé. Les résultats sont présentés dans le Tableau III-3. Les ETca simulées en 2015 avec le GAI_{sat} corrigé sont plus élevées (= 436 mm) qu'avec le GAI_{sat} (= 395 mm, Annexe VII) avec un E_{trp} plus faible que celui obtenu avec le GAI_{sat} . Ces résultats montrent qu'en utilisant un GAI_{sat} non corrigé, le modèle « compense » les faibles valeurs de GAI par de fortes valeurs d' E_{trp} . L'utilisation du GAI_{sat} corrigé permet d'atténuer la dispersion entre les valeurs d' E_{trp} annuelles (Tableau III-3) estimées à partir de la modalité de référence et rend, de ce fait, l'utilisation de paramètres moyens plus robuste.

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

Tableau III-2: Valeurs des paramètres β et E_{trp} calibrés chaque année à partir des mesures d'ETca. La dernière ligne du tableau correspond aux valeurs de β et E_{trp} moyennées sur 2006, 2008, 2010 et 2012.

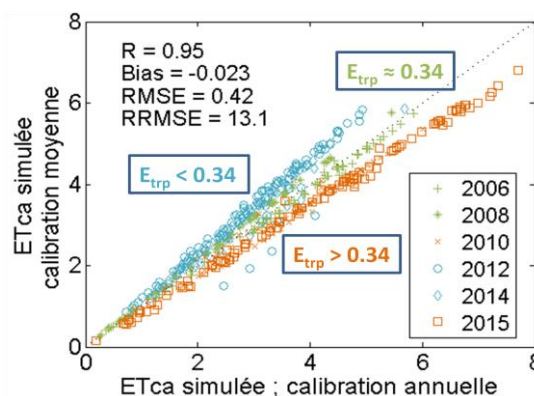


Figure III-11: Comparaison des ETca journalières (mm) simulées durant la période de végétation pour les six années étudiées, en utilisant une calibration annuelle ou moyenne.

Année / Paramètres	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 III-3: Valeurs des paramètres β et E_{trp} calibrés chaque année à partir des mesures d'ETca en utilisant le GAI corrigé.

5.2.2 Impact des données SAFRAN

L'utilisation des données SAFRAN conduit à des surestimations ou des sous-estimations des ETca (Figure III-9). Ces écarts sont expliqués par les différences observées entre les ET₀ « SAFRAN » et les ET₀ « station » (Annexe V). En 2006 et 2012, par exemple, les ET₀ « SAFRAN » sont supérieures aux ET₀ « station » induisant des ETca supérieures.

L'utilisation de données « SAFRAN » tend à augmenter les apports d'eau lorsque les ET₀ sont supérieures à celles mesurées par la station (Figure III-10) : + 30 mm en 2006 par rapport à la modalité de référence. Toutefois cet effet est atténué lorsque les pluies SAFRAN sont supérieures à celles mesurées par la station, comme en 2012, par exemple.

5.2.3 Impact du Kcb de référence

L'utilisation du Kcb_{ref} conduit à des ETca plus fortes (Figure III-9) que celles estimée avec le Kcb_{sat} et à des apports d'eau supérieurs (Figure III-10). Cet effet a également été observé pour les 24 parcelles de références.

Nous pouvons observer que le Kcb_{sat} de la parcelle de Lamothe est toujours inférieur à 0.85 et ceux des 24 parcelles toujours inférieurs à 0.8 (Annexe IV). Dans la Figure III-12a, nous avons représenté les valeurs de Kcb issues des mesures d'ETca (= ETR observé/ET₀ en période non stressée) en fonction du GAI_{sat}. Ces résultats montrent que l'utilisation d'une loi exponentielle, comme celle utilisée dans SAFYE (Eq. 27, Annexe III), ne permet pas de restituer les fortes valeurs de Kcb observées pour les forts GAI qui peuvent varier entre 0.8 et 1.2. L'utilisation de cette loi explique une partie de la sous-estimation des Etca et des apports d'eau simulés avec le Kcb_{sat}.

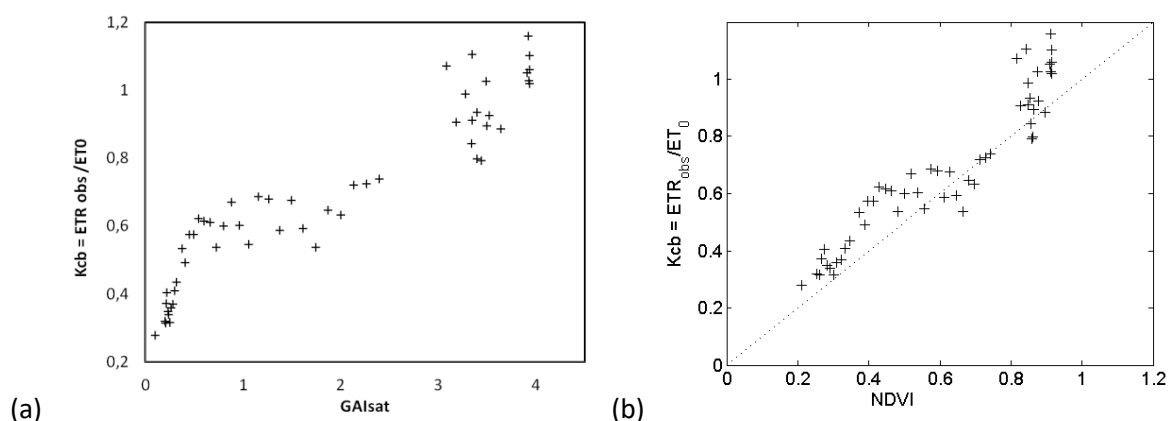


Figure III-12: Kcb mesuré sur la parcelle de Lamothe en 2006, 2008, 2010 et 2012 en fonction de GAI_{sat} (a) et NDVI_{sat} (b).

Nous avons également analysé la relation entre le $NDVI_{sat}$ et le Kcb mesuré (Figure III-12b). Le NDVI est utilisé dans de nombreuses approches (cf Introduction) et notamment dans le modèle SAMIR développé au CESBIO (Saadi et al., 2015). On retrouve ce phénomène de saturation pour des NDVI supérieurs à 0.8. L'utilisation d'une loi linéaire permettant de relier le NDVI au Kcb, telle qu'utilisée dans de nombreuses approches n'est pas non plus optimale.

5.2.4 Impact de la carte des sols

Contrairement à ce qui a été observé sur les 24 parcelles et les 3 ASA, l'utilisation de la carte des sols conduit ici à une surestimation des apports d'eau par rapport à la modalité de référence (Figure III-10). Cette fois, la RU estimée par la carte des sols est inférieure (150 mm) à celle mesurée sur la parcelle expérimentale (285 mm) nécessitant donc des apports d'eau plus importants. Selon les cas, l'utilisation de la carte RRP peut conduire à des sous-estimations ou des surestimations dépassant ici les 60 mm.

5.2.5 Impact des erreurs d'estimation du GAI_{sat}

Dans le chapitre II, nous avons vu que le GAI_{sat} était estimé avec une erreur relative de l'ordre de 23% pour le maïs (Tableau II-4). Cette erreur a été répercutée, de façon aléatoire, sur 100 profils de GAI qui ont ensuite été utilisés pour simuler les cumuls d'ETca et les apports d'eau (module d'irrigation automatique activé) pour les différentes années. Les résultats sont présentés dans les Figures III-13 et III-14.

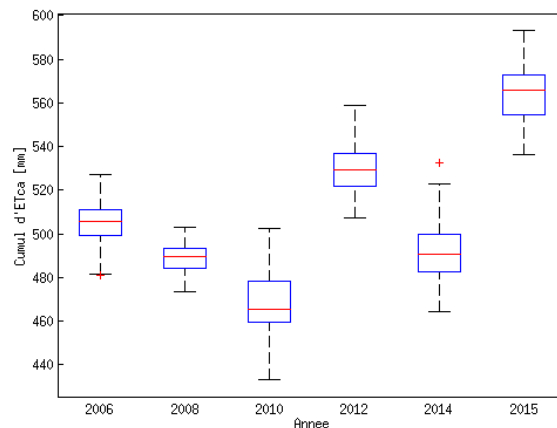


Figure III-13: Cumuls d'ETca simulées pour les 100 profils de GAI pour les 6 années sur la parcelle de Lamothe.

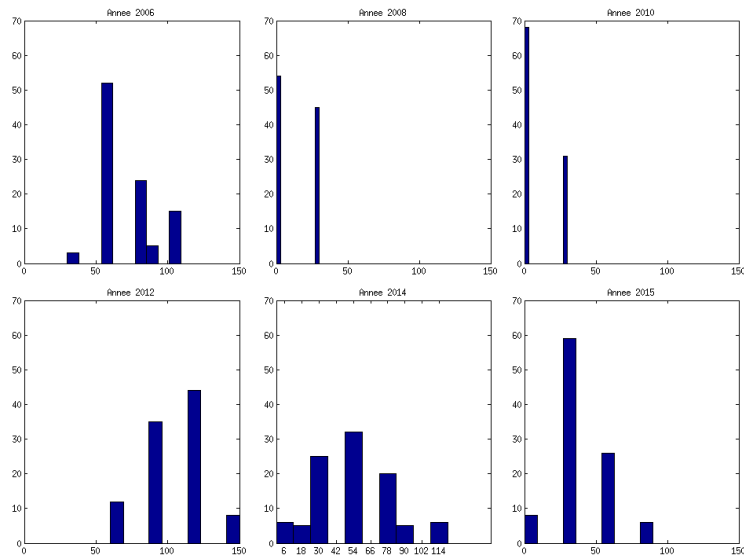


Figure III-14: Histogramme des apports d'eau cumulés simulés pour les différentes années avec les 100 profils de GAI.

Les écarts peuvent atteindre 60 mm entre les ETca simulés une même année (Figure III-13) et 100 mm pour les apports d'eau (Figure III-14).

Les dispersions observées sont expliquées en partie pas le bruit appliqué au GAI mais également par l'échantillonnage temporel des profils de GAI_{sat} qui est particulièrement mauvais en 2012, 2014 et 2015 (Annexe VIII), notamment en début de croissance. En absence de mesures de GAI pendant la phase de croissance, le modèle a tendance à surestimer la durée du plateau de croissance (Annexe IX) ce qui a pour conséquence d'amplifier les différences observées entre les 100 profils.

6. Conclusion

L'objectif de ce travail était de (1) modéliser les besoins et les consommations en eau du maïs irrigué pour différents sites d'étude allant de la parcelle aux périmètres irrigués et (2) d'évaluer les sources d'erreur liées à la spatialisation du modèle.

Le modèle utilisé pour cette étude est le modèle SAFYE (Duchemin et al, 2008 ; Fieuzal et al, 2015). Il a tout d'abord été calibré et validé avec des mesures d'évapotranspiration réalisées sur plusieurs années sur une parcelle expérimentale du CESBIO (Lamothe). Nous avons montré que l'utilisation de paramètres moyennés sur plusieurs années pour spatialiser le modèle, peut induire des biais sur les sorties du modèle (ETca et apports d'eau). Mais ces biais peuvent être réduits si on corrige la sous-estimation du GAI_{sat} due à la saturation du signal satellitaire.

Une autre source d'erreur identifiée provient du décalage existant entre la date de levée observée sur le terrain et celle simulée par SAFYE à partir des profils temporels de GAI_{sat} . Ces

profils sont souvent sous échantillonnés (écart entre deux dates consécutives pouvant dépasser 1 mois) durant la phase de levée. Cette phase correspond à une période pluvieuse ce qui rend un grand nombre d'images satellitaires inexploitable. Différentes méthodes ont été évaluées dans le cadre du projet MAISEO (Larue F., 2015, Boizet A., 2015) qui visaient à réduire le décalage entre les dates de levées *in situ* et celles observées par satellite. Les résultats ont montré que l'interpolation temporelle des profils de GAI_{sat} à l'aide d'une double logistique permet de réduire ce décalage et d'améliorer la robustesse des dates de levées estimées par le modèle (Battude et al, 2016). Toutefois, cette interpolation ne permet pas de combler des « trous » de plus d'un mois. On voit ici tout l'intérêt de données acquises à haute fréquence temporelle telle que les images Sentinel-2.

Le module d'irrigation a été évalué sur 24 parcelles et trois périmètres irrigués (750 ha) suivis par la CACG. Les résultats montrent qu'une fois calibré et contraint par les données satellitaires, le modèle reproduit de façon satisfaisante les apports d'eau des 24 parcelles de la CACG ($R = 0.84$; biais moyen = -14 mm). Pour les périmètres irrigués, les variations annuelles sont reproduites mais avec un biais important de -0.36 hm^3 . Ce biais est expliqué par plusieurs facteurs : une mauvaise estimation du Kcb_{sat} avec la loi utilisée dans SAFYE, la sous-estimation du GAI_{sat} , une mauvaise estimation de la RU et des surfaces irriguées. Nous avons montré qu'une estimation plus fiable de la RU en utilisant les profondeurs racinaires et une meilleure connaissance des surfaces irriguées permet de réduire ce biais. Le biais observé peut provenir d'une possible sur-irrigation pratiquée par les agriculteurs, non vérifiable à ce jour.

Une autre source d'erreur provient également des GAI_{sat} qui sont estimés avec une erreur importante ($\approx 23\%$, cf. Chapitre II). Nous avons montré que l'impact de cette erreur est d'autant plus fort que l'échantillonnage temporel est mauvais. L'utilisation des images Sentinel-2 devraient permettre de réduire cet impact.

Les variables météorologiques SAFRAN présentent des écarts importants avec les mesures locales pouvant être à l'origine de sources d'erreurs supplémentaires.

Pour finir, une autre source d'erreur peut provenir d'une mauvaise estimation de l'emprise (footprint) utilisée pour simuler les ETca. Cette erreur devra être évaluée.

Ce travail a permis de montrer le potentiel du modèle SAFYE combiné à des images de télédétection pour modéliser et spatialiser les besoins et les consommations en eau des cultures. Il a également mis en évidence les difficultés liées à la spatialisation du modèle et les pistes d'améliorations possibles. Bien évidemment, les conclusions de cette étude dépendent de la culture étudiée et de jeu de données utilisé. Des études complémentaires devront être menées sur d'autres sites et d'autres cultures.

Ce travail n'aurait pu être possible sans le soutien et la bonne humeur de nombreux collègues qui ont participé à ces travaux : Jérôme Cros (AI, CNRS), Mireille Huc (IR, CNES), Claire Marais Sicre (IE, UPS) et Ahmad Al Bitar (IR, CNRS).

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Les recherches présentées ici visent à mieux diagnostiquer et mieux comprendre le fonctionnement des cultures en vue d'une meilleure gestion de la ressource en eau à l'échelle d'un territoire. L'optimisation de cette gestion est devenue cruciale face au dérèglement climatique et à la pression anthropique croissante et ne peut être abordée qu'à des échelles spatiales compatibles avec celles des décideurs (Bassin Versant, Territoire, Région). Les résultats des travaux présentés ici ont montré l'intérêt d'une approche basée sur l'utilisation d'un modèle de culture combiné à des images de télédétection pour répondre à cet enjeu. Cette approche n'est pas toutefois pas nouvelle et de nombreux travaux avaient déjà démontré son potentiel (Fischer et al., 1995 ; Boote et al., 1996 ; Moulin et al., 1998 ; Olioso et al., 1999 ; Faivre et al., 2004 ; Duchemin et al., 2006). La principale originalité de mes recherches est liée avant tout au contexte opérationnel dans lequel elles s'intègrent ainsi qu'à la diversité des données exploitées et des partenariats mis en oeuvre pour répondre à cette problématique.

La compréhension du fonctionnement hydrique des cultures à une large échelle requiert des observations spatialisées indispensables pour calibrer et valider les prédictions de nos modèles. Le développement de techniques permettant d'acquérir des données sur de grandes surfaces est un donc un enjeu fondamental pour les scientifiques. Les mesures de flux par Eddy Covariance ainsi que les images satellitaires, par exemple, ont permis de réaliser de grandes avancées sur la compréhension, la modélisation et la spatialisation des modèles. Les travaux que j'ai présentés ici ont permis de montrer l'intérêt de ces techniques mais également d'identifier les verrous qui restent à lever.

La robustesse des méthodes que nous développons est un enjeu important. Elle ne peut être garantie qu'après avoir procédé à des évaluations sur un grand nombre de cas d'étude : différents types de cultures, différentes conditions pédo-climatiques, différentes échelles spatiales et temporelles, etc. De nombreux sites d'expérimentation tels que ceux du réseau ICOS (Integrated Carbon Observation System, <https://www.icos-ri.eu>), situés en Europe, Afrique et Sibérie, équipés de station de mesures (H_2O , CO_2 , variables météorologiques) bénéficient, depuis 2014, de suivis par satellite grâce au programme spatial Sentinel. Nous disposons donc de jeux de données récents combinant à la fois des mesures *in situ* et satellitaires, indispensables pour valider nos approches. Ces sites sont intéressants mais ils fournissent des informations à une échelle réduite : la parcelle agricole. Il existe un autre système permettant d'obtenir des mesures à une échelle plus large : la scintillométrie (Hill et al., 1996 ; Meijninger et de Bruin, 2002 ; J. Ezzahar et al., 2007). Cette technique permet de réaliser des bilans hydriques pour un ensemble de parcelles couvrant plusieurs km^2 . Elle est

essentielle pour comprendre les processus liés au transfert d'échelle. Mon intérêt pour cette approche m'a conduit à participer au comité de pilotage de la thèse de Sameh Saadi (sous la direction de Gilles Boulet (DR IRD/CESBIO) et Vincent Simonneaux (IR IRD/CESBIO)), qui explore l'apport de cette technique sur des couverts agricoles de la plaine de Kairouan, en Tunisie.

Les variables biophysiques (LAI, FAPAR, FCover) qui sont utilisées pour la spatialisation des modèles de fonctionnement, sont estimées avec des incertitudes élevées (entre 20% et 30%) qui nécessiteraient d'être réduites. Une partie de ces incertitudes (cf Chapitre I et II) est liée à une mauvaise estimation de la fraction de trou par les modèles de transfert radiatif qui supposent une homogénéité spatiale du milieu étudié. Or cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée pour les cultures qui présentent souvent des effets rangées marquées. L'utilisation de modèles capables de simuler l'architecture 3D des milieux permettraient d'améliorer l'estimation de la fraction de trou et de réduire les incertitudes sur le LAI. L'utilisation d'images provenant de capteurs différents (*e.g.* : LANDSAT-5,7,9, SPOT-2,4,5, FORMOSAT-2) engendrent également une dispersion des réflectances mesurées et donc des variables biophysiques estimées. Le faible nombre d'images dû aux mauvaises conditions météorologiques est une source d'erreur supplémentaire. L'utilisation des images Sentinel-2 acquises avec une haute fréquence temporelle et des images radar Sentinel-1 insensibles aux nuages, permettra de réduire les incertitudes observées (Baup et al., 2015 ; Betbeder et al., 2016, Fieuzal and Baup, 2015 ; El Hajj, 2016).

La réserve utile (RU) est une variable jouant également un rôle clé dans le fonctionnement hydrique des plantes et sa spatialisation fait l'objet de nombreux travaux de recherches. Différentes méthodes sont étudiées, parmi lesquelles on peut citer les méthodes géostatistiques et celles basées sur l'inversion de modèles de cultures. Ces deux approches utilisent des images satellitaires. Deux projets sont situés au cœur de cette problématique : « RUEdesSOLS » et « Global Soil Map ».

Le projet « RUEdesSOLS » (ANR), auquel je participe, a démarré en 2015. Il regroupe 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 et Terres Inovia). Il vise à estimer la réserve utile à partir de différentes méthodes : inversion de modèles de culture, approches géostatistiques et mesures *in situ*. Ce projet devrait contribuer à améliorer nos connaissances sur la RU et mieux cerner les champs d'application de ces techniques.

Le projet « Global Soil Map », démarré en février 2009, implique plusieurs laboratoires (INRA Orléans, Université de Sydney, ISRIC, Université de Columbia, INRA LISAH, CSIRO, Commission européenne, NRCS). Il vise à fournir des cartes de propriétés des sols avec une résolution spatiale d'environ 90 m. L'apport de ces cartes pour l'estimation des réserves utiles reste à évaluer.

Dans les modèles basés sur l'approche FAO, la RU contrôle les processus liés au stress hydrique or nous avons vu qu'elle pouvait être entachée de fortes incertitudes. L'utilisation des RU estimées à partir de la carte de sols (RRP au 1/250 000) par exemple, peut conduire à de fortes erreurs sur l'estimation des consommations en eau (cf Chapitre III). Les images thermique permettent de détecter un stress hydrique sans avoir besoin de connaître la réserve utile ni les apports d'eau. Elle sont déjà utilisées dans les modèles de bilan d'énergie (Bastiaanssen, 2003 ; Su, 2002 ; Roerink et al., 2000 ; Boulet et al, 2000 ; Blonquist et al., 2010) et de récentes approches menées avec des modèles plus simples s'avèrent également prometteuses (Leroux, 2016 ; Sayago, 2017 ; Olivera-Guerra, 2017). Le projet de mission spatiale, qui prévoit la fourniture d'images thermiques tous les 3 jours à 60 m de résolution, est donc un enjeu important pour la gestion de la ressource en eau à l'échelle du territoire.

Les actions anthropiques dont l'irrigation fait partie jouent un rôle majeur dans la gestion territoriale de l'eau. La localisation et l'étendue des surfaces irriguées est une donnée essentielle dont les gestionnaires ont besoin pour affiner leur diagnostic et optimiser la gestion de l'eau en cours de saison. Or cette information est souvent incomplète voire inconnue. L'identification de ce verrou m'a emmenée à proposer un CES (Centre d'Expertise Scientifique) « Cartographie des surfaces irriguées » que je coordonne, dans le cadre du programme THEIA (<https://theia.cnes.fr>). L'objectif de ce CES est d'utiliser la synergie multi-capteur optique et radar (Sentinel-2, LANDSAT-8 avec les bandes thermiques et Sentinel-1) pour produire des cartes de surfaces irrigables et irriguées. Des recherches ont déjà été initiées dans le projet MAISEO (Courault, Demarez et al., 2016, Liehnard, 2016) et se poursuivent à l'heure actuelle. Ces activités sont récentes et vont nécessiter des collaborations étroites entre différents laboratoires de recherche et acteurs du territoire.

On ne peut pas aborder la gestion des ressources en eau sans s'intéresser aux échelles des bassins versants ni à l'étude de scénarios. Pour répondre à ces objectifs l'utilisation de modèles hydrologiques est incontournable. Cette question m'a conduit à participer au comité de pilotage de thèse de Benjamin Jeannot (sous la direction de Frédéric Delay, Professeur à l'Université de Strasbourg/LHyGHeS) qui doit réaliser le couplage entre le modèle SAFYE et le modèle hydrologique qu'il a récemment développé (NIM : Normaly Integrated Model ; Weill et al., 2017). L'étude des scénarios est une attente forte des acteurs du territoire. Cette question est abordée dans le projet Simulteau (CASDAR) auquel je participe depuis 2013. Ce projet a été initié dans le cadre de l'UMT Eau (Unité Mixte Technologique) qui associe différents partenaires : ARVALIS, INRA, CESBIO, CACG, Terra Inovia, la Région Occitanie et les OUGC (Organismes Uniques de Gestion Collective) du Tarn et des Hautes Pyrénées. L'objectif de ce projet est de fournir aux OUGC, un outil leur permettant de tester différents scénarios agricole, climatique et politique en vue d'optimiser la gestion de l'eau sur leur territoire. Il est prévu d'intégrer, dans cet outil, un modèle d'évapotranspiration basé sur la méthode FAO, ainsi que des cartes d'occupation du sol et de surfaces irriguées produites à partir d'images satellitaires.

Les travaux présentés ici n'auraient pas été possibles sans mes étudiants (doctorants, stagiaires et CDD), ni sans l'appui d'une équipe (chercheurs et ITA) toujours présente et efficace, ni sans les partenariats mis en place dans les divers projets auxquels j'ai participé.

Mais ces travaux ne représentent qu'une « goutte d'eau » dans l'océan des recherches qui restent à mener. La gestion de l'eau se situe à la croisée des trois piliers du développement durable que sont la lutte contre la pauvreté, le développement économique et de la préservation des écosystèmes. La pénurie de cette ressource impacte chaque secteur et engendre des tensions et des conflits sur la planète entière. Le stress hydrique qui est des indicateurs de cette pénurie, commence lorsque la disponibilité en eau est inférieure à 1 700 mètres cubes par an et par personne. Quasiment les trois quarts des habitants des pays arabes vivent en dessous du seuil de pénurie établi à 1 000 m³ par an, et près de la moitié se trouvent dans une situation extrême avec moins de 500 m³, en Egypte et en Libye notamment. Les pays en voie de développement ne sont pas les seuls touchés. En 2010, par exemple, les sécheresses et les feux de forêt dans les steppes de Russie ont fait chuter les exportations de blé avec pour conséquence un prix du pain qui a doublé, ce qui a débouché sur le "printemps arabe". L'Inde est également souvent citée comme exemple d'exploitation non durable de la ressource souterraine. En 40 ans, le pays est passé d'1 million de puits à 19 millions. Cette ressource prélevée au moyen de pompes a permis d'accroître fortement la productivité agricole et de réduire le niveau de pauvreté. Mais le choix de l'irrigation se paie aujourd'hui par de graves pollutions et des déficits de production d'énergie due au manque d'eau pour faire fonctionner les centrales thermiques.

La gestion durable de l'eau est une question urgente qui va nécessiter des changements radicaux sur la façon de l'utiliser et de la partager. D'après l'ONU, « si le monde continue sur le rythme actuel, il devra faire face à un déficit hydrique global de 40% en 2030 ». Face à ce défi, il est essentiel de pouvoir diagnostiquer, analyser et comprendre les processus mis en jeu. Ce travail ambitieux est au cœur de nos recherches et il est évident que les scientifiques ne pourront apporter des solutions qu'à travers des coopérations internationales et transdisciplinaires menées en étroite collaboration avec les acteurs concernés.

REFERENCES 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.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L., 1984. Estimating Absorbed Photosynthetic Radiation and Leaf Area Index from Spectral Reflectance in Wheat. *Agronomy Journal* 76, 300.
- Atzberger, C., 2004. Object-based retrieval of biophysical canopy variables using artificial neural nets and radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment* 93, 53–67. doi:10.1016/j.rse.2004.06.016
- Atzberger, C., Richter, K., 2012. Spatially constrained inversion of radiative transfer models for improved LAI mapping from future Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment* 120, 208–218. doi:10.1016/j.rse.2011.10.035
- Aubinet, M., Vesala, T., Papale, D. (Eds.), 2012. *Eddy Covariance: A Practical Guide to Measurement and Data Analysis*. Springer Netherlands, Dordrecht.
- Baize, D., Jabiol, B., 1995. *Guide pour la description des sols*. INRA, éditions Quae.
- Baldocchi D. and Collineau S., 1994. The physical nature of solar radiation in heterogeneous canopies: spatial and temporal attributes. In: M.M Caldwell and M.W. Pearcy (Editor), *Exploitation of Environmental Heterogeneity by Plants: Ecophysiological Processes Above- and Belowground*. Academic Press, San Diego, CA, pp. 21-71.
- Baret, F., 2016. 2 - Estimation of Biophysical Variables from Satellite Observations A2 - Baghdadi, Nicolas, in: Zribi, M. (Ed.), *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest*. Elsevier, pp. 37–80. doi:10.1016/B978-1-78548-103-1.50002-9
- Baret, F., and S. Buis, 2008, Estimating canopy characteristics from remote sensing observations : Review of methods and associated problems advances in land remote sensing, Springer Netherlands, pp. 173–201.
- Baret, F., 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., 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
- 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
- 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.
- Battude, M., 2017. Estimation des rendements, des besoins et consommations en eau du maïs dans

- le Sud-Ouest de la France: apport de la télédétection à hautes résolutions spatiale et temporelle. Thèse.
- Battude, M., Al Bitar, A., Brut, A., Tallec, T., Huc, M., Cros, J., Weber, J.-J., Lhuissier, L., Simonneaux, V., Demarez, V., 2017. Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high spatial and temporal resolution satellite imagery. *Agricultural Water Management* 189, 123–136. doi:10.1016/j.agwat.2017.04.018
- Battude, M., Al Bitar, A., Brut, A., Tallec, T., Huc, M., Cros, J., Weber, J.-J., Lhuissier, L., Simonneaux, V., Demarez, V., under review. 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.
- 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.
- Begue, A., Desprat, J.F., Imbernon, J., Baret, F., 1991. Radiation use efficiency of pearl millet in the Sahelian zone. *Agricultural and Forest Meteorology* 56, 93–110. doi:10.1016/0168-1923(91)90106-Z
- 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.
- 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
- Blonquist, J.M., Allen, R.G., Bugbee, B., 2010. An evaluation of the net radiation sub-model in the ASCE standardized reference evapotranspiration equation: Implications for evapotranspiration prediction. *Agricultural Water Management* 97, 1026–1038. doi:10.1016/j.agwat.2010.02.008
- Bodner, G., Loiskandl, W., Kaul, H.-P., 2007. Cover crop evapotranspiration under semi-arid conditions using FAO dual crop coefficient method with water stress compensation. *Agricultural Water Management* 93, 85–98. doi:10.1016/j.agwat.2007.06.010
- 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.
- Bonhomme R., and M. Chartier. 1972. The interpretation and automatic measurement of hemispherical photographs to obtain sunlit foliage area and gap frequency. *Israel Journal of Agricultural Research* 22:53-61.
- Bonhomme, R. 1976. Détermination de profils d'indice foliaire et de rayonnement dans un couvert végétal à l'aide de photographies hémisphériques faites in situ. *Ann. Agron.* 27,1:33-59.
- 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., 1995a. 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
- Bréda N. 1994. Analyse du fonctionnement hydrique des chênes sessile (*Quercus Petraea*) et pédonculé (*Quercus robur*) en conditions naturelles; effets des facteurs du milieu et de l'éclaircie, Thèse, Université de Nancy.
- 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 (2007-2010). ADEME.
- Bruand, A., Fernández, 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., Olioso, 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.
- Camacho F., R Lacaze, C Latorre, F Baret, F De la Cruz, V Demarez, C Di, 2014, A Network of Sites for Ground Biophysical Measurements in support of Copernicus Global Land Product Validation, Proceedings of the IV RAQRS conference.
- Campos, I., Neale, C.M.U., Calera, A., Balbontín, C., González-Piqueras, J., 2010. Assessing satellite-based basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinifera* L.). *Agricultural Water Management* 98, 45–54. doi:10.1016/j.agwat.2010.07.011
- Casa, R., Varella, H., Buis, S., Guérif, M., De Solan, B., Baret, F., 2012. Forcing a wheat crop model with LAI data to access agronomic variables: Evaluation of the impact of model and LAI uncertainties and comparison with an empirical approach. *European Journal of Agronomy* 37, 1–10. doi:10.1016/j.eja.2011.09.004
- Chen, J.M., Black, T.A., 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment* 15, 421–429.
- Chen, J.M., Black, T.A., Adams, M.S., 1991. Evaluation of hemispherical photography for determining plant area index and geometry of a forest stand. *Agricultural and Forest Meteorology* 56, 129–143.
- Chen, J.M., Cihlar, J., 1995. Plant canopy gap-size analysis theory for improving optical measurements of leaf area index. *Applied optics* 34, 6211–6222.
- 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., 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.
- 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., 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
- Cohen, S., Sudhakara, R., Cohen, Y., 1997. Canopy Transmittance Inversion using a line quantum probe for a row crop. *Agricultural and Forest Meteorology* 86, 225–234.
- Consoli, S., Vanella, D., 2014. Mapping crop evapotranspiration by integrating vegetation indices into a soil water balance model. *Agricultural Water Management* 143, 71–81. doi:10.1016/j.agwat.2014.06.012
- 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., Seguin, B., Olioso, A., 2005. Review on estimation of evapotranspiration from remote sensing data: From empirical to numerical modeling approaches, in: *Irrigation and Drainage Systems*, Springer Link. pp. 223–249.
- Dominique Courault, Valérie Demarez, Martine Guérif, Michel Le Page, Vincent Simonneaux, Sylvain Ferrant and Amanda Veloso, Contribution of Remote Sensing for Crop and Water Monitoring, In *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest*, edited by Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, Elsevier, 2016, Pages 113-177, ISBN 9781785481031, <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-103-1.50004-2>.
- Darvishzadeh, R., Skidmore, A., Schlerf, M., Atzberger, C., 2008. Inversion of a radiative transfer model for estimating vegetation LAI and chlorophyll in a heterogeneous grassland. *Remote Sensing of Environment* 112, 2592–2604. doi:10.1016/j.rse.2007.12.003
- 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
- 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
- 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., 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., 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., 2008. 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., Maisongrande, P., Boulet, G., Benhadj, I., 2008. A simple algorithm for yield estimates: Evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with green leaf area index. *Environmental Modelling & Software* 23, 876–892. doi:10.1016/j.envsoft.2007.10.003
- Dufrêne E. and N. Bréda. 1995. Estimation of deciduous forest leaf area index using direct and indirect methods. *Oecologia* 104:156-162.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarc’h, G., Lesaffre, B., Martin, E., 1993. A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of Glaciology* 18, 65–71.
- Duthoit, S., 2006. Prise en compte de l’agrégation des cultures dans la simulation du transfert

radiatif : importance pour l'estimation de l'indice foliaire, de la parcelle au paysage. Université Paul Sabatier - Toulouse III.

- Duthoit, S., Demarez, V., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Martin, E., Roujean, J.-L., 2008. Assessing the effects of the clumping phenomenon on BRDF of a maize crop based on 3D numerical scenes using DART model. *Agricultural and Forest Meteorology* 148, 1341–1352. doi:10.1016/j.agrformet.2008.03.011
- Duveiller, G., and Defourny, P. 2010. Batch processing of hemispherical photography using object-based image analysis to derive canopy biophysical variables. In E.A.a.F.M.B.V.C. Addink (Ed.), *GEOBIA 2010-Geographic Object-Based Image Analysis*. Ghent University, Ghent, Belgium
- Duveiller, G., Weiss, M., Baret, F., Defourny, P., 2011. Retrieving wheat Green Area Index during the growing season from optical time series measurements based on neural network radiative transfer inversion. *Remote Sensing of Environment* 115, 887–896. doi:10.1016/j.rse.2010.11.016
- El Hajj, M., Baghdadi, N., Cheviron, B., Belaud, G., Zribi, M., 2016. Integration of remote sensing derived parameters in crop models: Application to the PILOTE model for hay production. *Agricultural Water Management* 176, 67–79. doi:10.1016/j.agwat.2016.05.017
- 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
- Evensen, G., Van Leeuwen, P.J., 2000. An ensemble Kalman smoother for nonlinear dynamics. *Monthly Weather Review*. *Monthly Weather Review* 128, 1852-1867.
- Ezzahar, J., Chehbouni, A., Hoedjes, J.C.B., Er-Raki, S., Chehbouni, A., Boulet, G., Bonnefond, J.-M., De Bruin, H.A.R., 2007. The use of the scintillation technique for monitoring seasonal water consumption of olive orchards in a semi-arid region. *Agricultural Water Management* 89, 173–184. doi:10.1016/j.agwat.2006.12.015
- 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.
- Fang, H., Li, W., Wei, S., Jiang, C., 2014. Seasonal variation of leaf area index (LAI) over paddy rice fields in NE China: Intercomparison of destructive sampling, LAI-2200, digital hemispherical photography (DHP), and AccuPAR methods. *Agricultural and Forest Meteorology* 198, 126–141. doi:10.1016/j.agrformet.2014.08.005
- Fang, H., Liang, S., Kuusk, A., 2003. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment* 85, 257–270. doi:10.1016/S0034-4257(03)00005-1
- Fassnacht, K.S., Gower, S.T., Norman, J.M., McMurtric, R.E., 1994. A comparison of optical and direct methods for estimating foliage surface area index in forests. *Agricultural and Forest Meteorology* 71, 183–207. doi:10.1016/0168-1923(94)90107-4.
- 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.
- 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

- Frazer, G.W., C.D. Canham, and K.P. Lertzman. 1999. Gap Light Analyzer (GLA), Version 2.0: Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-color fisheye photographs, users manual and program documentation, British Columbia and the Institute of Ecosystem Studies, Milbrook, New-York.
- Frazer, W., Fournier, R.A., Trofymow, J.A., Hall, R.J., 2001. A comparison of digital and film fisheye photography for analysis of forest canopy structure and gap light transmission. *Agricultural and Forest Meteorology* 109, 249–263.
- Garrigues, S., Shabanov, N.V., Swanson, K., Morisette, J.T., Baret, F., Myneni, R.B., 2008. Intercomparison and sensitivity analysis of Leaf Area Index retrievals from LAI-2000, AccuPAR, and digital hemispherical photography over croplands. *Agricultural and Forest Meteorology* 148, 1193–1209. doi:10.1016/j.agrformet.2008.02.014
- Gastellu-Etchegorry, J.P., Demarez, V., Pinel, V., Zagolski, F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment* 58, 131–156. doi:10.1016/0034-4257(95)00253-7
- Gastellu-Etchegorry, J.P., Gascon, F., Estève, P., 2003. An interpolation procedure for generalizing a look-up table inversion method. *Remote Sensing of Environment* 87, 55–71. doi:10.1016/S0034-4257(03)00146-9.
- Gentine, P., Entekhabi, D., Chehbouni, A., Boulet, G., Duchemin, B., 2007. Analysis of evaporative fraction diurnal behaviour. *Agricultural and Forest Meteorology* 143, 13–29. doi:10.1016/j.agrformet.2006.11.002
- 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.
- Goel, N.S., Strelbel, D.E., 1983. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. I. Problem definition and initial results using the suits model. *Remote Sensing of Environment* 13, 487–507. doi:10.1016/0034-4257(83)90055-X
- Gong, P., R. L. Pu, and J. R. Miller, 1995, Coniferous forest leaf-area index estimation along the oregon transect using compact airborne spectrographic imager data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61 (9), 1107–1117.
- González-Dugo, M.P., Escuin, S., Cano, F., Cifuentes, V., Padilla, F.L.M., Tirado, J.L., Oyonarte, N., Fernández, P., Mateos, L., 2013. Monitoring evapotranspiration of irrigated crops using crop coefficients derived from time series of satellite images. II. Application on basin scale. *Agricultural Water Management* 125, 92–104. doi:10.1016/j.agwat.2013.03.024
- Guérif, M., Duke, C., 2000. Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 81, 57–69. doi:10.1016/S0167-8809(00)00168-7
- Gupta, R.K., Prasad, T.S., Vijayan, D., 2000. Relationship between LAI and NDVI for IRS LISS and Landsat TM bands. *Advances in Space Research* 26, 1047–1050. doi:10.1016/S0273-1177(99)01115-1
- H. Nouri, S. Beecham, F. Kazemi, A. M. Hassanli, S. Anderson, 2013. Remote sensing techniques for predicting evapotranspiration from mixed vegetated surfaces. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss* 3897–3925. doi:10.5194/hessd-10-3897-2013.
- 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
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D.V., Dedieu, G., 2010. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VEN μ S, LANDSAT and SENTINEL-2 images. *Remote Sensing of Environment* 114, 1747–1755. doi: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, VEN μ S and Sentinel-2 Images. *Remote Sensing* 7, 2668–2691. doi:10.3390/rs70302668
- Hale, S.E., Edwards, C., 2002. Comparison of film and digital hemispherical photography across a wide range of canopy densities. *Agricultural and Forest Meteorology* 112, 51–56.
- Hanan, N.P., Bégué, A., 1995. A method to estimate instantaneous and daily intercepted photosynthetically active radiation using a hemispherical sensor. *Agricultural and Forest Meteorology* 74, 155–168. doi:10.1016/0168-1923(94)02196-Q
- Hanan, N.P., Bégué, A., Prince, S.D., 1997. Errors in remote sensing of intercepted photosynthetically active radiation: an example from HAPEX-Sahel. *Journal of Hydrology* 188, 676–696. doi:10.1016/S0022-1694(96)03198-8
- He, Y., Bo, Y., Chai, L., Liu, X., Li, A., 2016. Linking in situ LAI and fine resolution remote sensing data to map reference LAI over cropland and grassland using geostatistical regression method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 50, 26–38. doi:10.1016/j.jag.2016.02.010
- Heilman, J.L., Heilman, W.E., Moore, D.G., 1982. Evaluating the Crop Coefficient Using Spectral Reflectance1. *Agronomy Journal* 74, 967.
- Hill, J., 1996. Optical scintillation methods measuring atmospheric surface fluxes of heat and momentum. *Trends in Optics* 337–349.
- Hosseini, M., McNairn, H., Merzouki, A., Pacheco, A., 2015. Estimation of Leaf Area Index (LAI) in corn and soybeans using multi-polarization C- and L-band radar data. *Remote Sensing of Environment* 170, 77–89. doi:10.1016/j.rse.2015.09.002
- Houborg, R., McCabe, M., Cescatti, A., Gao, F., Schull, M., Gitelson, A., 2015. Joint leaf chlorophyll content and leaf area index retrieval from Landsat data using a regularized model inversion system (REGFLEC). *Remote Sensing of Environment* 159, 203–221. doi:10.1016/j.rse.2014.12.008
- Huete, A. R. 1988, A soil-adjusted vegetation index (SAVI), *Remote Sensing of Environment*, 25 (3), 295–309.
- 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
- Hunsaker, P.J. Pinter Jr, B.A. Kimball, 2005. Wheat basal crop coefficients determined by normalized difference vegetation index. *Irrig Sci* 24, 1–14.
- Isabel Pôças, Teresa A. Paço, Paula Paredes, Mário Cunha, Luís S. Pereira, n.d. Estimation of Actual Crop Coefficients Using Remotely Sensed Vegetation Indices and Soil Water Balance Modelled Data. *Remote Sensing*. doi:10.3390/rs70302373
- 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.
- 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
- 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.
- Jay, S., Maupas, F., Bendoula, R., Gorretta, N., 2017. Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: Comparison of vegetation indices

- and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research* 210, 33–46. doi:10.1016/j.fcr.2017.05.005
- Jin, X., Yang, G., Xue, X., Xu, X., Li, Z., Feng, H., 2017. Validation of two Huanjing-1A/B satellite-based FAO-56 models for estimating winter wheat crop evapotranspiration during mid-season. *Agricultural Water Management* 189, 27–38. doi:10.1016/j.agwat.2017.04.017
- 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
- Kalma, J.D., Tim R. McVicar, Matthew F. McCabe, 2008. Estimating Land Surface Evaporation: A Review of Methods Using Remotely Sensed Surface Temperature Data, in: *Surveys in Geophysics*. pp. 421–469.
- Kashyap, P.S., Panda, R.K., 2001. Evaluation of evapotranspiration estimation methods and development of crop-coef[®]icients for potato crop in a sub-humid region. *Agricultural Water Management* 50, 9–25
- Kimes, D., Gastellu-Etchegorry, J., Estève, P., 2002. Recovery of forest canopy characteristics through inversion of a complex 3D model. *Remote Sensing of Environment* 79, 320–328. doi:10.1016/S0034-4257(01)00282-6
- Kussner, R., Monsandl, R., 2000. Comparison of direct and indirect leaf area index estimation of leaf area index in mature Norway Spruce stands of eastern Germany. *Canadian Journal of Forest Research* 30, 440–447.
- Lang, A.R.G., and Yueqin X. 1986. Estimation of leaf area index from transmission of direct sunlight in discontinuous canopies. *Agricultural and Forest Meteorology* 37:229-243
- 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.
- Le Roux, X., Gauthier, H., Bégué, A., Sinoquet, H., 1997. Radiation absorption and use by humid savanna grassland: assessment using remote sensing and modelling. *Agricultural and Forest Meteorology* 85, 117–132. doi:10.1016/S0168-1923(97)00002-6.
- Leroux L., Baron C., Zoungrana B., Traore S., Lo Seen Chong D., Bégué A., 2016, Crop monitoring using vegetation and thermal indices for yield estimates: Case study of a rainfed cereal in semi-arid West Africa.. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9 (1) : 347-362. doi:10.1109/JSTARS.2015.2501343.
- Leblanc, S.G., Chen, J.M., Fernandes, R., Deering, D.W. and Conley, A., 2005. Methodology comparison for canopy structure parameters extraction from digital hemispherical photography in boreal forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 129 : 187-207.
- Leblanc, S.G., J.M. Chen, and M. Kwong. 2002. Tracing Radiation and Architecture of Canopies. TRAC MANUAL, Version 2.1. Natural Resources Canada 2.1:1-25.
- Lemur R. and Blad B.L., 1974. A critical review of light models for estimating the shortwave radiation regime of plant canopies. *Agric. For. Meteorol.*, 14: 255-286.
- Levy, P.E., Jarvis, P.G., 1999. Direct and indirect measurements of LAI in millet and fallow vegetation in HAPEX-Sahel. *Agricultural and Forest Meteorology* 97, 199–212.
- Li W., M Weiss, F Waldner, P Defourny, V Demarez, D Morin, O Hagolle, 2015, A Generic Algorithm to Estimate LAI, FAPAR and FCOVER Variables from SPOT4_HRVIR and Landsat Sensors: Evaluation of the Consistency and Comparison with Ground Measurements, *Remote Sensing* 7 (11), 15494-15516.
- Li, W., Baret, F., Weiss, M., Buis, S., Lacaze, R., Demarez, V., Dejoux, J.F., Battude, M., under review.

- Combining hectometric and decametric satellite observations to provide near real time decametric FAPAR product. *Remote Sensing of Environment*.
- 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.
- Lienhard Olivier, 2016, Cartographie des surfaces irriguées à partir d'images Sentinel 1 et 2, rapport de stage 5^{ième} années Elève Ingénieur ENSEIHT, Toulouse, 46p (CESBIO).
- López-Lozano, R., Baret, F., Atauri, I.G. de C., Lebon, E., Tisseyre, B., 2011. 2D approximation of realistic 3D vineyard row canopy representation for light interception (fIPAR) and light intensity distribution on leaves (LIDIL). *European Journal of Agronomy* 35, 171–183. doi:10.1016/j.eja.2011.06.005
- Loubier, S., Campardon, M., Morardet, S., 2013. L'irrigation diminue-t-elle en France ? Premiers enseignements du recensement agricole de 2010. *Sciences Eaux & Territoires*.
- Maas, S.J., 1993. Parameterized Model of Gramineous Crop Growth: I. Leaf Area and Dry Mass Simulation. *Agronomy Journal* 85, 348–353.
- Macfarlane, C., Coote, M., White, D., Adams, M.A., 2000. Photographic exposure affects indirect estimation of leaf area in plantations of *Eucalyptus globulus* Labill. *Agricultural and Forest Meteorology* 100, 155–168.
- 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
- Martínez, B., García-Haro, F.J., Camacho-de Coca, F., 2009. Derivation of high-resolution leaf area index maps in support of validation activities: Application to the cropland Barrax site. *Agricultural and Forest Meteorology* 149, 130–145. doi:10.1016/j.agrformet.2008.07.014
- 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.
- Meijninger, W.M.L., de Bruin, H.A.R., 2000. The sensible heat fluxes over irrigated areas in western Turkey determined with a large aperture scintillometer. *Journal of Hydrology* 229, 42–49. doi:10.1016/S0022-1694(99)00197-3
- Miller, J. B. 1967. A formula for average foliage density. *Australian Journal of Botany*, 15:141-144.
- 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., 1965. *Evaporation and environment*. Cambridge University Press, XIXth Symposia of the Soc. for Exp. Biol 205–234.
- Monteith, J.L., 1972. Solar Radiation and Productivity in Tropical Ecosystems. *The Journal of Applied Ecology* 9, 747–766. doi:10.2307/2401901
- Morin D., Demarez V., Soleilhavoup I., Simonneaux V., Inglada J., Rodes I., Hagolle O., Huc M., 2014, Rapport intermédiaire du projet TOSCA CALVADOVS (Centre D'ALgorithmie et de VALidation des Données Venùs et Sentinel-2) 2014 Pages 8 – 31.
- Möttus, M., Ross, J., Sulev, M., 2001. Experimental study of ratio of PAR to direct integral solar radiation under cloudless conditions. *Agricultural and Forest Meteorology* 109, 161–170. doi:10.1016/S0168-1923(01)00269-6.
- Mougin, E., Demarez, V., Diawara, M., Hiernaux, P., Soumaguel, N., Berg, A., 2014. Estimation of LAI, fAPAR and fCover of Sahel rangelands (Gourma, Mali). *Agricultural and Forest Meteorology* 198, 155–167. doi:10.1016/j.agrformet.2014.08.006.
- 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.
- 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., Geli, H., Kustas, W.P., Alfieri, J.G., Gowda, P., Evett, S.R., Prueger, J.H., Hipps, L.E., Dulaney, W., Chavez, J.L., French, A.N., Howell, T.A., 2012. Soil water content estimation using a remote sensing based hybrid evapotranspiration modeling approach. *Advances in Water Resources* 152–161.
- Nguy-Robertson, A.L., Peng, Y., Gitelson, A.A., Arkebauer, T.J., Pimstein, A., Herrmann, I., Karnieli, A., Rundquist, D.C., Bonfil, D.J., 2014. Estimating green LAI in four crops: Potential of determining optimal spectral bands for a universal algorithm. *Agricultural and Forest Meteorology* 192, 140–148. doi:10.1016/j.agrformet.2014.03.004
- Nilson, T., 1971. Inversion of the frequency of gaps in plant stands. *Agricultural and Forest Meteorology* 8, 25–38.
- 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.
- Olivera-Guerra, L., Mattar, C., Merlin, O., Durán-Alarcón, C., Santamaría-Artigas, A., Fuster, R., 2017. An operational method for the disaggregation of land surface temperature to estimate actual evapotranspiration in the arid region of Chile. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 128, 170–181. doi:10.1016/j.isprs.2017.03.014.
- Ottlé, C., Mahfouf, J.-F., 2016. Data assimilation of observations from space, in: *Microwave Remote Sensing of Land Surfaces*. Nicolas Baghdadi, Mehrez Zribi.
- Roerink, G., Su, Z., Menenti, M., 2000. S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate the surface energy balance. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere* 25, 147–157. doi:10.1016/S1464-1909(99)00128-8
- Ross, J., Nilson, T., 1965. The extinction of direct radiation in crops. In: *Questions on radiation regime of plant stand*. Acad Sci ESSR, Inst. Phys Astron, Tartu, USSR.
- 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
- Sánchez, J.M., Kustas, W.P., Caselles, V., Anderson, M.C., 2008. Modelling surface energy fluxes over maize using a two-source patch model and radiometric soil and canopy temperature observations. *Remote Sensing of Environment* 112, 1130–1143. doi:10.1016/j.rse.2007.07.018
- Sayago, S., Ovando, G., Bocco, M., 2017. Landsat images and crop model for evaluating water stress of rainfed soybean. *Remote Sensing of Environment* 198, 30–39. doi:10.1016/j.rse.2017.05.008.
- 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.
- 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

- Stenberg, P., 1996. Correcting LAI-2000 estimates for the clumping of needles in shoots of conifers. *Agricultural and Forest Meteorology* 79, 1–8.
- Strebel, D.E., N.S.Goel, K.J. Ranson. 1985. Two-dimensional leaf orientation distributions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23 (5): 640-647.
- Streelash, K., Buis, S., Sekhar, M., Ruiz, L., Tomer, S.K., Guerif, M., 2017. Estimation of available water capacity components of two-layered soils using crop model inversion: Effect of crop type and water regime. *Journal of Hydrology* 546, 166–178.
- Su, Z., 2002. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and Earth System Sciences* 6, 85–99.
- Suleiman, A.A., Tojo Soler, C.M., Hoogenboom, G., 2007. Evaluation of FAO-56 crop coefficient procedures for deficit irrigation management of cotton in a humid climate. *Agricultural Water Management* 91, 33–42. doi:10.1016/j.agwat.2007.03.006
- Tasumi, M., Allen, R.G., 2007. Satellite-based ET mapping to assess variation in ET with timing of crop development. *Agricultural Water Management* 88, 54–62. doi:10.1016/j.agwat.2006.08.010
- Tetegan, M., Nicoulaud, B., Baize, D., Bouthier, A., Cousin, I., 2011. The contribution of rock fragments to the available water content of stony soils: Proposition of new pedotransfer functions. *Geoderma* 165, 40–49. doi:10.1016/j.geoderma.2011.07.001
- Tian, X., Li, Z.Y., van der Tol, C., Su, Z., Li, X., He, Q.S., Bao, Y.F., Chen, E.X., Li, L.H., 2011. Estimating zero-plane displacement height and aerodynamic roughness length using synthesis of LiDAR and SPOT-5 data. *Remote Sensing of Environment* 115, 2330–2341. doi:10.1016/j.rse.2011.04.033
- Van Gardingen, P.R., Jackson, G.E., Hernandez-Daumas, S., Russel, G., Sharp, L., 1999. Leaf area index estimates obtained for clumped canopies using hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology* 94, 243–257.
- 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.
- Verstraete, M., B. Pinty, and R. Myneni , 1996, Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing, *Remote Sensing of Environment*, 58, 201–214.
- Waldner F., M.J. Lambert, W. Li, M. Weiss, V. Demarez, D. Morin, C. Marais-Sicre, O. Hagolle, F. Baret, P. Defourny, 2015, Land Cover and Crop Type Classification along the Season Based on Biophysical Variables Retrieved from Multi-Sensor High-Resolution Time Series, *Remote Sensing* 7 (8), 10400-10424.
- Walter, J.M. 2005. CIMES. A package of programs for the assessment of canopy geometry through hemispherical photographs. Manual. Université Louis Pasteur, Institut de Botanique, Strasbourg. Institut de recherches pour le développement Cayenne.
- Walthall, C., 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* 92, 465–474. doi:10.1016/j.rse.2004.06.003.

- Warren Wilson, 1963. Estimation of foliage denseness and foliage angle by inclined point quadrats. *Austrian Journal of Botany* 95–105.
- Weill S., Delay F., Pan Y., Ackerer P, 2017, A low-dimensional subsurface model for saturated and unsaturated flow processes: ability to address heterogeneity. *Comput. Geosciences*. 21, 301-314.
- Weiss and Baret, 2017, ATBD S2ToolBox Level 2 products, ESA.
- Weiss, M., Baret, F., De Solan, B., Demarez, V. ,2008. CAN-EYE, logiciel de traitement d'images pour l'estimation de l'indice foliaire. *Cahier des Techniques de l'INRA*, 159-166.
- 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.
- Welles, J.M., Norman, J.M., 1991. Instrument for indirect measurement of canopy architecture. *Agronomy Journal* 818–825.
- Whitford, K.R., Cloquhoun, I.J., Lang, A.R.G., Harper, B.M., 1995. Measuring leaf area index in a sparse eucalypt forest: a comparison of estimates from direct measurement, hemispherical photography, sunlight transmittance and allometric regression. *Agricultural and Forest Meteorology* 74, 237–249.
- 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.
- Wösten, J.H.M., Nemes, A., 2004. Pedotransfer functions for Europe. *Developments in Soil Science* 30, 431–435. doi:10.1016/S0166-2481(04)30022-X
- Yin, G., Li, A., Jin, H., Zhao, W., Bian, J., Qu, Y., Zeng, Y., Xu, B., 2017. Derivation of temporally continuous LAI reference maps through combining the LAI_{Net} observation system with CACAO. *Agricultural and Forest Meteorology* 233, 209–221. doi:10.1016/j.agrformet.2016.11.267.

LISTES DES FIGURES ET TABLES

Figure I-1: Photo en haut à gauche : lentille (Fish-Eye) du LAI-2000. Schémas en bas à gauche et à droite : angles d'acquisitions du LAI-2000 (13° à 74°).....	32
Figure I-2 : (a) Classification réalisée sur un lot de photos prises en 2008 sur une parcelle de maïs (en vert : pixels végétation, en marron : pixels sol nu). L'appareil photo est situé au-dessus du couvert, orienté vers le sol (position « downward »). (b) Figure du haut : évolution de la fonction coût (courbe rouge) et du GAI_{vrai} (courbe verte) en fonction du ALA (angle foliaire moyen : Average Leaf inclination angle). L'intersection entre les courbes et la droite verticale (pointillés) indique les valeurs de GAI_{vrai} et ALA estimées par CAN-EYE. (b) Figure du bas : Transmittance mesurée (notée Gap fraction : trait continu vert) issue du traitement des photos et transmittance modélisée par la loi de Poisson (trait continu gris) et Poisson modifiée (trait continu rouge). En Abscisse : direction d'observation (2.5° à 60°).....	35
Figure I-3: a) Appareil photo Nikon 8400 et son Fish-Eye FC E8 et b) Olympus E3 et son Fish-Eye Zuiko 14-54 1: 2.8-3.5	35
Figure I-4: (a) Comparaison des GAI_{eff} vs $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures (maïs, soja, tournesol, blé). (b) GAI_{eff} vs $GPAI_{dest}$ (c) GAI_{vrai} vs $GLAI_{dest}$ (d) GAI_{vrai} vs $GPAI_{dest}$	37
Figure II-1: Diagramme descriptif de la méthode BVNET (@Baret) (Baret, 2016)	53
Figure II-2: Comparaison des $NDVI_{TOC}$ issues des images FORMOSAT-2, SPOT4 et LANDSAT8 de 2013. Ecart maximum entre deux acquisitions : 2 jours (en noir : même date, en vert : 1 jour d'écart et en rouge : deux jours d'écart). Les $NDVI$ correspondent à des $NDVI$ moyennés sur des parcelles (3938 parcelles à gauche et 3655 parcelles à droite). @M. Battude, 2017	54
Figure II-3: Liste des images utilisées pour cette étude (@Morin, 2014).....	54
Figure II-4: Surface de 20m x 20m (ESU) échantillonnée dans une parcelle de blé. Chaque cercle rouge correspond à une photographie hémisphérique.	55
Figure II-5: (a) Comparaison des GAI estimés via le $NDVI$ (GAI_{emp} $NDVI$; Eq. 9) et CAN-EYE (GAI_{eff}). (b) Comparaison des GAI estimés par BVNET (GAI BVNet) et CAN-EYE (GAI_{eff}).	57
Figure II-6: Relations $NDVI$ vs GAI_{eff} . Les différentes lois calibrées lors d'études antérieures (Verger et al., 2001 ; Bsaibes et al., 2009 ; Claverie et al., 2012) et celle obtenue avec notre jeu de données (Morin, 2014 ; $K_{LAI}=0.681$, $NDVI_{\infty}=1.003$, $NDVI_s=0.154$ de l'Eq. 8) sont représentées en fonction des cultures et des dates (années) d'acquisition des images.....	58
Figure II-7: Comparaison entre les FAPAR CAN-EYE et les FAPAR $NDVI$ (a) et les FCover CAN-EYE et les FCover $NDVI$ (b).	58
Figure II-8: (a) Comparaison des FAPAR CAN-EYE et BVNet. (b) Comparaison des FCover Can-EYE et BVNet.....	60

Figure II-9 : Evolution des RMSE, RRMSE et biais des variables estimées (GAI, FAPAR et FCover) par BVNet. Chaque palier (10 au total) correspond à environ 30 mesures (298 points au total).	61
Figure III-1: Localisation de la zone d'étude. La parcelle de Lamothe est en jaune. Les points roses correspondent aux parcelles de la CACG et les polygones noirs représentent les trois ASA étudiées (Miradoux, Saint-Sauvy and Poucharramet).	67
Figure III-2: Exemple de carte de GAI obtenue pour la parcelle de Lamothe en 2014 à partir d'une image FORMOSAT.	68
Figure III-3: Carte de la réserve utile estimée à partir de la carte pédologique (RRP 1/250 000) pour les départements du Gers et de la Haute-Garonne. Les polygones correspondent aux limites des UCS (Unités Cartographiques de Sol). La RU présentée ici correspond à la RU de l'UTS majoritaire.	71
Figure III-4: Comparaison des ETca journalières mesurées et simulées pour toutes les années (pendant la période de croissance de la végétation, entre D0 et la récolte) sur la parcelle expérimentale avec les paramètres β et E_{trp} moyens.	73
Figure III-5: Comparaison de la dynamique des ETca mesurées (courbe noire) et simulées (courbe rouge) sur la parcelle expérimentale, avec les paramètres β et E_{trp} moyennés sur les quatre années de calibration (2006 à 2012). La ligne pointillée représente l'évapotranspiration de référence (ET_0). Les deux lignes verticales noires correspondent respectivement à la date de levée simulée par le modèle (D_0) et à la date de récolte, qui a été forcée car il s'agit de maïs ensilage. La pluie est représentée par des barres noires et l'irrigation par des barres grises.	75
Figure III-6: Comparaison de la quantité totale d'eau d'irrigation [mm] apportée par les agriculteurs à celle simulée par SAFYE sur les 24 parcelles de la CACG en 2013 et 2014, pour différentes modalités : a) les profondeurs racinaires et le Kcb_{sat} , b) la carte des sols RRP et le Kcb_{sat} et c) les profondeurs racinaires et le Kcb_{ref} (non estimé en 2014).	76
Figure III-7: Comparaison du Kcb_{ref} (en rouge) et du Kcb_{sat} (en bleu) pour une parcelle de maïs de la CACG en 2013. Les lignes verticales rouges et bleues représentent les irrigations simulées respectivement avec Kcb_{ref} et Kcb_{sat} . Près des jours 200 et 220, les valeurs de Kcb_{ref} sont plus élevées que le Kcb_{sat} impliquant deux irrigations supplémentaires.	77
Figure III-8: Comparaison des volumes d'apport d'eau [hm^3] simulés par SAFYE à ceux mesurés pour les trois périmètres irrigués et différentes années. Les simulations ont été réalisées en utilisant (a) la profondeur racinaire (bornée à 80 cm pour l'ASA de Poucharramet) et (b) la profondeur de sol estimée à partir de la carte pédologique RRP.	78
Figure III-9: Comparaison du cumul d'ETca (mm) mesuré par Eddy-Covariance et simulé par SAFYE durant la période de végétation pour les six années, avec les différentes modalités. Les Kcb_{ref} n'étaient pas disponibles en 2014 et 2015.	79

Figure III-10: Quantité totales d'apports d'eau d'irrigation simulés pour les différentes modalités et celles apportées par l'agriculteur (irrigation réelle). Le $K_{cb_{ref}}$ est noté ici K_{cb} standard.....	80
Figure III-11: Comparaison des ET_{ca} journalières (mm) simulées durant la période de végétation pour les six années étudiées, en utilisant une calibration annuelle ou moyenne.....	81
Figure III-12: K_{cb} mesuré sur la parcelle de Lamothe en 2006, 2008, 2010 et 2012 en fonction de GAI_{sat} (a) et $NDVI_{sat}$ (b).....	82
Figure III-13: Cumuls d' ET_{ca} simulées pour les 100 profils de GAI pour les 6 années sur la parcelle de Lamothe.	83
Figure III-14: Histogramme des apports d'eau cumulés simulés pour les différentes années avec les 100 profils de GAI.....	84
Tableau I-1: LAI, GLAI, PAI, PAI et GAI effectif et vrai et les méthodes de mesure associées. Toutes les variables sont exprimées en m^2/m^2	32
Tableau I-2: Résultats des comparaisons entre GAI_{eff} et $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures.	37
Tableau I-3: Résultats des comparaisons entre GAI_{eff} et $GPAI_{dest}$ pour les différentes cultures.	37
Tableau I-4: Résultats des comparaisons entre GAI_{vrai} et $GLAI_{dest}$ pour les différentes cultures.	38
Tableau I-5 : Résultats des comparaisons entre GAI_{vrai} et $GPAI_{dest}$ pour les différentes cultures.	38
Tableau II-1: Résultats de la validation du GAI via la méthode empirique, obtenus par culture et l'ensemble des cultures.....	57
Tableau II-2: Résultats des comparaisons entre les FAPAR issus du NDVI et les FAPAR CAN-EYE.	59
Tableau II-3: Résultats des comparaisons entre les FCover issu du NDVI et les FCover CAN-EYE.	59
Tableau II-4: Résultats des comparaisons entre GAI CAN-EYE et GAI BVNet.	59
Tableau II-5: FAPAR CAN-EYE vs FAPAR BVNet.	60
Tableau II-6: FCover CAN-EYE vs FCover BVNet.	60
Tableau III-1: Statistiques issues de la comparaison des ET_{ca} journalières mesurées et simulées durant la période végétative sur la parcelle expérimentale. Les années 2006 à 2012 ont été utilisées pour la calibration de β et E_{trp}	73
Tableau III-2: Valeurs des paramètres β et E_{trp} calibrés chaque année à partir des mesures d' ET_{ca} . La dernière ligne du tableau correspond aux valeurs de β et E_{trp} moyennées sur 2006, 2008, 2010 et 2012.	81
Tableau III-3: Valeurs des paramètres β et E_{trp} calibrés chaque année à partir des mesures d' ET_{ca} en utilisant le GAI corrigé.....	81

ANNEXE I : Demarez et al (2008)

ANNEXE II : Battude et al (2017)

ANNEXE III : FAO et modèle SAFYE

1. Rappel Méthode FAO

L'évapotranspiration est une composante majeure du bilan hydrique et plus largement du cycle de l'eau. Elle correspond à la quantité d'eau transférée par évaporation et transpiration depuis le complexe sol/plante vers l'atmosphère. Les méthodes développées par la FAO (Allen et al., 1998) sont largement utilisées pour estimer l'évapotranspiration réelle (ET_{ca} : actual crop evapotranspiration), tant pour la recherche que dans un but plus opérationnel par les gestionnaires de l'eau. Ces méthodes sont basées sur les concepts d'évapotranspiration de référence (ET₀) et de coefficients culturaux (K_c) introduits pour simuler la réponse spécifique de la culture.

L'ET₀ 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 nos travaux la formulation de Penman-Monteith [Eq. 1].

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

$$\omega_s = \text{acos}[-\tan(\varphi) \tan(\delta)]$$

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

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

$$Rso = (0,75 + 2.10^{-5}z) * Ra$$

$$Rn = Rns - Rnl$$

- avec ET_0 : évapotranspiration de référence (en mm.jour⁻¹)
 Rg : rayonnement solaire incident (en MJ.jour⁻¹)
 Rn : rayonnement global net (en MJ.jour⁻¹)
 Rns : rayonnement net solaire (en MJ.jour⁻¹)
 Rnl : rayonnement net infrarouge (en MJ.jour⁻¹)
 Rso : rayonnement global par ciel clair (en MJ.jour⁻¹)
 G : flux de chaleur dans le sol (en MJ.m⁻².jour⁻¹)
 T : température moyenne journalière de l'air à la hauteur 2 m (en °C)
 RH : humidité relative (en %)
 Pa : pression atmosphérique (en kPa)
 z : altitude (en m)
 u_2 : vitesse du vent à 2 m de hauteur (en m.s⁻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 MJ.m⁻².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 kPa.°C⁻¹)
 γ : constante psychrométrique (en kPa.°C⁻¹)
 ω_s : angle solaire au coucher (en radian)
 φ : latitude (en radian)
 σ : constante de Stefan-Boltzmann (4,903.10⁻⁹ MJK⁻⁴.m⁻².jour⁻¹)

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 dans des régions similaires.

En conditions standards (absence de tout stress environnemental), la FAO 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 K_c [Eq. 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].

Dans le cas de conditions non-standards, l' ET_c est ajustée (ET_{ca} pour « actual » ET_c) avec l'ajout du coefficient K_s traduisant le stress hydrique de la culture. Le K_s est simulé à l'aide d'un modèle de bilan hydrique de sol à deux réservoirs avec la mise en place d'un troisième réservoir lors de la croissance de la culture. Ce modèle est très proche de celui utilisé dans SAFYE donc je renvoie, pour sa description, à la partie décrivant le modèle SAFYE. On obtient alors les équations [Eq. 4 et Eq. 5]. Le K_c est 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 liés à l'environnement ou aux pratiques (déficit d'apport azoté, attaques parasitaires, ...) autres que le stress hydrique.

$$ET_c = K_c * ET_0 \quad [Eq. 2]$$

$$ET_c = (K_{cb} + K_e) * ET_0 \quad [Eq. 3]$$

$$ET_{ca} = K_s * K_c * ET_0 \quad [Eq. 4]$$

$$ET_{ca} = (K_s * K_{cb} + K_e) * ET_0 \quad [Eq. 5]$$

Le K_c utilisé par la CACG pour estimer les besoins en eau est le K_c de l'équation 2. Il dépend des stades phénologiques de la plante.

2. Le modèle SAFY

2.1 Le formalisme

Ce modèle nécessite 14 paramètres d'entrée (14 première lignes du Tableau 1). La production de biomasse est basée sur la théorie des efficacités de Monteith (1972). Elle dépend de trois efficacités : l'efficacité climatique (ϵ_c) qui permet de calculer la fraction de rayonnement total incident dans le domaine spectral photosynthétiquement actif (400 à 700 nm), l'efficacité d'interception qui permet de calculer la part de ce rayonnement interceptée par le couvert et l'efficacité de conversion de la lumière en biomasse (ELUE *pour*

« *Effective Light Use Efficiency* » en $g.MJ^{-1}$) [Eq. 6, Eq. 7, Eq. 8]. Dans ce modèle toute la lumière interceptée est considérée comme étant absorbée.

L'effet de la température sur la croissance de la plante est pris en compte via une fonction de stress thermique (F_T) [Eq. 9]. C'est une fonction polynomiale de degré β_0 définie par une température moyenne optimale (T_{opt}) et deux températures extrêmes (T_{base} and T_{max}) au-delà desquelles la croissance de la plante est nulle (Brisson et al., 2003). 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.

$$\Delta_{DAM} = ELUE_{SAFY} * \varepsilon_i * \varepsilon_c * Rg * F_T(T_a) \quad [Eq. 6]$$

$$\text{avec } APAR = \varepsilon_i * \varepsilon_c * Rg \quad [Eq. 7]$$

$$\text{et } \varepsilon_i = FAPAR = 1 - e^{-K_{ext} * GAI_{j-1}} \quad [Eq. 8]$$

$$\text{et } \begin{cases} F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - T_a}{T_{opt} - T_{base}} \right\}^{\beta_0} & \text{si } T_{base} < T_a < T_{opt} \\ F_T(T_a) = 1 - \left\{ \frac{T_{opt} - T_a}{T_{opt} - T_{max}} \right\}^{\beta_0} & \text{si } T_{max} > T_a > T_{opt} \\ F_T(T_a) = 0 & \text{si } T_a < T_{base} \text{ ou } T_a > T_{max} \end{cases} \quad [Eq. 9]$$

où Rg 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. 10, Eq. 11 et Eq. 12]. PI varie entre 0 et 1 et dépend du cumul de température depuis la levée (SMT pour « *Sum of temperature* » avec T_a : température moyenne journalière de l'air). 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 ($\Delta_{DAM} \times PI$) en surface foliaire (Δ_{GAI}^+) via la surface spécifique foliaire (SLA pour « *Specific Leaf Area* ») [Eq. 10].

$$\text{Si } PI > 0, \quad \Delta_{GAI}^+ = \Delta_{DAM} * PI * SLA \quad [Eq. 10]$$

$$\text{avec } PI = 1 - PI_a * e^{PI_b * SMT} \quad [Eq. 11]$$

$$\text{et } SMT = \sum_{D_0}^j (T_a - T_{base}) \quad [Eq. 12]$$

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. 13]).

$$\text{Si } SMT > S_{TT}, \quad \Delta_{GAI}^- = GAI_{j-1} * \frac{(SMT - S_{TT})}{RS} \quad [\text{Eq. 13}]$$

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. 14].

$$GAI_j = GAI_{j-1} + \Delta_{GAI}^+ - \Delta_{GAI}^- \quad [\text{Eq. 14}]$$

Le rendement final est calculé en multipliant la valeur de la biomasse maximale par un indice de récolte optimal spécifique à la culture (HI pour « *Harvest Index* ») [Eq. 15]. Le HI étant défini comme le ratio entre le rendement final et la biomasse totale finale.

$$\text{Yield} = HI * DAM_{\text{max}} \quad [\text{Eq. 15}]$$

2.2 Améliorations du modèle SAFY

Les travaux de recherche initiés dans la thèse de Martin Claverie et poursuivis dans la thèse de Marjorie Battude ont aboutit à l'introduction d'un nouveau formalisme dans le modèle SAFY publié dans l'article de Battude et al. (2016). Ce nouveau formalisme permet de faire évoluer le SLA et la ELUE au cours de la saison de croissance. Dans la version originale, le SLA et la ELUE étaient constants. Ce nouveau formalisme relie également le SLA et la ELUE [Eq. 16, Eq. 17] et contribue ainsi à restreindre les phénomènes de compensation observés dans ce type de modèle (Benhadj, 2008). Cette version a abouti à une amélioration des estimations de la biomasse et par conséquent du rendement simulé. Pour le détail des résultats, se référer à la publication.

SLA et ELUE :

$$SLA = SLA_0 - SMT * LTC \quad [\text{Eq. 16}]$$

Où SLA_0 est la valeur initiale du SLA ($m^2.g^{-1}$) et LTC est le coefficient d'épaississement des feuilles (« Leaf Thickening Coefficient »).

$$ELUE = ELUE_p - SLA * PMI \quad [\text{Eq. 17}]$$

Où $ELUE_p$ is la valeur potentielle de la ELUE ($g.MJ^{-1}$) et PMI correspond à un coefficient de maturité du couvert (« Plant Maturation Index »).

PI_a, PI_b, RS, S_{TT} :

Un autre travail a consisté à réduire les effets de compensation entre les paramètres du module qui avaient été mis évidence dans la thèse d'Iskander Benhadj (2008) et dans la thèse de Martin Claverie (2012). Ce travail a conduit à proposer deux nouvelles équations

[Eq. 18, Eq. 19] permettant de relier les paramètres Pl_a et Pl_b , et RS et S_{TT} . Les résultats sont également publiés dans Battude et al. (2016).

$$Pl_b = \exp(-5.4 * Pl_a - 4.6) \quad [\text{Eq. 18}]$$

$$RS = 1725.7 * \exp(0.002 * (SMT_{harvest} - S_{TT})) \quad [\text{Eq. 19}]$$

2. Le modèle SAFYE

2.1 Module hydrique

Le sol est divisé en trois couches : la couche (SL pour « *Soil layer* ») superficielle (SL_1), intermédiaire (SL_2) et profonde (SL_3).

Seuls les transferts verticaux sont simulés : les ruissellements de surface et de subsurface 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)

La taille des couches du sol est définie par leur réserve utile (RU ou SC_x pour « *Storage capacity* », [Eq. 20]) calculée en fonction de l'humidité à la capacité au champ (H_{fc} pour « *Humidity at field capacity* »), de l'humidité au point de flétrissement (H_{wp} pour « *Humidity at wilting point* ») et de l'épaisseur de la couche (SLT_x pour « *Soil layer tickness* »). Seule l'eau contenue dans l'horizon superficiel (SL_1) peut être sujette à évaporation (E), tandis que l'eau sujette à transpiration (T) peut être prélevée dans les deux premiers horizons (SL_1 et SL_2 , c.à.d. ceux explorés par le système racinaire).

Des pertes en eau par gravité (Pe_x , [Eq. 21]) 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.

$$SC_x = (H_{fc} - H_{wp}) * SLT_x \quad [\text{Eq. 20}]$$

$$Pe_x = \max [SC_x - CAW_x, 0] \quad [\text{Eq. 21}]$$

L'évapotranspiration (ET_{ca}) est calculée selon la méthode « *dual crop coefficient* » de la FAO-56 [Eq 22]. Cette méthode fonctionne à partir d'une évapotranspiration de référence (ET₀) et de trois coefficients : K_e (*coefficient d'évaporation*) [Eq. 24], K_{cb} (*coefficient cultural*) [Eq. 27] et K_s (*coefficient de stress hydrique*) [Eq. 28].

L'évaporation du sol (E) est fonction de la demande climatique (ET_0) et du coefficient d'évaporation du sol (Ke) [Eq. 24]. Ke dépend de la fraction de sol nu [Eq. 25] qui est estimée à partir de la fraction de couvert végétal, le $FCover$ (FC). Le $FCover$ est estimé en utilisant l'outil BVNet. 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. 26]. 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. 27]. Le coefficient cultural est dérivé du GAI [Eq. 28]. La fonction de stress hydrique varie entre 0 (stress maximum) et 1 (pas de stress) à partir d'une humidité relative critique (Dft) [Eq. 28]. 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. 29 et Eq. 30].

$$ET_{ca} = E + T \quad [Eq. 22]$$

$$E = ET_0 * Ke \quad [Eq. 23]$$

$$Ke = (1 - FC) * Kr \quad [Eq. 24]$$

$$Kr = (1 - (1 - RH_1)^\beta) \quad [Eq. 25]$$

$$T = ET_0 * Kcb * Ks \quad [Eq. 26]$$

$$Kcb = Kcb_{max} (1 - e^{-E_{trp} * GAI}) \quad [Eq. 27]$$

$$Ks = \min \left\{ 1 - \frac{RH_{tot} - Dft}{-Dft}, 1 \right\} \quad [Eq. 28]$$

$$avec \quad RH_{tot} = \max\{RH_1, RH_2\} \quad [Eq. 29]$$

$$et \quad RH_x = CAW_x / SC_x \quad [Eq. 30]$$

Pendant la période de culture, l'épaisseur de l'horizon intermédiaire (SLT_2) 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. 31].

$$RD_{(j)} = \min \{ RD_{(j-1)} + \max\{T_a - T_{min}, 0\} * Ks * Vpr, SD \} \quad [Eq. 31]$$

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 (CAW_1 , [Eq. 32]). Simultanément, celui-ci se vide avec l'évaporation (E), la transpiration (T) et les pertes par gravité (D_1) en cas d'eau excédentaire dépassant la capacité du réservoir.

L'évolution du contenu en eau de la couche intermédiaire (CAW_2 , [Eq. 33]) 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 (D_1) et elle se vide par débordement dans l'horizon profond (D_3).

Enfin, l'eau contenue dans le troisième horizon (CAW_3 , [Eq. 34]) 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.

$$CAW_1(j) = CAW_1(j-1) + RIEF(j) - E(j) - T(j) * tfp - D_1 \quad [Eq. 32]$$

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

$$CAW_2(j) = CAW_2(j-1) + D_1 - D_2 - T(j) * (1 - tfp) \quad [Eq. 33]$$

$$CAW_3(j) = CAW_3(j-1) + D_2 - D_3 \quad [Eq. 34]$$

2.2 Le module d'irrigation automatique

Le module d'irrigation automatique permet de déclencher l'apport d'une dose d'irrigation (D_i) lorsque le stress hydrique (K_s) est inférieur à 1. Cela se produit lorsque l'humidité relative (RH_{tot}) atteint un seuil critique (D_{ft}) [Eq. 28 à Eq. 30].

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 I_{end} .

3. Couplage SAFY et SAFYE

Dans SAFYE, contrairement au modèle SAFY, le stress hydrique est découplé de la ELUE qui se décompose alors en une ELUE pondérée par un paramètre de stress hydrique (K_s) [Eq. 36]. Le couplage entre les deux modèles se fait via la ELUE selon l'équation 36.

$$\Delta_{DAM_{SAFYE}} = ELUE_{SAFYE} * K_s * F_T(T_a) * APAR \quad [Eq. 35]$$

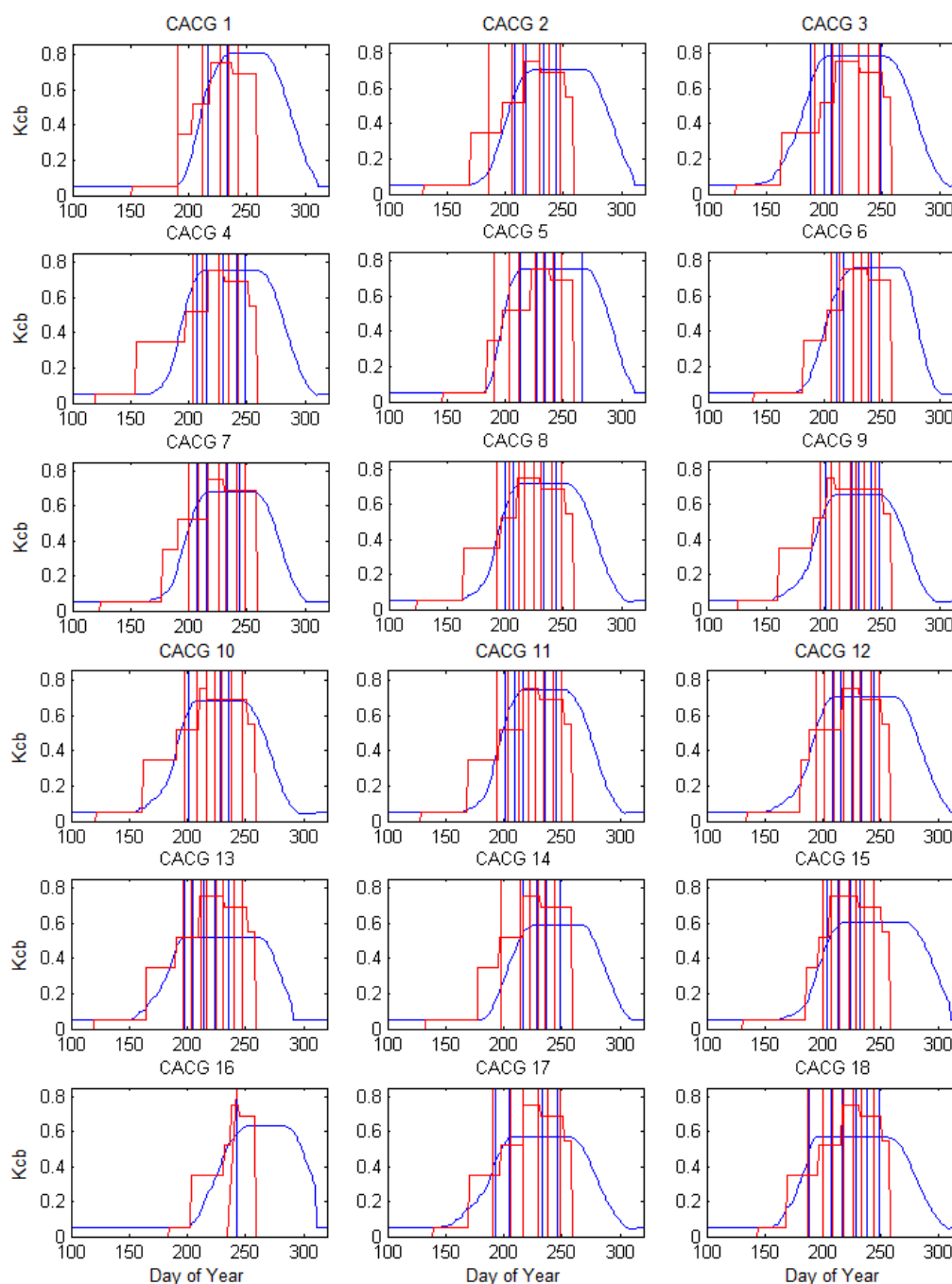
$$avec \quad ELUE_{SAFYE} = ELUE_{SAFY} * K_s \quad [Eq. 36]$$

	Nom	Notation	Unité	Valeur	Source
PARAMETRES SAFY	Effizienz climatique	ϵ_c	-	0.48	Littérature (Varlet Grancher et al., 1982)
	Températures critiques	T_b, T_{opt}, T_{max}	°C	8-30-45	Littérature (Drouet and Pages, 2003)
	Degré du polynôme	β_0	-	2	Littérature (Drouet and Pages, 2003)
	Coefficient d'interception	K_{ext}	-	0.65	Littérature (Cavero et al., 2000)
	Indice de récolte	HI	-	0.5	Littérature (Steduto et al., 2012)
	Surface spécifique foliaire initiale	SLA_0	$m^2.g^{-1}$	[0.024 ; 0.032]	Optimisé avec GAI (Battude et al., 2016)
	Coefficient d'épaississement des feuilles	LTC	-	[-1.3e-05 ; -9e-06]	Optimisé avec GAI (Battude et al., 2016)
	Effizienz de conversion de la lumière effective potentielle	$ELUE_p$	$g.MJ^{-1}$	[7 ; 11]	Optimisé avec GAI (Battude et al., 2016)
	Coefficient de maturation de la plante	PMI	-	[-260 ; -300]	Optimisé avec GAI (Battude et al., 2016)
	Date de levée	D_0	nb jour	L1 +/20j	Fonction logistique (Battude et al., 2016)
	Somme de température pour la sénescence	S_{TT}	°C	SMT(L3 +/20j)	Fonction logistique (Battude et al., 2016)
	Paramètre de partition a	PI_a	-	[0.05 - 0.5]	Littérature (Claverie et al., 2012)
	Paramètre de partition b	PI_b	-	-	Lié à PI_a (Battude et al., 2016)
Vitesse de sénescence	RS	°C.day ⁻¹	-	Lié à S_{TT} (Battude et al., 2016)	
PARAMETRES SAFYE - SOL	Epaisseur de la couche superficielle	SLT_1	m	0.1	Littérature (FAO-56 Allen et al., 1998)
	Profondeur de sol maximale	SD	m	Mesuré	Mesures ou Carte des sols
	Humidité à la capacité au champ	H_{fc}	$m^3.m^{-3}$	Mesuré	Mesures ou Carte des sols
	Humidité au point de flétrissement	H_{wp}	$m^3.m^{-3}$	Mesuré	Mesures ou Carte des sols
	Coefficient de réduction de l'évaporation	β	-	0.94	Calibré (mesures ETca ; période de sol nu)
PARAMETR	Coefficient de transpiration maximal	$K_{cb_{max}}$	-	1.15	Littérature (FAO-56 Allen et al., 1998)

	Exposant de transpiration	E_{trp}	-	0.34	Calibré (mesures ET_{ca} ; période végé. non stressée)
	Coefficient de réduction de la transpiration	D_{ft}	-	0.45	Littérature (FAO-56 Allen et al., 1998)
	Vitesse de croissance racinaire	V_{pr}	m.°C	0.0015	Littérature (STICS Brisson et al., 2003)
IRRIGATION	Dose d'irrigation	D_i	mm	30	Pratiques culturales
	Nombre de jours avant la récolte pour l'arrêt de l'irrigation	l_{end}	nb jour	45	Pratiques culturales

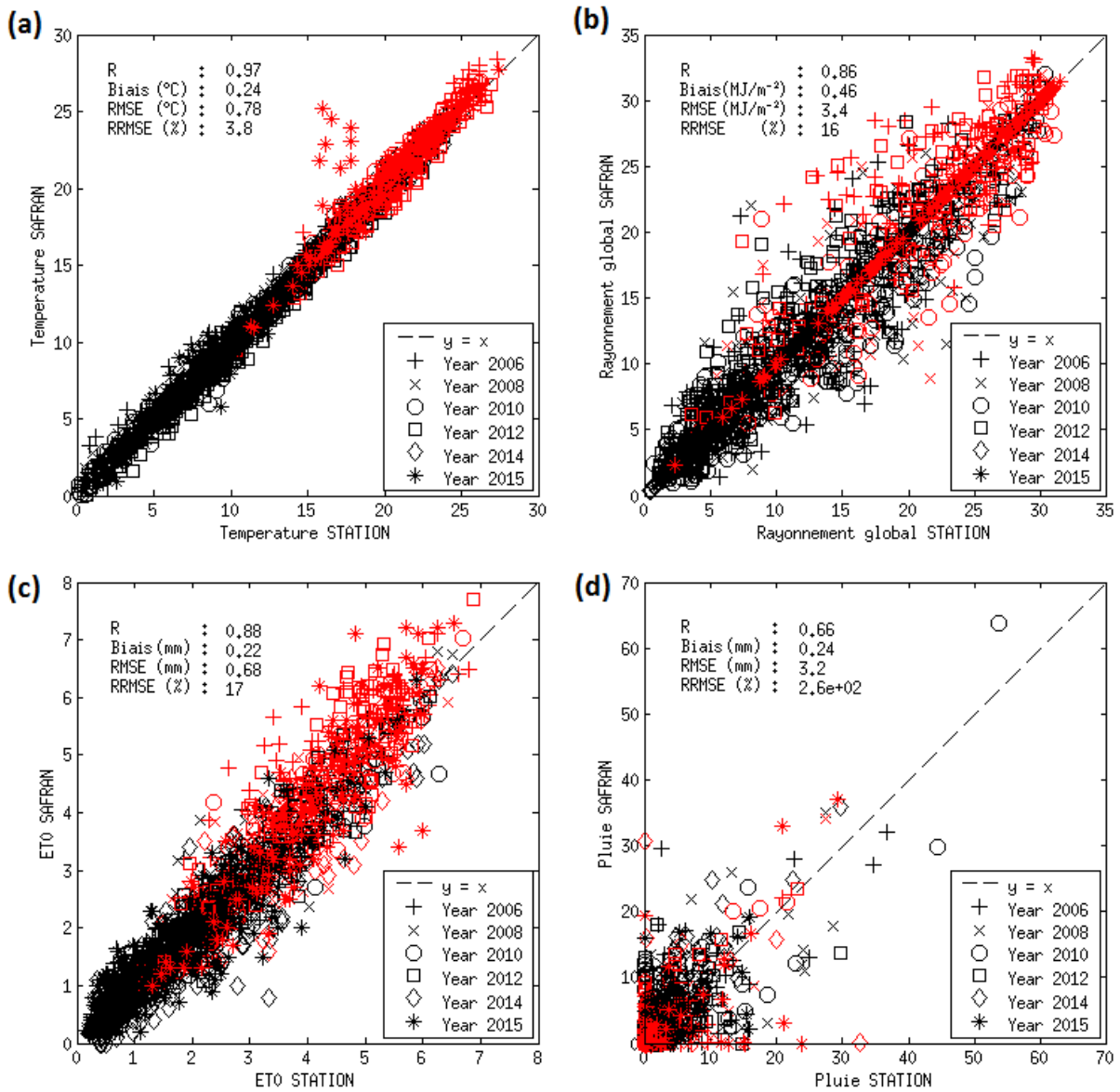
Tableau 1 : Liste des paramètres du modèle avec les valeurs initiales et sources (bibliographie, mesures) utilisées pour l'initialisation des valeurs.

ANNEXE IV : $K_{cb_{sat}}$ et $K_{cb_{ref}}$

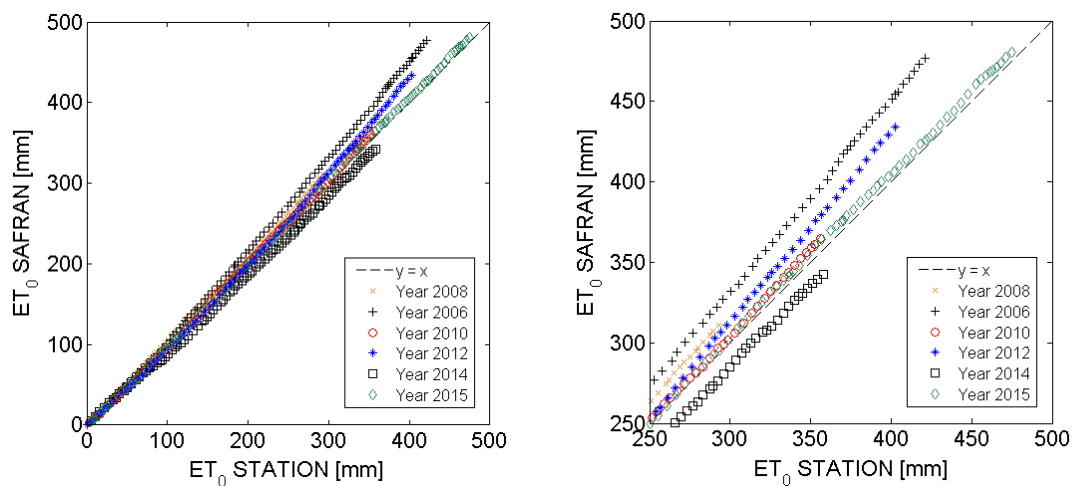


Comparaison du $K_{cb_{ref}}$ (en rouge) et du $K_{cb_{sat}}$ (en bleu) pour les 18 parcelles de maïs suivies par la CACG en 2013. Le $K_{cb_{ref}}$ s'arrête au milieu du mois de Septembre au moment où la période d'irrigation se termine (plusieurs semaines avant la récolte). Les traits verticaux représentent les irrigations simulées par SAFYE (rouge pour $K_{cb_{ref}}$ et bleu pour $K_{cb_{sat}}$).

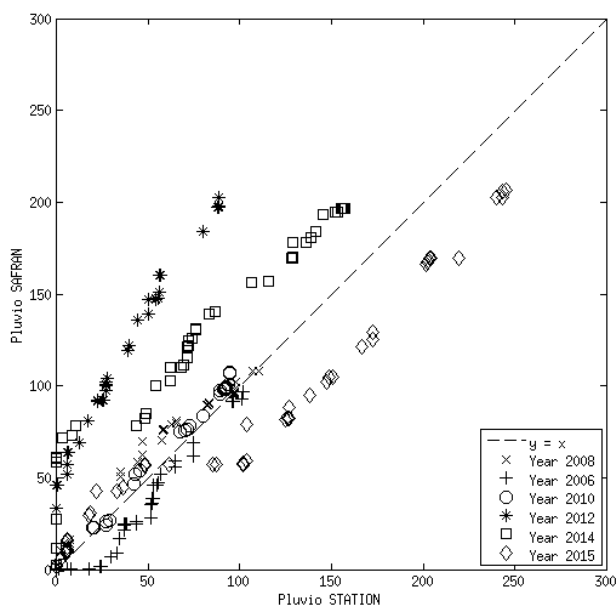
ANNEXE V : METEO SAFRAN et STATION



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. (1 W m⁻² = 0.0864 MJ m⁻² day⁻¹).

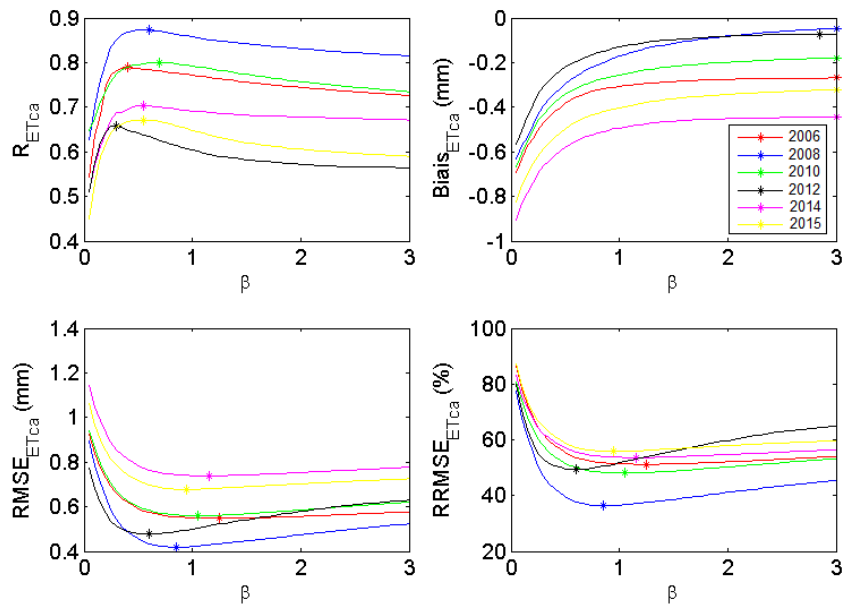


Comparaison des cumuls d'ET₀ journalières estimés à partir des données de station météo (située sur la parcelle de Lamothe) et des données SAFRAN. Années de comparaison : 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 et 2015 (années où la parcelle de Lamothe est cultivée en maïs). Figure de droite : zoom.

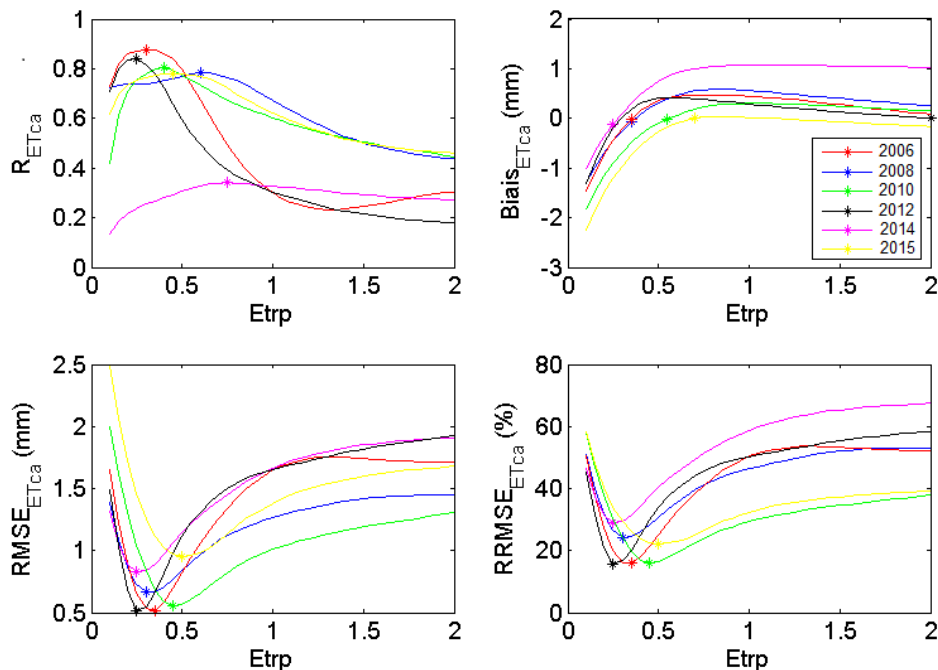


Comparaison des cumuls de pluies journaliers estimés à partir des données de station météo (située sur la parcelle de Lamothe) et des données SAFRAN. Années de comparaison : 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 et 2015.

ANNEXE VI : Analyse de sensibilité β et E_{trp}

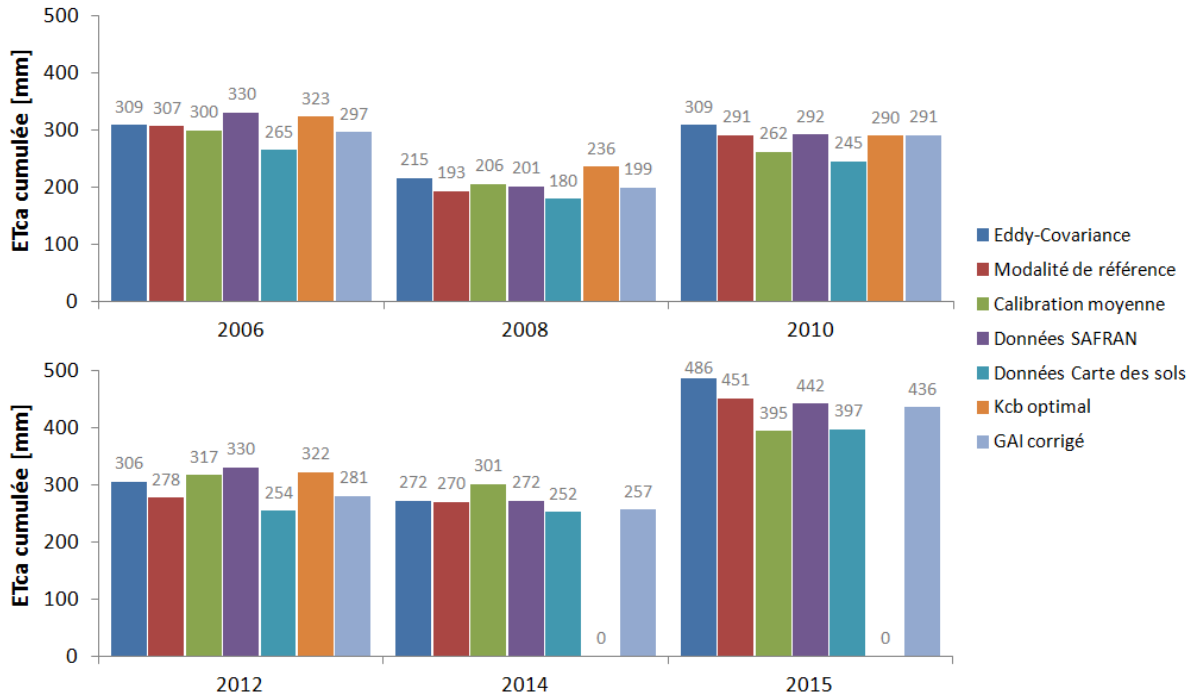


Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré β . Chaque figure représente un critère statistique (R, Biais, RMSE et RRMSE) calculé à partir des mesures d'ETca non gapfillées durant la période de sol nu. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.



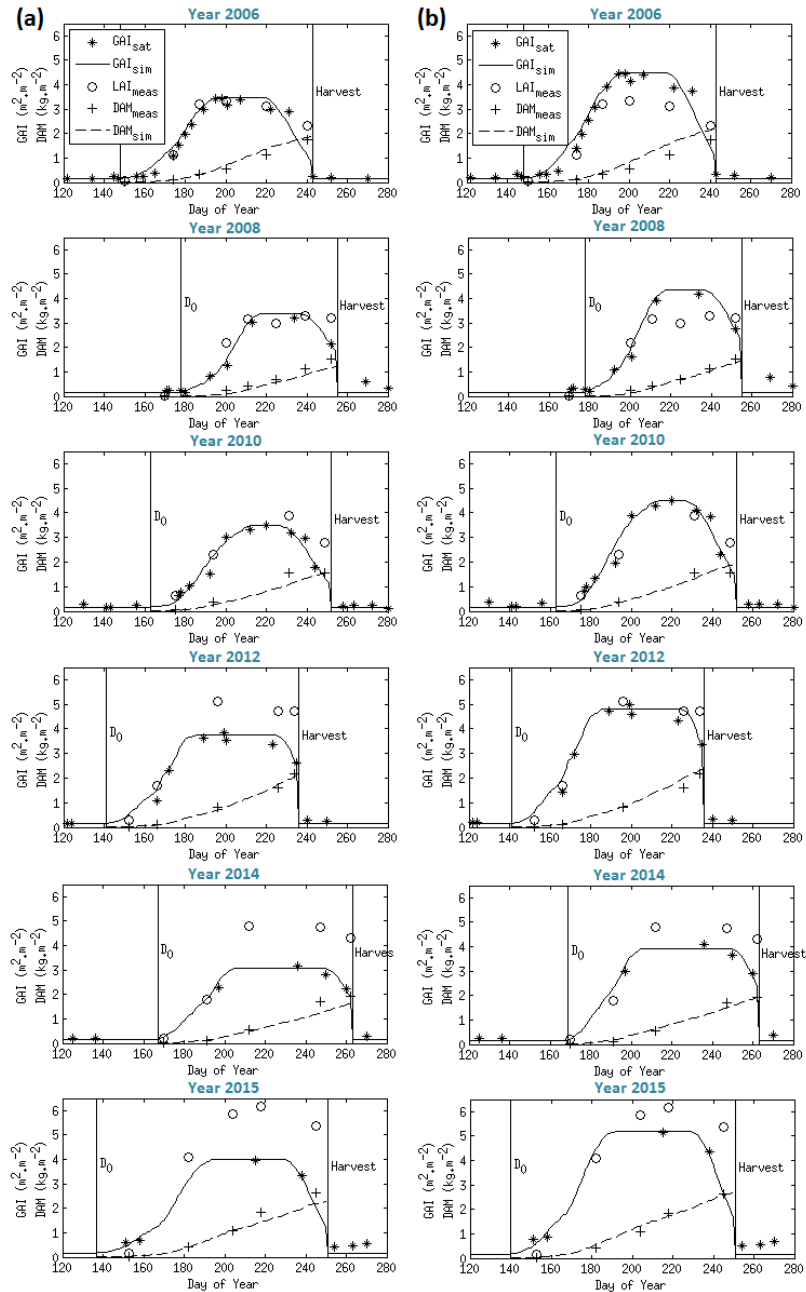
Analyse de sensibilité effectuée pour le paramètre calibré E_{trp} . Chaque figure représente un critère statistique (R, Biais, RMSE et RRMSE) calculé à partir des mesures d'ETca non gapfillées durant la période de végétation non stressée. Les valeurs maximisant le R et minimisant le biais, le RMSE et le RRMSE sont marquées par un point.

ANNEXE VII : ETca simulées avec différentes modalités



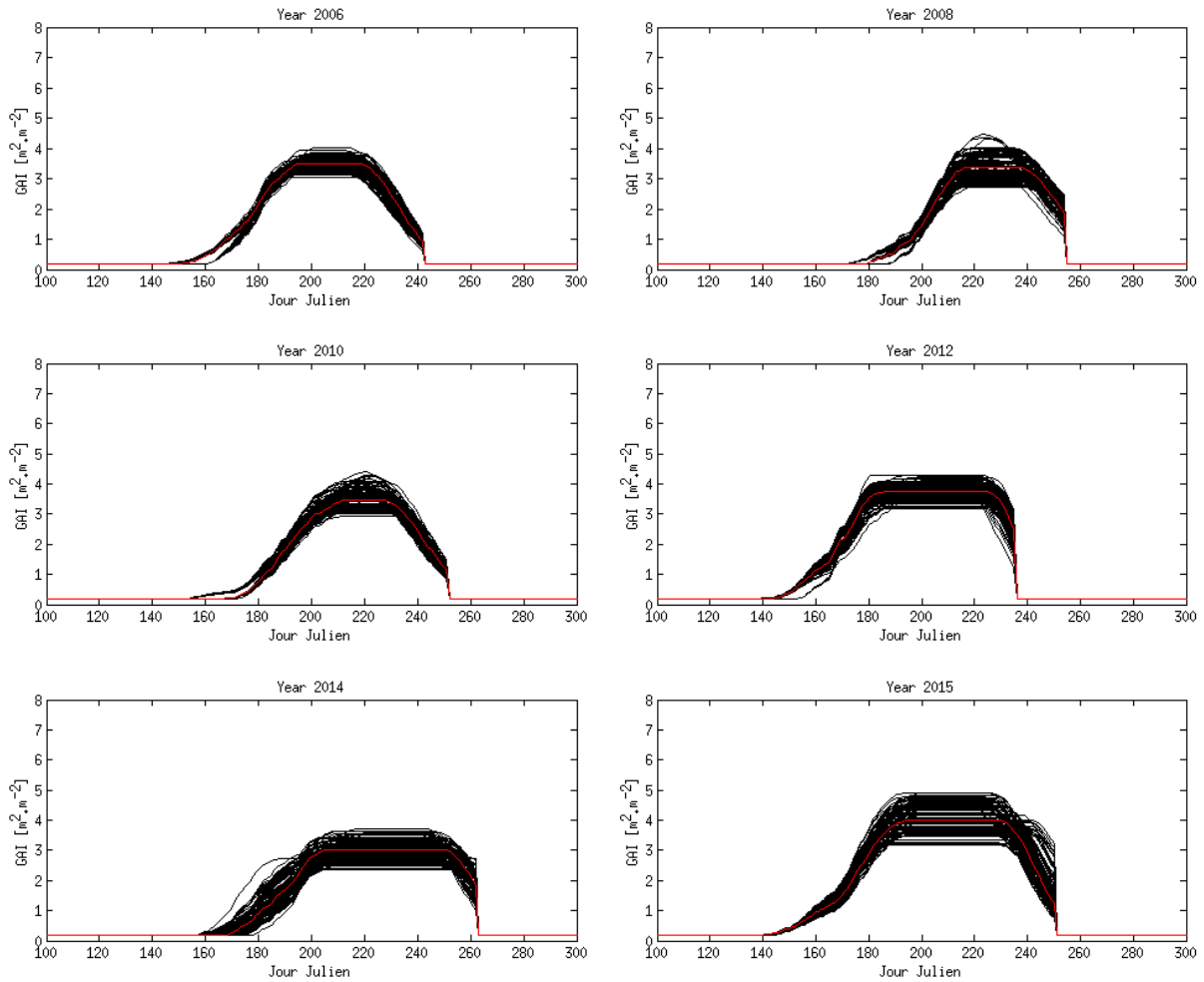
Comparaison du cumul d'ETca (mm) mesuré et simulé durant la période de végétation pour les six années étudiées, selon les différentes modalités (modalité de référence correspondant au GAI effectif et à la calibration chaque année ; calibration moyenne ; données SAFRAN ; données de la carte des sols ; $K_{cb_{ref}}$ (=« optimal ») ; GAI corrigé). Les données de $K_{cb_{ref}}$ n'étaient pas disponibles pour les années 2014 et 2015.

ANNEXE VIII : Profils GAI_{SAFY} , GAI_{sat} et GAI_{sat} corrigés



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_{sat} (GAI effectif) (a) ou corrigé (b), issus des images satellite. Le GAI simulé par SAFY (trait plein) est comparé au GAI_{sat} (étoiles) et la biomasse simulée (trait discontinu) est comparée aux mesures *in situ* (croix). Les valeurs de GLAI (mesures destructives) sont représentées par des ronds. Les deux traits verticaux représentent la date de levée (D_0) simulée et la date de récolte réelle imposée dans le modèle (maïs ensilage).

ANNEXE IX : Profils GAI bruités



100 profils de GAI bruités ($\pm 23\%$) utilisés en entrée de SAFYE pour différentes années sur la parcelle de Lamothe.