



HAL
open science

Diagnostic hydrique et estimation de la production de la culture de maïs : vers la mise en place d'un service tout temps

Maël Ameline

► To cite this version:

Maël Ameline. Diagnostic hydrique et estimation de la production de la culture de maïs : vers la mise en place d'un service tout temps. Sciences agricoles. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2019. Français. NNT : 2019TOU30314 . tel-03191306

HAL Id: tel-03191306

<https://theses.hal.science/tel-03191306>

Submitted on 7 Apr 2021

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse 3 - Paul Sabatier

Présentée et soutenue par

Maël AMELINE

Le 17 juin 2019

**Diagnostic hydrique et estimation de la production de la culture
de maïs □ vers la mise en place d'un service tout temps**

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

Spécialité : **Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie**

Unité de recherche :

CESBIO - Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère

Thèse dirigée par

Frédéric BAUP

Jury

Mme Laurence Hubert-Moy, Rapporteur
M. Jean-Paul Rudant, Rapporteur
M. Jean-Christophe Calvet, Examineur
M. Frédéric BAUP, Directeur de thèse
M. Jean-François Berthoumieu, Co-directeur de thèse

Abstract

This work is part of PRECIEL project (2015-2016) involving CESBIO laboratory and the ACMG/Agralis with support from the Nouvelle-Aquitaine region (through the European fund ERDF). This project aims to develop a commercial service devoted to yield forecasting and water management at a large scale. For this purpose, the thesis explores the feasibility to estimate corn field production and its water needs during the irrigation period.

The study is based on the SAFY-WB (Simple Algorithm For Yield model combined with a Water Balance) agro-meteorological model coupled with satellite imagery in order to extend monitoring to a regional scale. Our study area (16, 000 km²) is located in the South-West of France. The input data is collected during the 2015 and 2016 crop years. This database includes field measurements (biomass sampling, soil moisture measurements, etc.) and information about practices and yield. The recent availability of Sentinel-1 radar mission allows monitoring without atmospheric constraints (e.g. clouds) as opposed to optical acquisitions. This optical component is composed of Landsat-8 (optical).

The production estimation involves dry biomass (ear, plant) and yield at the field scale. New improvements on the SAFY-WB model have been proposed, i.e. temporal production component (replacing the harvest index), effects of the earliness index and simulation of the main phenological stages. Consequently the model is now able to assimilate biophysical variables derived from radar (e.g. GAI_{sar}: Green Area Index). These new variables are obtained by applying an empirical inversion of the $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ ratio, which shows low sensitivity to soil moisture variation compared to VH and VV polarizations, while still correlating to plant structure.

The parameters linked to the phenological properties of corn are set during the calibration step, while those which are field specific are defined during the validation phase. Once these parameters are applied the model is able to simulate the plant cover (GAI_{sim}) and the dry biomass (ear, plant) along the whole crop cycle. In the diagnostic approach (validation), the combination of optical and radar ($GAI_{sar+opt}$) gives great results ($rRMSE < 13\%$; $R^2 > 0.75$ for the yield) and improves estimations based on optical for 2016. Radar imagery therefore fills the gap in optical images caused by cloud cover at the beginning of the season. The forecast approach (validation) assesses a near real time assimilation of satellite variables. The model performs best ($R^2 > 0.69$; $rRMSE < 13.95\%$) at the beginning of the maturation stage (around 1750/2000 °C.day).

Following the activation of the water balance module, re-optimizing of the phenological parameters is required to correct the bias created by the biomass estimation. The water needs estimation is the most reliable when parameters of the water balance module are optimized from the soil moisture measurements ($R^2 = 0.74$; $rRMSE = 2.54\%$). The obtained statistical results are contrasted, ranging from a $R^2 = 0.07$ to 0.83 in the validation step as a result of the accuracy of the input data (e.g. dates and rate of water supply). Moreover, some features (e.g. soil properties, compaction) can be seen within the soil moisture measurements, even though they cannot be modeled.

Résumé

Les travaux de thèse s'inscrivent dans le cadre du projet PRECIEL (2015-2019) en associant le laboratoire CESBIO et l'ACMG/Agralis, avec le soutien de la région Nouvelle-Aquitaine et des fonds européens FEDER. Ce projet étudie l'efficacité des cultures en vue de la création d'un service d'aide au pilotage de l'irrigation et à l'estimation du rendement des cultures à large échelle. La thèse y répond en ayant pour objectifs d'évaluer le potentiel d'estimation de la production de parcelles de maïs, ainsi que de leurs besoins hydriques durant la période d'irrigation.

Les travaux reposent sur le couplage du modèle agro-météorologique SAFY-WB (Simple Algorithm For Yield model combined with a Water Balance) à de l'imagerie satellitaire pour étendre le suivi à une échelle régionale. Notre zone d'étude de 16 000 km² est implantée dans le Sud-Ouest de la France. Une récolte de données y a été réalisée en 2015 et 2016. Ces données comprennent des mesures (prélèvements, implantation de sondes d'humidité, etc.), et des informations sur les pratiques culturales dont la production. L'ambition est de faire fonctionner le modèle en s'affranchissant des contraintes nuageuses imposées sur les acquisitions optiques, grâce à l'utilisation de l'imagerie radar, rendue possible par le lancement du satellite Sentinel-1. Côté optique, des images Landsat-8 recouvrent l'ensemble des deux cycles culturaux.

L'estimation de la production comprend la biomasse sèche (épi, plante) ainsi que le rendement à l'échelle parcellaire. Plusieurs améliorations du modèle SAFY-WB ont été proposées, telles que la simulation de la composante du rendement (en remplacement de l'indice de récolte), la prise en compte de la précocité variétale et la simulation des principaux stades phénologiques. Le modèle peut désormais assimiler des variables biophysiques dérivées du radar (dont GAI_{sar} : Green Area Index). Ces nouvelles variables sont issues d'une inversion du ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$. Celui-ci se montre en effet peu sensible à la variation de l'humidité du sol, par rapport aux polarisations VH et VV, tout en étant corrélé à la structure de la végétation.

Dans le modèle, les paramètres liés à la phénologie du maïs sont définis lors de l'étape de calibration, alors que ceux spécifiques à chaque parcelle le sont dans la partie validation. Une fois ces paramètres appliqués, le modèle simule de manière temporelle le couvert végétal (GAI_{sim}) et la biomasse sèche (épis, plante). Dans l'approche diagnostic (validation), l'assimilation combinée de l'optique et du radar « $GAI_{sar+opt}$ » donne de bons résultats (pour le rendement : $rRMSE < 13\%$; R^2 moyen de 0.76) et améliore pour l'année 2016 les résultats des simulations utilisant uniquement l'optique. L'information radar comble ainsi l'absence de données optiques en début de saison lorsque la nébulosité est présente. L'approche prévision (validation) évalue l'estimation de la production avec une assimilation en temps quasi réel des variables satellitaires. Les meilleures performances ($R^2 > 0.69$ et $rRMSE < 13.95\%$) sont obtenues au début du stade de maturation (environ 1750/2000 °C.jour).

Suite à l'activation du module hydrique, une ré-optimisation des paramètres liés à la phénologie est nécessaire pour corriger le biais apporté sur l'estimation de la biomasse. L'estimation du contenu en eau est la plus fiable lorsque les paramètres du module hydrique sont optimisés par les mesures d'humidité ($R^2 = 0.74$; $rRMSE = 2.54\%$). Les résultats statistiques obtenus lors de l'étape de validation sur l'estimation du contenu en eau sont contrastés avec un R^2 allant de 0.07 à 0.83. Le détail des erreurs de simulations ($R^2 < 0.5$) révèle des défauts liés aux propriétés du sol. La sonde peut aussi révéler des particularités du sol (nature des sols par horizon, compaction, etc.) ou encore des erreurs de déclarations des agriculteurs (dates et doses d'irrigation). Enfin, certains phénomènes ne sont pas modélisés par SAFY-WB, tels que les seuils de saturation.

Remerciements

Les remerciements... probablement la partie la plus lue dans une thèse après l'introduction et la conclusion ! C'est aussi la plus plaisante à écrire, même si le pari de citer toutes les personnes impliquées est impossible !

Je commence par remercier le CESBIO et son directeur Laurent Polidori qui a toujours porté une attention particulière pour les doctorants du laboratoire à Toulouse et à Auch lors de ses visites régulières, à l'ACMG et Agralis sur lesquelles je reviendrai, à l'Université Paul Sabatier, à l'école doctorale (en particulier Marie-Claude Cathala et Geneviève Soucail), à l'IUT Paul Sabatier pour son accueil à Auch, à la région Aquitaine et à tous les contribuables européens. Et oui, de manière indirecte vous avez tous soutenu ce travail grâce à un financement du fond de développement régional (FEDER). Ces institutions m'ont fourni un cadre de travail, un financement, mais rien n'aurait été possible sans mes deux co-directeurs : Frédéric Baup et Jean-François Berthoumieu. Je me rends maintenant compte du parcours du combattant pour monter un tel projet (administratif, budget...) avant de pouvoir me recruter. Nous ne nous étions jamais rencontrés, uniquement par téléphone, pourtant ils ont su m'accorder leur confiance dès le départ. J'ai ensuite bénéficié d'un suivi régulier et d'une très grande disponibilité de leur part. Je ne compte pas les descentes des escaliers vers le bureau de Fred au 1^{er} étage, les échanges au milieu des champs voire pendant un cours pour discuter des résultats, ou simplement pour planifier un weekend dans les Pyrénées !

Après 3 ans et quelques mois, ce manuscrit est enfin écrit et je remercie sincèrement Laurence Hubert-Moy et Jean-Paul Rudant de prendre de leur précieux temps en acceptant la lourde tâche de rapporteur. Je suis ravi de la participation de Jean-Christophe Calvet en tant qu'examineur mais aussi de Frédéric Frappart et Samuel Corgne qui m'ont apporté de précieux conseils durant mes deux comités de pilotage.

Ce travail n'aurait pu être possible sans la charge supplémentaire qu'ont dû supporter Céline et Patrick lors des campagnes terrains. Je remercie également les autres collègues de l'ACMG/Agralis, des techniciens aux administratifs.

Les exploitants agricoles ont été très accueillants et ont gracieusement acceptés que je leur détruise une partie de leurs champs (5 plants à chaque passage !). Malgré les dernières technologies (drones...), ce sont ceux qui connaissent le mieux les parcelles, ne l'oublions pas.

Une thèse c'est aussi la poursuite des recherches menées par de précédents docteurs ou post-doc sur lesquelles on peut se reposer. Je pense en premier à Rémy, mais aussi à Julie, Marjorie, Florian et même si l'on ne se connaît pas, à Martin Claverie.

Des « stagiaires » ont aussi ponctué l'avancée de la thèse grâce à leur participation à la récolte des données sur le terrain, avec de bons souvenirs de coups de soleil pour Constance et au travail d'amélioration des formalismes du modèle pour Louis.

Pour la rédaction du manuscrit, plusieurs ont essuyé les plâtres des premières versions, je remercie MAMAN, ma famille en général, ainsi que Julia, Claire et Clément.

Pour la vie sociale (et ce n'est pas la partie la plus négligeable), merci à Marie, à tous mes amis languidiciens pour leur bienveillance et toute la petite famille auscitaine : Benoit, Mathis, Meriem, Maritxu, Nicolas, Enguerrand, Juliette pour les doctorants, aux permanents (Benoît, Vincent, Sébastien, Solen, Nathalie, Claire-Emmanuelle), aux techniciens et enseignants de l'IUT (sur la fin ma plante n'aurait par exemple pas survécu sans Nicole). J'ai passé trois merveilleuses années au pays du foie gras et du bon vivre. Malgré la distance du pôle toulousain, j'ai pu bénéficier d'échanges scientifiques très riches et diversifiés, notamment du côté du LBAE.

La science doit être universelle, et ne nous le cachons pas, tout le monde l'utilise, un grand merci pour la plateforme Scihub !

Je ne me suis pas toujours destiné à faire une thèse, au contraire je me souviens encore des paroles dites à la sortie d'une soutenance de thèse en première année de licence : « c'est incroyable le travail mais il faut être fou de vouloir faire ça ! ». J'ai malgré cela commencé à m'y intéresser grâce aux cours de cartographie d'une doctorante en fin de thèse, Annaëlle Bargain, qui m'ont amené à poursuivre en Master à Rennes. Plongé dans le monde de la recherche pendant ces deux années et les stages qui ont suivi, ce sont finalement des rencontres qui ont éveillé mon envie de poursuivre dans la Recherche et je leur en suis redevable. Ce parcours m'amène aujourd'hui à poursuivre ce travail au sein de l'ACMG.

J'ai enfin une petite pensée pour mes camarades de master Clément, Julien et Julie qui approchent aussi de la fin !

Table des matières

Abstract	i
Résumé	iii
Remerciements	v
Liste des figures	xiv
Liste des tableaux	xxiv
Introduction générale	28
Culture du maïs	28
Poids de la production de maïs	29
Perspectives de production face aux changements climatiques	30
Importance de l'irrigation du maïs	31
Couplage de la modélisation et de l'imagerie satellitaire	32
Consortium du projet PRECIEL	34
Plan du manuscrit de thèse	35
Chapitre 1 Synthèse bibliographique	36
1.1 Physiologie et le développement du maïs	36
1.1.1 Différences variétales	37
1.1.1.1 Maïs grain	37
1.1.1.2 Maïs pop.....	37
1.1.2 Développement de la plante et du grain	38
1.1.3 Développement racinaire	39
1.1.4 Besoins de la culture au cours du développement	40
1.1.4.1 Répartition des besoins en nutriments	40
1.1.4.2 Besoins hydriques	40
1.2 Diagnostic de l'état hydrique	41
1.2.1 Notions fondamentales	41
1.2.1.1 Texture du sol	41
1.2.1.2 Porosité (structure du sol)	42
1.2.1.3 Teneur en eau massique	43
1.2.1.4 Définition du statut hydrique à travers le potentiel.....	43
1.2.1.5 Définition de la réserve utile.....	44
1.2.2 Mesure de l'état hydrique du sol	45
1.2.2.1 Méthode gravimétrique	45

1.2.2.2	Méthode tensiométrique.....	46
1.2.2.3	Méthodes électriques	46
1.2.2.4	Analyse de l'état hydrique avec les sondes capacitives.....	49
1.2.3	Analyse de l'état hydrique par la méthode du bilan hydrique.....	50
1.2.3.1	Évapotranspiration	51
1.3	Observation des cultures par télédétection	53
1.3.1	Opacité du spectre électromagnétique	53
1.3.2	Suivi de la couverture foliaire par imagerie optique	55
1.3.2.1	Approches empiriques	55
1.3.2.2	Approches par la modélisation.....	56
1.3.3	Suivi de la culture de maïs par imagerie SAR.....	56
1.3.3.1	Principes de base de l'acquisition des images	56
1.3.3.2	Cellule de résolution et géométrie de visée	57
1.3.3.3	Chatoiement de l'image	58
1.3.3.4	Mécanismes de rétrodiffusion.....	59
1.3.3.5	Constitution d'une série temporelle d'images	60
1.3.3.6	Observation des sols nus à partir du radar	60
1.3.3.7	Suivi de la végétation du maïs à partir de données radar.....	60
1.3.3.8	Modèles de rétrodiffusion radar (physiques et semi-empiriques).....	61
1.4	Modélisation du fonctionnement agronomique des cultures	62
1.4.1	Niveaux d'échelle de la modélisation.....	63
1.4.2	Historique des modèles.....	63
1.4.3	Modèles empiriques.....	64
1.4.4	Modèles mécanistes	65
1.4.5	Modèles hybrides.....	66
1.4.6	Modèles semi-empiriques.....	68
1.5	Conclusion	69
Chapitre 2	Les campagnes expérimentales	71
2.1	Introduction	71
2.2	Présentation du site d'étude	71
2.2.1	Unités éco-paysagères	72
2.2.1.1	Vallée de la Garonne.....	72
2.2.1.2	Terreforts (Coteaux de la Garonne)	73
2.2.1.3	Landes de Gascogne	74
2.2.1.4	Implantation du maïs selon l'unité éco-paysagère.....	75
2.2.2	Zone de transition climatique	75
2.2.3	Conditions météorologiques et leurs impacts sur les récoltes	76
2.2.3.1	Pour l'année 2015	77
2.2.3.2	Pour l'année 2016	77
2.2.3.3	Bilan des deux années culturales	78
2.3	Itinéraires techniques	78

2.3.1	Implantation des parcelles de maïs	79
2.3.1.1	Parcelles de maïs grain.....	79
2.3.1.2	Parcelles de maïs pop.....	80
2.3.2	Variétés de maïs.....	81
2.3.3	Pratiques agricoles	82
2.3.3.1	Calendrier culturel	82
2.3.3.2	Travail et couverture du sol avant le semis.....	83
2.3.3.3	Dispositif d'irrigation.....	84
2.3.3.4	Densité de semis	85
2.3.3.5	Optimisation et modulation des pratiques.....	85
2.3.4	Rendement à la récolte	86
2.3.4.1	Récupération du rendement à la parcelle	86
2.3.4.2	Prétraitements des données de rendement spatialisé	87
2.3.4.3	Qualité du jeu de données de rendement spatialisé	88
2.3.4.4	Base de données de rendement à la parcelle	90
2.3.5	Analyse statistique de l'itinéraire technique.....	91
2.4	Dispositifs de mesures	93
2.4.1	Mesures météorologiques	93
2.4.1.1	Réseau de stations de mesures	93
2.4.1.2	Calcul de l'évapotranspiration de référence (ET ₀).....	94
2.4.2	Mesures en utilisant le protocole « Elementary Sampling Unit »	96
2.4.2.1	Présentation du protocole.....	96
2.4.2.2	Photographies hémisphériques.....	97
2.4.2.3	Stades phénologiques.....	99
2.4.2.4	Prélèvements de biomasse	99
2.4.2.5	Humidité du sol.....	103
2.5	Acquisitions satellitaires	109
2.5.1	Images optiques	109
2.5.1.1	Principales caractéristiques	110
2.5.1.2	Acquisitions des images.....	110
2.5.1.3	Préparation des images	111
2.5.2	Images SAR (Sentinel-1).....	112
2.5.2.1	Caractéristiques.....	112
2.5.2.2	Acquisitions des images.....	114
2.5.2.3	Chaînes de prétraitement.....	115
2.5.2.4	Choix parmi les prétraitements discordants	117
2.5.3	Interprétation des signatures temporelles	122
2.5.3.1	Pour le maïs grain	123
2.5.3.2	Pour le maïs pop.....	125
2.6	Conclusion	128
Chapitre 3	Estimation de la production	130
3.1	Fonctionnement du modèle SAFY-WB	130

3.1.1	Description du module de production	130
3.1.1.1	Améliorations proposées.....	134
3.1.1.2	Nouvelle version du modèle	137
3.1.2	Étalonnage du modèle	139
3.1.2.1	Présentation des paramètres	139
3.1.2.2	Procédure d'étalonnage des paramètres	140
3.1.2.3	Méthode d'étalonnage.....	140
3.1.2.4	Fonction coût	140
3.2	Méthodologie	143
3.2.1	Définition des variables à assimiler.....	143
3.2.2	Calibration	144
3.2.3	Validation	144
3.3	Résultats et discussion	146
3.3.1	Sensibilité du SAR aux variables biophysiques	146
3.3.1.1	Effets de la couverture foliaire.....	146
3.3.1.2	Effets de la biomasse (et de la hauteur) de la plante.....	149
3.3.2	Étape de calibration	155
3.3.2.1	Sur le maïs grain	155
3.3.2.2	Sur le maïs pop.....	161
3.3.2.3	Bilan de l'étape de calibration	166
3.3.3	Validation : du diagnostic à la prévision	166
3.3.3.1	Approche diagnostic (maïs grain).....	166
3.3.3.2	Vers l'approche prévision (maïs grain).....	179
3.3.3.3	Cartographie de la production du maïs grain	180
3.3.3.4	Approche diagnostic (maïs pop)	182
3.3.3.5	Cartographie de la production du maïs pop	190
3.3.3.6	Bilan de l'estimation de la production du maïs grain et pop	192
3.4	Conclusion	193
Chapitre 4	Diagnostic des besoins hydriques du maïs grain	195
4.1	Module hydrique de SAFY-WB	195
4.1.1	Description du module hydrique	195
4.1.1.1	Définition des couches « réservoirs » du sol	196
4.1.1.2	Couplage avec le module de végétation.....	197
4.1.1.3	Actualisation du niveau hydrique des réservoirs	198
4.1.2	Définition des paramètres du module hydrique.....	201
4.1.2.1	Paramètres liés à la hauteur des couches	202
4.1.2.2	Paramètres liés au couvert végétal.....	202
4.2	Méthodologie	203
4.2.1	Étapes de calibration.....	203
4.2.2	Étape de validation	203
4.2.3	Définition des paramètres à partir des mesures d'humidité	204

4.2.3.1	Paramètres Hcc et Hpf	204
4.2.3.2	Détermination de la vitesse de croissance racinaire	204
4.2.3.3	Choix des paramètres à optimiser	205
4.3	Résultats et discussion	207
4.3.1	Extraction de paramètres à partir des mesures d'humidité.....	207
4.3.1.1	Paramètres Hcc et Hpf par unité pédologique	207
4.3.1.2	Paramètre de croissance racinaire RGR.....	207
4.3.2	Impacts de l'activation du module hydrique	209
4.3.2.1	Sur les simulations du couvert végétal et de la biomasse	209
4.3.2.2	Sur les simulations de l'évapotranspiration, de la profondeur racinaire et du coefficient cultural.....	210
4.3.2.3	Sur la simulation de l'humidité en eau du sol.....	211
4.3.3	Calibration du modèle SAFY-WB	213
4.3.3.1	Estimations de l'humidité du sol en optimisant les paramètres du module végétation	213
4.3.3.2	Estimations de l'humidité du sol en optimisant les paramètres du module hydrique	216
4.3.4	Étape de validation : l'approche diagnostic.....	217
4.3.4.1	Défauts liés aux propriétés du sol	219
4.3.4.2	Défauts liés à l'estimation de la croissance racinaire	223
4.3.4.3	Défauts liés aux apports hydriques	226
4.4	Conclusion	227
Conclusion générale		229
	Synthèse de la base de données.....	229
	Estimation de la production.....	230
	Estimation des besoins hydriques	231
Perspectives		232
	Actions à entreprendre pour le développement du service	232
	Application sur d'autres cultures et zones climatiques	232
	Exploitation de nouvelles données satellitaires.....	233
Valorisations scientifiques		234
Dans le cadre de la thèse		234
	Articles	234
	Conférences internationales	234
	Autres valorisations.....	234
Hors thèse		235
	Articles	235
	Conférences internationales :	235
Annexe 1 : Manuel d'utilisation de SAFY pour l'estimation de la biomasse et des besoins hydriques		236

Annexe 2 : l'échelle BBCH	241
Bibliographie	243
Acronymes	257

Liste des figures

Figure. 1. Positionnement des feuilles selon un arrangement « alterne distique ».....	36
Figure. 2. Les besoins hydriques et nutritifs (N, P, K) au cours du cycle cultural du maïs ...	39
Figure. 3. Triangle des textures de l'Aisne (création de http://julienmoey.info/2015/02/06/texture-triangle-gallery/)	42
Figure. 4. Variation du potentiel capillaire (pF) en fonction de l'humidité du sol (Calvet 2003b).....	43
Figure. 5. Définition de la réserve utile (RU) selon le niveau de remplissage en eau des porosités du sol.....	44
Figure. 6. Évolution de la teneur en eau de la réserve utile selon le type de sol (Musy et Soutter 1991)	45
Figure. 7. Principe de fonctionnement d'une sonde tensiométrique (Calvet 2003a).....	46
Figure. 8. Principe d'implantation d'une sonde résistive avec deux électrodes dans un sol (de profondeur Δz) entre lesquelles est mesurée une différence de potentiel (ddp) (Calvet 2003a)	46
Figure. 9. Relation entre la constante diélectrique du sol (K_a) et son contenu en eau (Topp, Davis, et Annan 1980)) appliquée à des sols argileux (CL) et limono-sableux (SL) à partir de mesure de sondes TDR.....	47
Figure. 10. Schéma d'un dispositif de sonde TDR (a) et capacitive ou FDR (b) (Calvet 2003a).....	48
Figure. 11. Détermination de l'Hcc à partir de mesures du contenu en eau d'un sol sableux en état de saturation (0-0.15 m) (Zotarelli et Barreto 2013)	49
Figure. 12. Comparaison de l'Hcc (FC) et du bas de la RFU (MAD) théoriques avec l'Hcc et le bas de la RFU déterminés à partir de mesures du contenu en eau du sol. La période entourée en orange correspond à une période de saturation en eau du sol (Zamora Re and Dukes, 2017)	50
Figure. 13. Composantes du bilan hydrique avec la RU définissant le maximum d'eau.....	50
Figure. 14. Estimation de l'évapotranspiration à partir de la méthode FAO 56. L' ET_0 est calculée à partir des données climatiques répondant aux normes de l'OMM, l' ET_R tient compte du développement de la culture (K_{cb}) et de stress (WE_s pour l'évaporation et W_{ts} pour la transpiration) impactant son développement (adapté de Allen et al. 1998).	52

Figure. 15. Le spectre électromagnétique et la transmission atmosphérique, entre la terre et l'espace varie de 0 à 100% suivant la fréquence et la longueur d'onde considérée, modifié de (Richards, 2009).....	53
Figure. 16. Impact des composants de l'atmosphère sur des ondes hyperfréquences en fonction de la fréquence utilisée (à gauche) ; Impact des précipitations sur la propagation des ondes hyperfréquences (à droite)	54
Figure. 17. Polarisation horizontale (en noir) et verticale (en rouge) d'une onde électromagnétique plane.....	56
Figure. 18. Acquisition d'information sur une cellule de résolution à partir d'un capteur SAR (Betbeder, 2015, adapté de Lee and Pottier, 2009). Les résolutions des cellules sont composées de la résolution radiale (Rr), de la résolution azimutale (Ra) et l'angle d'incidence à la portée proximale	57
Figure. 19. Mécanismes de diffusion spéculaire (a), de double rebond (b) et diffusion multiple (c) d'un signal radar (Ulaby et al., 1986)	59
Figure. 20. Principales sources de diffusion dans un couvert de maïs (Ulaby et al., 1984)...	59
Figure. 21. Classification hiérarchique des processus intégrés à la modélisation selon le niveau d'échelle considéré (Whisler et al., 1986).....	63
Figure. 22. Historique du développement des principaux modèles de cultures (de 1965 à 2020) - (Jin et al., 2018)	64
Figure. 23. Couplage de l'approche statistique avec des données satellitaires (RS data).....	65
Figure. 24. Composition des modules du modèle mécaniste DAISY (à gauche) ; Détail des processus modélisés dans le module végétation (à droite) - S. Hansen et al. 2012	66
Figure. 25. Structure du modèle CERES-Maize (DSSAT) - (Lin et al., 2015).....	67
Figure. 26. Structure du modèle SAFY-WB	69
Figure. 27. Localisation de la zone d'étude avec l'identification des grandes unités éco-paysagères	72
Figure. 28. Description paysagère de la Vallée de la Garonne montrant l'implantation du parcellaire agricole (source : https://atlas-paysages.lot-et-garonne.fr/spip.php?rubrique15)	73
Figure. 29. Description paysagère des Terreforts avec un découpage en collines.....	74
Figure. 30. Description paysagère des Landes de Gascogne	74
Figure. 31. Présentation des climats en France, des précipitations en mm et de l'ensoleillement en heure de 1981 à 2010 (Source : meteofrance.fr).....	76
Figure. 32. Graphiques ombrothermiques montrant les températures moyennes maximales (rouge) et minimales (vert) ainsi que les précipitations en cumul mensuel (bleu clair) – ACMG Agen (2015 et 2016).....	77
Figure. 33. Description des éléments récupérés dans l'itinéraire technique pour former la base de données pour les années 2015 et 2016 (* : données difficiles à collecter, nécessiteraient des analyses de sols)	79

Figure. 34. Localisation des parcelles de maïs (grain et pop) étudiées en 2015 et 2016. Par souci de visibilité le contour des parcelles est grossi.	79
Figure. 35. Distribution statistique des surfaces parcellaires semées en maïs grain (a) et maïs pop (b)	81
Figure. 36. Distribution statistique des pentes de parcelles semées en maïs grain (a) et maïs pop (b)	81
Figure. 37. Semis du maïs pop directement dans le couvert végétal (féverole, phacélie) – (source : http://www.green-tillage.fr/le-principe/)	84
Figure. 38. Distribution statistique des densités de semis pour les parcelles semées en maïs grain.....	85
Figure. 39. Optimisation des pratiques culturales (densité de semis et variété) au sein d’une parcelle de maïs grain (dont la parcelle D133_15 – zone b, Figure. 49)	86
Figure. 40. Présentation des capteurs de rendement spatialisé équipant une moissonneuse batteuse (source : https://ucanr.edu/sites/calagjournal/archive/?image=img5404p67a.jpg)....	87
Figure. 41. Rendement massique spatialisé sur une parcelle de maïs	87
Figure. 42. Parcelle couverte par les données de rendement spatialisé avant (a) et après redécoupage (b)	89
Figure. 43. Comparaison entre le rendement mesuré (pesée) et le rendement spatialisé à la parcelle (sans redécoupage) pour les années 2015 et 2016 (les rendements sont exprimés à 15% d’humidité).....	90
Figure. 44. Distribution statistique des rendements de maïs grain (a) et de maïs pop (b)	91
Figure. 45. Analyse en composante principale à partir de l’itinéraire technique (irrigation, jour de semis/ récolte, surface, pente, rendement, précocité) sur les parcelles de maïs grain (2015 et 2016). Les deux premières composantes sont représentées (55.35 % de la variance expliquée).....	92
Figure. 46. Réseau de stations de mesures (Rg : rayonnement global, Ta : température air, P : précipitation, complet : Rg, Ta, P, Pa : pression atm., HR : Hum. rel., Vv : Vit. vent) au sein de la zone d’étude pour les années 2015 et 2016 et les stations virtuelle.	93
Figure. 47. Évolution temporelle des précipitations (barre bleu) et de l’évapotranspiration de référence (ET ₀ , ligne noire) enregistrée au sud-est de la zone d’étude (zone d - Figure. 49) pendant la période culturale du maïs.....	95
Figure. 48. Protocole de mesures (photographies hémisphériques, prélèvements de biomasse, sonde d’humidité) à l’aide d’une ESU (Elementary Sampling Unit) – modifié de Battude, 2017	96
Figure. 49. Localisation du réseau de mesures ESU et sondes d’humidité sur la zone d’étude en 2015 et 2016	97
Figure. 50. Photographie hémisphérique prise sur la parcelle Da2_16, le 27 mai 2016 (jour 148), masquée et classifiée sur le logiciel Can-Eye V6.3.13	98

Figure. 51. Évolution des stades phénologiques sur deux parcelles (ici ESU) semées en maïs grain en 2015 et 2016 (précocité tardive) en se basant sur l'échelle BBCH : Annexe 1. Les principaux stades sont notés entre parenthèses (comme dans la partie 1.1.2)	99
Figure. 52. Valeurs de biomasse mesurées sur l'ESU de la parcelle Da2_16, semée en maïs grain (Figure. 49 – d).....	100
Figure. 53. Valeurs de biomasses mesurées sur l'ESU de la parcelle Da1_16, semée en maïs pop (Figure. 49 – d).....	101
Figure. 54. Composantes échantillonnées d'un plant de maïs	101
Figure. 55. Photographies hémisphériques prises au ras du sol vers le ciel, le 02/08/2016 à moins de 10mn d'intervalles dans les ESU de maïs grain (a) et pop (b)	102
Figure. 56. Mise en place d'une sonde d'humidité dans une parcelle.....	104
Figure. 57. Évolution de l'humidité du sol par intervalles de 0.1 m jusqu'à 0.9 m, mesurée par une sonde d'humidité implantée dans la zone b, sur une parcelle de maïs grain en 2016.....	106
Figure. 58. Évolution au pas de temps journalier de l'humidité du sol par intervalles de 0.1 m jusqu'à 0.5 m, mesurée par une sonde d'humidité implantée dans la zone b, sur une parcelle de maïs grain en 2016.....	107
Figure. 59. Répartition des 23 parcelles irriguées de maïs grain (en 2015 et 2016) sur 4 Unités Cartographies de Sol (UCS). L'UCS n'est pas disponible pour la parcelle « Da2_16 », isolée au sud-est de la zone d'étude. Les étoiles symbolisent les parcelles de référence par UP	108
Figure. 60. Emprise des acquisitions satellitaires avec les tuiles Landsat-8 (a, b, c, d) et les orbites (30 et 132) de Sentinel-1 (S1)	110
Figure. 61. Chronogramme des acquisitions optiques (Landsat-8) et radar (Sentinel-1 ou S1-A) et le taux de couverture nuageuse sur les parcelles de maïs grain et de maïs pop	111
Figure. 62. Chaîne de préparation des images optiques Landsat-8	112
Figure. 63. Scénario d'acquisition des images Sentinel-1, valide en février 2018	113
Figure. 64. Modes d'acquisition du satellite Sentinel-1 (source : https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario).....	114
Figure. 65. Chronogramme des acquisitions Sentinel-1 pour les orbites 30 et 132 en 2015 et 2016 (repris de la Figure. 61).....	115
Figure. 66. Les étapes possibles de prétraitement des images SAR suivant la chaîne utilisée (SNAP (ESA), GEE : Google Earth Engine, S1tiling (CNES/CESBIO), OpenSar Toolkit (FAO)	116
Figure. 67. Prétraitements appliqués pour observer l'impact du bruit thermique sur les valeurs de rétrodiffusions à l'échelle parcellaire.....	117
Figure. 68. Comparaison des coefficients de rétrodiffusion (σ°_{VH} , σ°_{VV}) extraits des parcelles de maïs grain en 2016 avec ou sans l'application d'une correction du bruit thermique sur les images SAR.....	118

Figure. 69. Prétraitements appliqués pour observer l'impact du filtrage sur les valeurs de rétrodiffusions à l'échelle parcellaire	118
Figure. 70. Comparaison des coefficients de rétrodiffusion (σ°_{VH} , σ°_{VV}) extraits des parcelles de maïs grain en 2016 avec ou sans l'application d'un filtre spatial Lee.....	119
Figure. 71. Prétraitements appliqués dans le cadre d'une normalisation angulaire au niveau parcellaire	119
Figure. 72. Seuils établis sur les précipitations pour éliminer les acquisitions impactées par une hausse de l'humidité du sol	120
Figure. 73. Les valeurs de sensibilité angulaire calculées à partir des coefficients de rétrodiffusions radar (σ_{VH0} et $VV0$) extraits des parcelles de maïs pop sur les années 2015 et 2016.....	121
Figure. 74. Exemples de signaux normalisés (σ_{VH} (a) et σ_{VV} (b)) à partir des orbites 30 et 132 sur une parcelle de maïs pop en 2016	122
Figure. 75. Signatures temporelles de biomasse fraîche (EDM_{mea} , PDM_{mea} , TDM_{mea}) et de GAI_{opt} sur des parcelles échantillonnées (D133_15, zone b Figure. 49 ; Da2_16, zone d Figure. 49), mises en parallèles des signatures SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur l'ensemble des parcelles de maïs grain en 2015 et 2016	124
Figure. 76. Signatures temporelles de biomasse fraîche (EDM_{mea} , PDM_{mea} , TDM_{mea}) et de GAI_{opt} sur des parcelles échantillonnées, mises en parallèles des signatures SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur l'ensemble des parcelles de maïs pop en 2015 et 2016	126
Figure. 77. Signatures temporelles (GAI_{opt} et $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur deux parcelles de maïs pop possédant deux types de pratiques agricoles (labour vs intercultures).....	127
Figure. 78. Résidus d'intercultures dans une parcelle de maïs pop aux premiers stades végétatifs, source : Nataïis (a) et 17 juin 2016 (JJ : 169 ou 585°C.jour) (b).....	128
Figure. 79. Évolution du facteur de stress thermique (T_S) en fonction de la température journalière (°C). T_S est calculé à partir des seuils de températures minimale (T_{min}), maximale (T_{max}) et optimale (T_{opt}).....	131
Figure. 80. Fonctionnement du module végétation de SAFY-WB. Dj : Degrés jour (°C.jour)	133
Figure. 81. Relation entre le SLA mesuré sur des parcelles de maïs grain sur plusieurs années en fonction du nombre de degrés jour, extrait de Battude et al., 2016.....	134
Figure. 82. Evolution des valeurs de SLA en fonction du nombre de degrés jour sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans interculture) (b) sur l'ensemble du cycle cultural de 2016.....	135
Figure. 83. Evolution de la part d' EDM_{mea} sur TDM_{mea} en fonction du nombre de degrés jour sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (b) sur l'ensemble du cycle cultural	136
Figure. 84. Fonctionnement du module végétation de SAFY-WB incluant les améliorations (en bleu) : la variation de S_{it} ($S_{it(var)}$) selon la précocité, la variation dynamique de SLA, la simulation temporelle de EDM_{sim} et PDM_{sim}	138

Figure. 85. Couplage des données satellitaires (ou terrain) avec la nouvelle version du module végétation de SAFY-WB	142
Figure. 86. Méthodologie des variables assimilées dans le modèle lors des étapes de calibration et de validation pour les parcelles de maïs grain et de maïs pop	143
Figure. 87. Représentation de l'approche prévision suivant une assimilation des variables satellitaires disponibles ($GAI_{sar+opt}$) successivement acquises ([0-250], [0-500], ... [0-2500] °C.jour) depuis le semis jusqu'à la fin du cycle cultural.....	146
Figure. 88. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans intercultures) (b) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour)	147
Figure. 89. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans intercultures) (b), du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis	149
Figure. 90. Relations entre TDM_{mea} (a, b) et H_{mea} (c, d) et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a, c) et de maïs pop (sans intercultures) (b, d), sur l'ensemble du cycle cultural (2500 °C.jour).....	151
Figure. 91. Relations entre PDM_{mea} (a, b), TDM_{mea} (c, d) et H_{mea} (e, f) et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a, c, e) et de maïs pop (sans intercultures) (b, d, f), du semis à la floraison (1000 °C.jour)	154
Figure. 92. Bilan des variables biophysiques déduites de l'imagerie optique et SAR sur des parcelles de maïs grain et de maïs pop, pouvant être assimilées dans un modèle. Les croix rouges indiquent que la variable n'a pas suffisamment de sensibilité avec la mesure satellite	155
Figure. 93. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ (a), $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ (b), $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (c), dans le modèle, sur la parcelle Da2_16 de maïs grain	157
Figure. 94. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ (a), $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ (b) dans le modèle, sur la parcelle Da2_16 de maïs grain	159
Figure. 95. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ (a), $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ (b), $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (c), dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop	162
Figure. 96. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles	

représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ (a), $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ (b) dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop... 164

Figure. 97. Bilan des configurations évaluées durant l'étape de calibration à partir des variables GAI_{opt} , TDM_{mea} , PDM_{mea} , EDM_{mea} sur les parcelles de maïs grain et de maïs pop166

Figure. 98. Simulations de GAI_{sim} et de TDM_{sim} avec les configurations « GAI_{opt} » (a), « $GAI_{sar+opt}$ » (b), « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (c) sur les parcelles de maïs grain en 2016 167

Figure. 99. Simulations de GAI_{sim} sur des parcelles pour lesquelles le paramètre D_0 est mal estimé lors de l'étape de validation (diagnostic) avec les configurations « GAI_{opt} » (a) et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (b) par rapport à la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » (c et d) 170

Figure. 100. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant les configurations « GAI_{opt} » (a), « $GAI_{sar+opt}$ » (b) et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (c) lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016..... 171

Figure. 101. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ (non normalisé) sur les parcelles de maïs grain du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis..... 173

Figure. 102. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$, dans le modèle, sur la Da2_16 de maïs grain..... 174

Figure. 103. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » sans normalisation angulaire lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016. Les simulations avec normalisation angulaire sont disponibles sur la Figure. 100 175

Figure. 104. La sensibilité angulaire pour les différentes polarisations (VV ou VH) en fonction du nombre de degrés jour (°C.jour) est représentée de manière schématique par rapport aux valeurs moyennes..... 176

Figure. 105. Comparaison entre les jours des stades phénologiques simulés (D_0 , j_f , j_m , j_r) par le modèle avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » et ceux observés dans les parcelles (stade 4-5 feuilles, anthèse, maturation) en 2016. Un zoom est effectué sur l'estimation des dates de récoltes en fonction des pratiques d'irrigation 177

Figure. 106. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant la configuration « $GAI_{sar+1opt}$ », D_0 est déterminé à partir du minimum $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016. Les simulations avec normalisation angulaire sont disponibles sur la Figure. 100 177

Figure. 107. Exemple de variables GAI_{sim} et TDM_{sim} simulées par le modèle avec les configurations « $GAI_{sar} + 1 GAI_{opt}$ » et « $GAI_{sar+opt}$ » sur deux parcelles de maïs grain en 2016 178

Figure. 108. Évolution des performances statistiques (R^2 et $rRMSE$) associée à l'estimation du rendement du maïs à partir de l'approche prévision (mise à jour de l'assimilation du $GAI_{sar+opt}$ chaque 250 °C.jour jusqu'à 2500 °C.jour) en 2015 et 2016 180

Figure. 109. Résultats de simulations de la production de maïs grain (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) à l'échelle parcellaire sur l'exploitation « e » (voir la localisation sur la Figure. 49)	182
Figure. 110. Simulations de GAI_{sim} et de TDM_{sim} avec les configurations « $GAI_{sar+opt}$ » sur les parcelles de maïs pop en 2015 et 2016	183
Figure. 111. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant les configurations « GAI_{opt} » (a et c), « $GAI_{sar+opt}$ » (b et d) lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 (a et b) et 2016 (c et d).....	184
Figure. 112. Comparaison entre les variables de biomasses simulées : TDM_{sim} (a), PDM_{sim} (b) et EDM_{sim} (c) et celles mesurées in-situ (TDM_{mea} , PDM_{mea} , EDM_{mea}). Les variables utilisées lors de la calibration sont affichées sans être intégrées dans le calcul des performances statistiques (croix noires). Les anomalies sont entourées en noir.	185
Figure. 113. Comparaison entre les variables simulées (GAI_{sim} , TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) sur la parcelle de validation « Da3_16 ». Une perte de matière est visible à travers la variable TDM_{sim} juste avant la récolte (observée à 2453 °C.jour), sur la dernière mesure acquise aux environs de 2100 °C.jour.....	186
Figure. 114. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{o_{VH/VV}}$ (non normalisé) sur les parcelles de maïs pop du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis.....	187
Figure. 115. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$, dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop.....	188
Figure. 116. Comparaison entre les jours des stades phénologiques simulés (D_0 , j_f , j_m , j_r) par le modèle avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » et ceux observés dans les parcelles (stade 4-5 feuilles, anthèse, maturation) à partir des photographies hémisphériques ou des dates de récolte en 2016.	190
Figure. 117. Résultats de simulations de la production de maïs pop (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) à l'échelle parcellaire sur la zone c (Figure. 49)	191
Figure. 118. Bilan de l'estimation de la production de la définition des variables à assimiler dans la calibration et la validation pour les parcelles de maïs grain et pop. Les configurations et modules sont validés dans les approches diagnostic et prévision. Les étapes non réalisées sur le maïs pop sont signalées par *	192
Figure. 119. Découpage du sol par couche, pendant une période hivernale en sol nu (entre le jour j_0 et D_0) et culturale du maïs (de D_0 à j_r).....	196
Figure. 120. Fonctionnement du module hydrique sous la forme de réservoirs gravitaires par couche de sol avant et pendant la période culturale, dont la séparation est marquée par le jour D_0 . Les flèches vertes symbolisent les apports et celles en rouge, les prélèvements. Les flux verticaux comprennent les flux gravitaires (DP_x) et diffusifs (Φ) – modifiée de Rémy Fieuzal (Claverie Martin, 2012).....	199

Figure. 121. Méthodologie appliquée pour l'estimation du contenu en eau sur les 23 parcelles de maïs grain équipées de sondes capacitives.....	204
Figure. 122. Évolution de la profondeur racinaire sur une parcelle de maïs grain en fonction du nombre de degrés jour calculé à partir du semis.	205
Figure. 123. Profondeurs atteintes par les racines qui ont un prélèvement actif, en fonction du nombre de degrés jour calculé à partir du semis. Les valeurs sont extraites des mesures d'humidité effectuées à l'aide de sondes Sentek sur l'ensemble des parcelles de maïs grain disponible	208
Figure. 124. Simulations de GAI_{sim} et des biomasses sèches en activant le module hydrique, en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$). Les cercles représentent les variables mesurées (non assimilées) sur la parcelle Da2_16	209
Figure. 125. Simulations de la transpiration et de l'évaporation (à gauche) et de la croissance racinaire, du coefficient cultural et du GAI en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$) pendant le cycle cultural du maïs (0-2500 °C.jour).	211
Figure. 126. Simulation du contenu en eau de la couche superficielle et racinaire sur la parcelle Da2_16, en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$) pendant le cycle cultural du maïs (0-2500 °C.jour). Les doses d'irrigation sont indiquées en bleu.....	212
Figure. 127. Mesures obtenues à partir des sondes Sentek (températures à 10 cm de profondeur en haut, contenu en eau de 0 à 0.50 m avec présentation de la capacité au champ, profils de 0 à 0.5 m) sur la parcelle Da2_16	213
Figure. 128. Simulations du GAI et des biomasses sèches (à gauche) et du contenu en eau des couches L_1 et L_2 (à droite) après optimisation des paramètres du couvert végétal avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » (sans réinitialisation de HM_{sim}).	214
Figure. 129. Simulations du GAI et des biomasses sèches (à gauche) et du contenu en eau des couches L_1 et L_2 (à droite) après optimisation des paramètres du couvert végétal avec la configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (avec réinitialisation de HM_{sim})	215
Figure. 130. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle D17_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ».....	219
Figure. 131. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 10 cm) et L_2 (à 20, 30, 40 et 50 cm) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D17_16	220
Figure. 132. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle D14_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ».....	220
Figure. 133. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 0.1 m) et L_2 (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D14_16	221
Figure. 134. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle D17_15 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ».....	221

Figure. 135. Mesures du contenu en eau des couches L ₁ (à 0.1 m) et L ₂ (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D14_16	222
Figure. 136. Simulations du contenu en eau des couches L ₁ et L ₂ après optimisation des paramètres D ₀ et ELUE sur la parcelle D113_15 avec la configuration « GAI _{sar+opt} ».....	223
Figure. 137. Simulations du contenu en eau des couches L ₁ et L ₂ après optimisation des paramètres D ₀ et ELUE sur la parcelle D11_16 avec la configuration « GAI _{sar+opt} ».....	223
Figure. 138. Mesures du contenu en eau des couches L ₁ (à 0.1 m) et L ₂ (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D11_16	224
Figure. 139. Simulations du contenu en eau des couches L ₁ et L ₂ après optimisation des paramètres D ₀ et ELUE sur la parcelle D13_16 avec la configuration « GAI _{sar+opt} ».....	225
Figure. 140. Mesures du contenu en eau des couches L ₁ (à 0.1 m) et L ₂ (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D13_16	225
Figure. 141. Simulations du contenu en eau des couches L ₁ et L ₂ après optimisation des paramètres D ₀ et ELUE sur les parcelles D16_16 (à gauche) et D15_15 (à droite) avec la configuration « GAI _{sar+opt} »	226

Liste des tableaux

Tableau. 1. Analyse granulométrique respectant la norme NF P 94 056 (devenue ISO 17892-4 depuis le 01/2018)	42
Tableau. 2. Récapitulatif des technologies de mesures de l'état hydrique de sol en agriculture et exemple de matériel disponible	48
Tableau. 3. Présentation des satellites (actuellement et prochainement) disponibles pour acquérir de l'information à haute résolution spatiale avec des capteurs utilisant différentes bandes du spectre électromagnétique (optique ou hyperfréquences).....	54
Tableau. 4. Caractéristiques des parcelles étudiées dans la zone d'étude.....	80
Tableau. 5. Indice de précocité des parcelles de maïs grain en 2015 et 2016.....	82
Tableau. 6. Calendrier cultural des parcelles de maïs grain et pop en 2015 et 2016	83
Tableau. 7. Caractéristiques des pratiques de l'irrigation pour le maïs grain et le pop (en 2015 et 2016). NA : non attribué / absence d'information.....	84
Tableau. 8. Rendements mesurés (Rdt_{mea}) au sein de la zone d'étude pour les maïs grain et pop. « Rdt_{spa} » : issue de rendements spatialisés.....	90
Tableau. 9. Acquisitions de photographies hémisphériques sur les ESU de maïs grain et pop	98
Tableau. 10. Prélèvements de biomasse sur les ESU de parcelles semées en maïs grain et pop en 2015 et 2016 (* avec mesures de hauteur)	100
Tableau. 11. Nettoyage des fichiers de sondes d'humidité récoltées sur le maïs grain et le maïs pop en 2015 et 2016.....	105
Tableau. 12. Répartition des parcelles des 23 parcelles irriguées de maïs grain en fonction des unités pédologiques (UP) en 2015 et 2016.....	109
Tableau. 13. Caractéristiques du satellite Landsat 8 (optique)	110
Tableau. 14. Images Landsat-8 acquises en 2015 et 2016 sur les 4 tuiles de la zone d'étude (Figure. 60).....	111
Tableau. 15. Caractéristiques du satellite Sentinel-1	113
Tableau. 16. Les valeurs de sensibilité angulaire moyennes pour les années 2015 et 2016. 121	
Tableau. 17. Variation de l'indice de précocité, présentée en nombre de degrés jour, suivant la variété considérée, sur des parcelles en maïs grain (en 2015 et 2016).....	137

Tableau. 18. Listes des paramètres du module végétation de SAFY-WB en fonction des catégories présentées par Duchemin et al., 2008	139
Tableau. 19. Relations établies entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et les signaux SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur les parcelles de maïs grain et pop (sans intercultures) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour) et du semis au stade de floraison (1000°C.jour).	147
Tableau. 20. Coefficients de détermination des relations entre la biomasse fraîche ou sèche ($R^2 < 0.5$: rouge, $0.5 \leq R^2 < 0.7$: orange, $R^2 \geq 0.7$: vert, * : relation linéaire) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour).....	150
Tableau. 21. Coefficients de détermination des relations entre la biomasse fraîche ou sèche ($R^2 < 0.5$: rouge, $0.5 \leq R^2 < 0.7$: orange, $R^2 \geq 0.7$: vert,) du semis jusqu'à 1000 °C.jour...	152
Tableau. 22. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$, $TDM_{mea} + GAI_{opt}$, $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sur la Da2_16 de maïs grain en 2016.....	156
Tableau. 23. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Da2_16 de maïs grain	158
Tableau. 24. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$, $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Da2_16 de maïs grain en 2016.....	159
Tableau. 25. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Da2_16 de maïs grain	160
Tableau. 26. Valeurs de la part du grain (PRT_e) sur la biomasse des épis (EDM_{sim}) déterminée à partir de l'équation 44 avec pour valeur de $rdt_{mea} = 133 \text{ q.ha}^{-1}$ sur la parcelle Da2_16 de maïs grain	161
Tableau. 27. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$, $TDM_{mea} + GAI_{opt}$, $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016	161
Tableau. 28. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop	163
Tableau. 29. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$, $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016.....	163
Tableau. 30. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} +$	

GAI _{sar+opt} ». GAI _{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI _{sim} (pas de GAI _{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop	165
Tableau. 31. Valeurs de la part du grain (PRT _e) sur la biomasse des épis (EDM _{sim}) déterminée à partir de l'équation 44 avec pour valeur de rdt _{mea} = 72.5 q.ha ⁻¹ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop	165
Tableau. 32. Les mesures statistiques des paramètres (D ₀ et ELUE) obtenus à l'issue d'une validation à partir des configurations : GAI _{opt} , GAI _{sar+opt} , TDM _{sar} + GAI _{sar+opt} sur les parcelles de maïs grain en 2015 et 2016.....	166
Tableau. 33. Résumé des performances statistiques de la validation (diagnostic) à partir des contraintes établies par les configurations « GAI _{opt} », « GAI _{sar+opt} », « TDM _{sar} + GAI _{sar+opt} ». GAI _{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI _{sim} (pas de GAI _{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur les parcelles de maïs grain en 2015 et 2016	169
Tableau. 34. Comparaison des performances statistiques obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « GAI _{sar+opt} » avec ou sans considération de l'indice de précocité	173
Tableau. 35. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration : TDM _{mea} + GAI _{sar+opt} sur la Da2_16 de maïs grain en 2016 en assimilant des données GAI _{sar} avec ou sans normalisation angulaire. Les résultats avec la normalisation angulaire sont extraits de la Figure. 19	174
Tableau. 36. Comparaison des performances statistiques de la normalisation angulaire, obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « GAI _{sar+opt} »	175
Tableau. 37. Comparaison des performances statistiques obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « GAI _{sar+opt} » avec ou sans normalisation angulaire	178
Tableau. 38. Les mesures statistiques des paramètres (D ₀ et ELUE) obtenus à l'issue d'une validation à partir des configurations : GAI _{sar+opt} et GAI _{opt} sur les parcelles de maïs pop en 2015 et 2016.....	182
Tableau. 39. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration : TDM _{mea} + GAI _{sar+opt} sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016 en assimilant des données GAI _{sar} avec ou sans normalisation angulaire. Les résultats avec la normalisation angulaire sont extraits de la Tableau. 27.....	188
Tableau. 40. Comparaison des performances statistiques sur l'estimation de la biomasse (TDM _{sim} , PDM _{sim} , EDM _{sim}) obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « GAI _{sar+opt} » avec ou sans normalisation angulaire.....	189
Tableau. 41. Liste des paramètres du module hydrique issue de la littérature ou de mesures (pouvant être extraites de travaux aux caractéristiques proches du terrain d'étude)	202
Tableau. 42. Humidités à la capacité au champ (Hcc) et minimales observées par unité pédologique (UP). Les valeurs sont exprimées en m ³ .m ⁻³	207

Tableau. 43. Résumé des performances statistiques pour estimer l'impact de l'activation du module hydrique en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration TDM _{mea} + GAI _{sar+opt}).	210
Tableau. 44. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration TDM _{mea} + GAI _{sar+opt} , en activant le module hydrique sur la parcelle Da2_16 en 2016.....	213
Tableau. 45. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par la configuration « TDM _{mea} + GAI _{sar+opt} » sur la parcelle Da2_16 (sans réinitialisation de HM _{sim}).	214
Tableau. 46. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par la configuration « TDM _{mea} + GAI _{sar+opt} » sur la parcelle Da2_16 (avec réinitialisation de HM _{sim}).	215
Tableau. 47. Valeurs des paramètres Ktrp, Kdif, Edif optimisés à partir de HM _{mea} sur la parcelle Da2_16 en 2016. Les tirets indiquent que les paramètres ne sont pas optimisés.	216
Tableau. 48. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par HM _{mea} sur la parcelle Da2_16 (avec ou sans réinitialisation de HM _{sim}). Les paramètres cibles sont Ktrp, Kdif et Edif.....	217
Tableau. 49. Performances statistiques sur l'estimation de HM _{sim} lors de l'étape de validation (optimisation de D ₀ et ELUE) à partir des contraintes établies par GAI _{sar+opt} sur les parcelles de maïs grain irriguées en 2015 et 2016. Les parcelles avec un R ² < 0.5 sont en rouges et celles surlignées servent de référence pour fixer Hcc et le bas de la RFU par UP.	218

Introduction générale

Culture du maïs

Le maïs (*Zea mays*, en anglais « maize » ou « corn ») serait issu de la sélection de la téosinte il y a 10 000 ans en Amérique Centrale (Buckler and Stevens, 2006). Avant l'arrivée des premiers européens en Amérique, le maïs était cultivé sur la quasi-totalité du continent américain (du fleuve Saint Laurent à l'Argentine). En 1492, les européens découvrent cette culture à Cuba et la rapportent en Espagne. Son expansion géographique est ensuite spectaculaire : un siècle plus tard, sa culture se retrouve en Chine, en Indonésie et aux Philippines. À partir du XVI^e siècle, elle est diffusée sur l'ensemble des continents, dans les zones tropicales comme tempérées (Gibson and Benson, 2002), faisant d'elle la céréale la plus répandue : elle est cultivée dans des conditions très contrastées, de la latitude 40° Sud à 58° Nord au Canada, jusqu'à 4000 m d'altitude dans les Andes (CIRAD - GRET, 2004).

Le maïs renferme une multitude de sous-espèces. Une classification peut être établie en suivant des critères de taille et de composition de l'endosperme (réserve nutritive du grain). *Zea mays ceratina* a un endosperme riche en amidons alors que celui de *Zea mays indurata* est vitreux (dur). L'endosperme du maïs doux (*Zea mays saccharata*) est quant à lui riche en sucre (Ranum et al., 2014). Pour la suite, nous nous intéresserons aux sous-espèces que sont le maïs denté (« dent corn » en anglais ; *Zea mays var. indentata*), autrement appelé « maïs grain » et le maïs à éclater (« Pop » en anglais ; *Zea mays var. everta*).

Le maïs denté possède un endosperme formé d'une partie farineuse et d'une partie vitreuse (dure) (Ranum et al., 2014). Historiquement, la majeure partie de la production de maïs grain était destinée à l'alimentation du bétail dans les pays développés. Aujourd'hui la demande est stimulée par les besoins croissants de l'Inde et de la Chine. En 2011, ce débouché représentait 63% de la production globale (Shiferaw et al., 2011). Depuis peu, l'industrie des bio-carburants prélève une part importante de la production pour alimenter la fabrication de l'éthanol. En prenant l'exemple des États-Unis, en 1990, 3% de la production nationale servait à l'élaboration de l'éthanol (Wallington et al., 2012) contre 40% en 2012 (Dutta et al., 2018).

En France (premier producteur européen devant l'Allemagne) l'utilisation du maïs reste minoritaire pour la filière éthanol en étant remplacé par la betterave (SNPAA, n.d.). En définitive, l'élevage et l'industrie sont les principaux débouchés du maïs grain et la part globale destinée à l'alimentation humaine reste résiduelle (Ranum et al., 2014).

Le maïs pop est quant à lui sélectionné pour son endosperme résistant (vitreux) et sa taille de grain plus petite, lui conférant la propriété d'éclater à la chaleur. Il est exclusivement utilisé pour l'alimentation humaine. Il est devenu populaire lors de la grande dépression aux États-Unis (Hansen, 2012). Au sein d'un même épi, les grains les plus petits sont laissés aux particuliers car ils éclatent facilement et les plus gros (plus attractifs avec leur aspect plus volumineux après éclatement) sont réservés à l'industrie agro-alimentaire (Karababa, 2006).

Poids de la production de maïs

De nos jours, le maïs est la céréale la plus produite à travers le monde : 1.3 milliard de tonnes en 2016, devant le riz et le blé. Les États-Unis et la Chine assurent à eux seuls quasiment la moitié (48%) de cette production (FAO, 2016). Même si le niveau de production y est négligeable, le maïs assure 61% des apports caloriques de la population en Méso-Amérique et 45% en Afrique de l'Est et du Sud (Shiferaw et al., 2011).

C'est aussi une culture vitale pour la France, premier producteur de l'Union Européenne, même si elle n'approvisionne que 1% de la production mondiale de maïs (FAO, 2016). Au sein du territoire français, le maïs est la 2^e production céréalière avec 10% de la surface agricole utile. Elle est regroupée dans plusieurs bassins de production, dont celui du Sud-Ouest qui représente 40% des surfaces semées (Climator INRA 2015).

La culture du maïs a un impact économique majeur dans les bassins de productions des États-Unis ou, plus localement, dans le Sud-Ouest de la France. La production doit être mise en parallèle du marché des matières premières qui détermine la rémunération du producteur. L'agriculteur peut adopter des stratégies de stockage pour faire face à d'éventuelles baisses des cours selon la variabilité annuelle ou saisonnière des cours. D'une manière générale, le marché mondial est lié aux résultats du continent américain (États-Unis, Brésil, Argentine) (Kovačević et al., 2017). Sur 10 ans, après une envolée des prix de 2011 à 2014, les cours ont chuté de moitié cette dernière année et se sont stabilisés (< 400 cts/ boisseau), suite à plusieurs années de bonnes productions (Nasdaq Stock Exchange). Les prix actuels sont dissuasifs et peu rémunérateurs pour les cultivateurs français qui ont des coûts de production relativement élevés. En dépit de cela, les besoins sont grandissants. D'ici à 2050, la FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) estime que 800 millions de tonnes de céréales supplémentaires (maïs, riz, blé) devront être produites, avec une demande soutenue par les pays en développement (Reeves et al., 2016). Paradoxalement, la consommation est aujourd'hui véritablement appuyée par l'industrie et non par l'alimentation (Moore et al., 2014).

Quant au maïs pop, peu de statistiques sont disponibles sur cette culture qui reste marginale par rapport à celle du maïs grain. La quasi-majorité de sa production mondiale se concentre aux États-Unis, particulièrement dans l'état du Nebraska (134 000 tonnes, soit 34% de la production du pays) (Hansen, 2012). En Europe, l'entreprise Nataïs se place leader (35% de parts de marchés) en produisant 42 000 tonnes en incluant sa filiale sud-africaine (Nataïs). Ce chiffre est alors minime en comparaison des 12 millions de tonnes de maïs grain annuellement produites en France (FAO, 2016).

Perspectives de production face aux changements climatiques

À l'échelle globale, Elliott et al., 2014 prédisent un impact négatif du changement climatique sur la production des principales cultures (maïs, soja, blé et riz). Rosenzweig et al., 2014 estiment qu'un impact positif moyen de la production de maïs sera observé pour les hautes latitudes, alors que les basses latitudes seront marquées par des pertes. Dans les régions tropicales, l'exposition à des températures excessives (> 35 °C) devrait être délétère pour la production. L'augmentation des températures devrait aussi accentuer le phénomène de prolifération de maladies et de ravageurs. En effet, sous des conditions sèches, le cycle de vie des ravageurs se raccourcit, ce qui conduit à accroître le nombre de générations par cycle de culture (Bale et al., 2002). L'impact du changement climatique sera le plus marqué dans les zones tropicales où la vulnérabilité est la plus forte et la capacité adaptative la plus faible.

L'Europe (hormis sa partie méridionale) bien que relativement préservée par ces changements, sera toutefois impactée par des aléas climatiques croissants. En se fiant au scénario climatique médian, Vidal et al., 2012 prévoient en France une augmentation des épisodes de sécheresse en terme de durée et d'intensité qui pourrait toucher la quasi-totalité du pays (70%) d'ici à la fin du siècle. Sur une période plus proche (2016-2035), Hawkins et al. 2013 s'attendent à une augmentation (+10 jours) du nombre de jours chauds (> 32 °C) en période estivale. Cette augmentation sera particulièrement marquée dans les zones actuelles de production du maïs, par exemple dans le Sud-Ouest (+15 à 20 jours). Selon les données climatologiques de l'Association Climatologique de la Moyenne-Garonne (ACMG), une augmentation de 1.2 °C en moyenne sur 30 ans a déjà été observée. Pour maintenir le niveau de production, sur la période 2016-2035, Hawkins et al., 2013 estiment que de nouvelles technologies (variétales, sur l'irrigation, etc.) seront nécessaires pour compenser les 12% envisagés de pertes de rendement.

Importance de l'irrigation du maïs

Le maïs est souvent pointé du doigt comme étant une culture gourmande en eau. Chez certaines plantes comme le maïs, Hatch and Slack, 1970 mettent en évidence un cycle de photosynthèse alternatif à celui de Calvin (plantes en C₃ comme le blé). Le maïs est une culture dite en « C₄ », ce qui fait référence à la molécule d'oxaloacétate qui comporte 4 atomes de carbone et qui intervient dans la première étape du processus du cycle de photosynthèse. Ce cycle améliore l'efficacité de la photosynthèse et l'utilisation de l'eau par rapport aux plantes en C₃. En conditions non limitantes (en eau, nutriments et lumière), un maïs produit 40 kg de Matière Sèche par mm d'eau utilisé par ha, alors qu'un blé ne produit que 25 kg MS/mm/ha (Barrière, 2001). Sous climat tempéré, le déficit pluviométrique en période estivale (soit trois mois) rend nécessaire la pratique de l'irrigation. Ce déficit est observable en France, dans le sud-est et le sud-ouest. Dans le contexte de changement climatique, un bilan comparatif avantagerait les plantes en C₄, de par une meilleure adaptabilité à des périodes de sécheresse (Baldocchi, 1994) et face au stress thermique (Crafts-Brandner, 2002).

La pratique de l'irrigation est un marqueur fort de la culture du maïs dans les pays développés, ou en développement à travers la Révolution Verte. Elle joue un rôle majeur dans le façonnement des paysages, à l'image des plaines du Nebraska (États-Unis) aux parcelles circulaires centrées sur des pivots d'irrigation. Au-delà du panorama, elle assure 40% de la production nationale de maïs sur seulement 20% des surfaces agricoles du pays. L'irrigation participe ainsi à sécuriser la production (FAO, 2015).

L'irrigation est nécessaire pour satisfaire la demande hydrique, et ce particulièrement dans les zones semi-arides où elle est alimentée par le détournement de cours d'eau majeurs et par des réserves aquifères fossiles (non renouvelables). Ce type de prélèvement participerait à alimenter 11% du marché international de denrées alimentaires. En Arabie Saoudite, 790 litres d'eau fossile sont cependant nécessaires pour produire un kilogramme de maïs (Dalin et al., 2017). Les résultats de l'excès de ces pratiques sont, par exemple, l'épuisement des aquifères, la subsidence des sols, l'eutrophisation ou encore la concurrence avec l'alimentation en eau potable. La FAO alerte sur la situation, en plaçant la salinisation (causée par l'irrigation excessive) comme un des principaux facteurs de l'état avancé de dégradation de 33% des terres agricoles (Montanarella et al., 2015).

En Europe, les pays du pourtour méditerranéen (Espagne, Italie, Grèce) ont fortement recours à l'irrigation et à leurs réserves fossiles (Dalin et al., 2017). La France n'utilise pas de nappe fossile mais paradoxalement, depuis 50 ans, la tendance est à la diminution des superficies irriguées (-12% jusqu'en 2010). Ce recul serait lié aux nouvelles règles de financement de la Politique Agricole Commune (PAC) et aux fluctuations des cours mondiaux (Colas-Belcour et al., 2015).

Plusieurs outils d'aide à la décision (OAD) sont développés afin de conseiller l'agriculteur lors du pilotage de l'irrigation à l'échelle de sa parcelle. Certains de ces outils sont associés à des techniques de mesures locales de l'état hydrique. En France, les solutions Irrinov, (conçue par Arvalis avec les sondes Watermark), Columbus (déployée par Corhize avec les sondes Aquacheck) et Aqualis (créée par la société Agralis en se basant sur les sondes Sentek) sont aujourd'hui disponibles. Ces services sont adaptés à la parcelle sur laquelle la mesure est effectuée. D'autres solutions, peuvent être déployées à l'échelle régionale, elles proposent une estimation des ressources en eau disponible sans tenir compte du niveau réel de développement de la culture. Elles fonctionnent avec des valeurs standards définies d'après les stades phénologiques. Ces solutions regroupent Net-Irrig (Chambre d'agriculture du Loiret), IRRELIS (Arvalis) ou encore LG VISION (Limagrain).

Pour faire face à un déclin de productivité et à une demande croissante, les surfaces irriguées devront croître de 14% de 2010 à 2030. Néanmoins, l'augmentation de la consommation en eau devra être plus limitée (7%) (Sauer et al., 2010). Pourtant, face à la pénurie de la ressource hydrique à la fin du siècle, certaines zones irriguées (dans l'Ouest des États-Unis, en Chine, dans l'Est, le Sud et dans le centre de l'Asie) devront faire l'objet d'une conversion (de 20 à 60 Mha) vers un régime pluvial, ce qui doit mener à une perte nette de production. Pour la compenser, plusieurs régions (le Nord et l'Est des États-Unis, l'Asie du Sud-Est et une partie de l'Amérique du Sud et de l'Europe) pourront augmenter leur production de manière supportable pour la ressource hydrique (Elliott et al., 2014). Ces chiffres supposent la mise en place de nouvelles technologies afin d'optimiser cette ressource.

En France, dans un récent rapport établi pour le ministère de l'agriculture, de l'agro-alimentaire et de la forêt, Colas-Belcour et al., 2015 préconisent de développer les retenues d'eau (« offre ») et d'optimiser la consommation (« demande »). Le volet « offre » est éminemment politique et parfois remis en cause pour son impact environnemental. Des pistes connexes sont en développement, telle que la recharge des nappes (projet SISENAS : <https://www.eau-climat.com/projets/>). En ce qui concerne le volet « demande », les pistes se tournent vers la sélection variétale (meilleure résistance à la sécheresse), l'adaptation des systèmes de culture, l'agro-écologie (amélioration de la structure du sol), la modernisation du matériel et l'optimisation de l'irrigation.

Couplage de la modélisation et de l'imagerie satellitaire

Le suivi du développement des cultures apparaît comme une nécessité. Face à la difficulté de mesurer l'ensemble des variables à étudier, des outils sont développés pour simuler le fonctionnement de la plante grâce à une description des formalismes au travers d'équations mathématiques (Gommes, 1999).

Cette modélisation reproduit les mécanismes du développement de la culture en fonction des conditions météorologiques et de divers paramètres, telles que les pratiques culturales ou les propriétés du sol. Les modèles sont notamment capables de simuler la production de biomasse ou les besoins hydriques (Oteng-Darko et al., 2013).

Ils peuvent fonctionner à partir de données locales, la densité des prélèvements est cependant insuffisante dans le cadre d'une application à large échelle (Hansen and Jones, 2000). Les modèles doivent donc intégrer de l'information satellitaire. En ce sens, le couplage de la modélisation et de l'imagerie satellitaire est actuellement utilisé pour développer des services de conseils aux agriculteurs. Ces services se basent sur des outils rapides à mettre en place, et nécessitant de faibles ressources informatiques afin d'être performants sur de vastes étendues spatiales. Quelques exemples d'outils d'aide au pilotage de l'irrigation couplant la modélisation et l'imagerie satellitaire sont développés. En France, les méthodes Dekalb Smart Irrigation ou Sat-IRR (développée par le CESBIO et l'université de Marrakech) sont ainsi capables d'individualiser les parcelles selon leur niveau de développement.

L'utilisation de la télédétection est une méthode complémentaire aux mesures locales permettant d'accroître leur domaine de validité sur de plus larges étendues. L'imagerie satellitaire à haute résolution spatiale (HRS : $5\text{m} \leq \text{résolution spatiale} \leq 30\text{m}$) est adaptée au suivi de parcelles sur l'ensemble d'un cycle cultural. Les satellites HRS ont le meilleur ratio coût/ bénéfice pour étendre les mesures in-situ à de larges surfaces avec une forte répétitivité (quelques jours) et une haute résolution spatiale (adaptée à l'échelle parcellaire) (Basso et al., 2013; Hansen and Jones, 2000; Jin et al., 2018; Moulin et al., 1998). Plusieurs domaines du spectre électromagnétique sont utilisés pour fournir une information sur l'activité de la culture (Moulin et al., 1998). Les plus répandus sont l'optique, les hyperfréquences et le thermique. Ce dernier n'est cependant pas disponible en HRS.

Ces dernières années, plusieurs satellites HRS se sont développés grâce aux agences spatiales européenne (ESA) et américaine (NASA). Elles ont offert un accès libre aux données de Landsat-8, Sentinel-2 (pour l'optique) et de Sentinel-1 (pour les hyperfréquences) pour un usage scientifique et commercial. La programmation prédéfinie des acquisitions facilite le développement de services et d'outils destinés à l'opérationnel. Malgré cela, la disponibilité des images reste dépendante de la revisite du satellite au-dessus de la zone d'étude. Cette période incompressible est de 12 jours pour Sentinel-1 et ne peut être garantie pour l'optique en raison de la gêne atmosphérique. En effet, cette technologie (optique) est fortement dépendante de la couverture nuageuse, ce qui est contraignant pour assurer la continuité d'un service en opérationnel. Les hyperfréquences sont caractérisées par une longueur d'onde suffisamment large pour ne pas être perturbées par ces contraintes.

Consortium du projet PRECIEL

La thèse s'intègre au sein du projet PRECIEL dont l'objectif principal est la création d'un service de conseil au pilotage de l'irrigation et au diagnostic de rendement en s'affranchissant des contraintes nuageuses. Ce projet se base sur la complémentarité des activités et expertises du CESBIO et de l'ACMG/Agralis. Il est soutenu par la région Nouvelle-Aquitaine au travers des Fonds Européens de Développement Régional (FEDER) et il a fait l'objet d'une labellisation puis d'une récompense en 2018 (Prix de l'innovation) par Agri Sud-Ouest Innovation.

Le laboratoire CESBIO (Centre d'Études Spatiales et de la BIOSphère) est une Unité Mixte de Recherche (UMR 5126) associant l'Université Paul Sabatier, le Centre National de la Recherche Scientifique, le Centre National d'Études Spatiales (CNES), l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD). Depuis janvier 2019, le laboratoire est également une Unité Sous Contrat avec l'Institut National de la Recherche Agronomique (INRA). Les travaux du CESBIO portent sur le fonctionnement et la dynamique de la biosphère continentale à différentes échelles spatiales et temporelles. Ces recherches sont à l'interface de plusieurs domaines utilisant la modélisation et l'imagerie spatiale (de l'optique au radar). Le laboratoire a en outre pour mission de faire le lien entre la recherche et le transfert de technologies.

L'Association Climatologique de Moyenne de Garonne (ACMG) est née en 1959, à Agen, grâce à des arboriculteurs qui souhaitaient lutter plus efficacement contre le gel. Les besoins se sont ensuite élargis à l'ensemble des aléas climatiques. Depuis 1964, l'ACMG, bénéficiant d'une expertise agronomique et météorologique, propose des services d'appui technique au pilotage de l'irrigation, complétés dans les années 2000 par l'utilisation des sondes capacitatives Sentek pour mesurer l'humidité des sols. La filiale Agralis Services (SARL) est créée en 2003 pour répondre aux besoins commerciaux tel que la distribution de capteurs autonomes de mesures (pluviomètre, pyranomètre, Tinytag, etc.) utilisés en météorologie et est le distributeur exclusif des sondes capacitatives Sentek en France et en Afrique. Ces produits sont accompagnés de conseils en irrigation grâce à la plateforme Aqualis.fr servant d'outil d'aide à l'irrigation. Cette interface web est alimentée par les mesures des capteurs implantés, transmises via le réseau téléphonique GPRS (avec forfait de l'opérateur), ou via le réseau bas débit Sigfox.

La mise en place de techniques pour l'adaptation aux changements climatiques est une des priorités de l'ACMG. En parallèle de ses activités de conseil (239 parcelles suivies en 2016), elle effectue des travaux de recherches appliquées en télédétection. Lors de deux projets Interreg Sudoe (PRECIRIEG et TELERIEG entre 2006 et 2011), l'association a utilisé des données optiques et thermiques dans le but d'étendre la capacité des sondes capacitatives à de larges surfaces. Elle a alors été confrontée à la problématique nuageuse, l'obligeant à abandonner son projet de créer un service basé sur la télédétection. Avec la collaboration de Frédéric Baup (Maitre de conférences rattaché au CESBIO), le projet PRECIEL est imaginé entre 2013 et 2014 pour réduire cette contrainte grâce à l'utilisation de l'imagerie radar.

Plan du manuscrit de thèse

Le manuscrit de thèse s'articule autour de quatre chapitres pour répondre aux objectifs suivants :

- estimer la production de parcelles de maïs à une échelle régionale,
- faire le diagnostic de ses besoins hydriques pendant la période d'irrigation

Le chapitre 1 est une synthèse des connaissances disponibles sur le développement et besoins du maïs. Il présente également un état de l'art des capacités de l'imagerie dans les domaines de l'optique et des hyperfréquences. Nous verrons que de nombreuses variables tel que le couvert végétal peuvent être déduites de ces images et servir à alimenter des modèles agro-météorologiques simulant les besoins hydriques et la production (indice foliaire, biomasse et rendement) de parcelles de maïs. La revue de ces modèles, de leurs capacités et limites a permis de valider le choix du modèle SAFY-WB (Simple Algorithm For Yield model combined with a Water Balance). L'annexe 1 présente de manière simplifiée l'ensemble de la méthodologie utilisée durant la thèse.

Le chapitre 2 présente le contexte de la zone d'étude, située dans le Sud-Ouest de la France, et ses principales caractéristiques. L'ensemble de la base de données, ayant fait l'objet de deux campagnes expérimentales en 2015 et 2016, est détaillé dans ce chapitre. Diverses mesures et acquisitions satellites ont fait l'objet de prétraitements et d'analyses avant de pouvoir être assimilées dans la modélisation.

Le chapitre 3 traite de l'estimation de la production du maïs depuis la biomasse jusqu'au rendement du grain et répond ainsi au premier objectif de la thèse. Divers apports à la modélisation sont proposés et évalués, telle que la prise en compte de l'effet variétal. Une assimilation de données multi-capteurs (radar et optique) est défendue.

Le chapitre 4 aborde le deuxième objectif de la thèse en traitant de la partie hydrique du sol. La méthodologie utilisée présente le caractère unique de se baser sur un réseau fin de mesures locales d'humidité pour contraindre les paramètres du modèle et évaluer les performances du module hydrique.

Chapitre 1

Synthèse bibliographique

Dans le chapitre 1, la partie 1.1 présente la physiologie et les grandes étapes du développement du maïs grain et du maïs pop. Les notions abordées permettent d'appréhender les besoins de la plante tout au long de son cycle cultural. Le diagnostic de l'état hydrique du sol est détaillé dans la partie 1.2. Elle présente le fonctionnement de la réserve en eau, ainsi que les méthodes de mesures. La partie 1.3 traite du potentiel de l'imagerie satellitaire (optique puis radar) à suivre le développement de la culture : du semis à la récolte. La partie 1.4 conclut le chapitre par la revue des différents modèles disponibles, de leurs capacités et limites.

1.1 Physiologie et le développement du maïs

Le maïs est une herbacée annuelle monoïque (qui porte des fleurs mâles et femelles) pouvant atteindre 4 m de hauteur pour les variétés tropicales. Elle possède une morphologie caractéristique avec de larges feuilles et un développement autour d'une tige unique, en suivant un arrangement distique alterné (Paliwal et al., 2002) (Figure. 1).

En France, c'est une culture estivale, semée au printemps de mars à mai, et récoltée de fin août à novembre. Dans les régions tempérées sa période de culture est surtout dépendante, des températures minimales. La plante est très sensible au gel et la température de l'air ne doit être en dessous de $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$. Dans les régions plus arides, il faut veiller aux fortes températures car le maïs ne peut survivre au-delà de 46°C . Ces seuils de température ($-2\text{ }^{\circ}\text{C}$ et $46\text{ }^{\circ}\text{C}$) marquent les limites extrêmes du développement de la plante. En cas d'exposition à ces températures, la plante ne peut récupérer ses capacités et meurt (températures létales). Le niveau d'exposition dépend de divers facteurs (ensoleillement, exposition au vent, humidité de l'air, etc.). L'optimum thermique en température journalière se situe entre 6°C et 42°C sur l'ensemble du cycle (Sánchez et al., 2014). En région tempérée, les semis sont réalisés au milieu du printemps pour limiter les risques de gel.

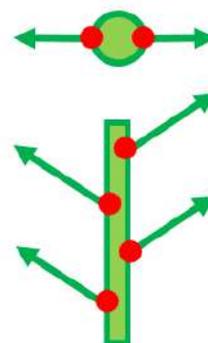


Figure. 1.
Positionnement des
feuilles selon un
arrangement
« alterne distique »

1.1.1 Différences variétales

1.1.1.1 Maïs grain

Les variétés de maïs grain aujourd'hui cultivées sont issues de l'hybridation entre des variétés productives et des variétés locales plus rustiques. En France, une collection permet de conserver les lignées pures, sélectionnées par les agriculteurs depuis plusieurs siècles et offre une grande diversité variétale, notamment du point de vue de la précocité (Gouesnard et al., 1997). La sélection actuelle se base sur des critères de rendement, de précocité, mais aussi de résistance aux maladies, et plus récemment sur le stress hydrique. La précocité correspond à la durée du cycle cultural et varie selon la variété, du très précoce au très tardif (De Sangosse SA, 2010). Elle s'exprime à travers la somme de degrés jour calculée du semis au stade où l'humidité du grain sur l'épi atteint 32-35%, soit au moment de la récolte. La somme de degrés jour se définit comme l'accumulation de chaleur et s'exprime en °C.jour. Cette somme est calculée à partir de la température moyenne journalière ramenée à une température de base (équation 1). La température de base correspond au seuil minimal de développement du maïs, elle est fixée (par convention) à 6°C, en accord avec la littérature (Sánchez et al., 2014).

$$Dj = \sum_{\text{jour semis} \rightarrow \text{récolte}} \frac{T_{\text{moy}}}{2} - T_{\text{base}} \quad (1)$$

Avec Dj : nombre de degrés jour (°C.jour), T_{moy} : température de l'air moyenne journalière (°C), T_{base} : 6°C

Plus une variété est précoce et plus son cycle sera court avec une production moindre. L'indice de précocité est utilisé dans le choix des semences selon la région : un maïs tardif a un important besoin d'énergie pour atteindre son potentiel maximal, et est adapté au sud de la France. Dans les régions septentrionales, ce même maïs, bien qu'ayant un meilleur potentiel de rendement, aurait une saison culturale trop courte en raison des températures plus douces et d'un ensoleillement plus faible. Dans certaines régions (comme le sud de la France), le choix de précocité peut aussi être stratégique. Un maïs précoce, bien qu'ayant un potentiel plus faible, sera récolté avant la mise sur le marché des agriculteurs voisins. L'agriculteur tire ainsi bénéfice de cours plus favorables et met à disposition la parcelle pour un semis précoce d'une culture suivante.

1.1.1.2 Maïs pop

La commercialisation du maïs pop commence en 1890 aux États-Unis, et s'est lentement diffusée à travers le monde (Ziegler et al., 1985) tout en gardant une production modeste. En dehors du rendement, le maïs pop a une taille généralement plus petite par rapport au maïs grain, même si à la floraison, la taille de l'épi est plus importante avec un port tombant (Ziegler et al., 1985). Pour le reste, la morphologie du maïs pop est semblable à celle du maïs grain (Jeles, 2012). La sélection variétale a été moins intensive pour le maïs pop que pour le maïs grain.

Il n'existe pas de variété rustique adaptée à l'environnement local en dehors des États-Unis, desquels sont majoritairement importées les semences. Ces variétés ne bénéficient pas d'une précocité variétale adaptée à plusieurs régions de cultures et ont un faible intérêt agronomique (Jele, 2012). L'autre frein à la sélection de variétés productives, vient du fait que le rendement est corrélé négativement aux propriétés d'éclatement du grain. Tous ces éléments justifient que le rendement du maïs pop est généralement réduit de moitié par rapport à celui du maïs grain (Ziegler et al., 1985).

1.1.2 Développement de la plante et du grain

Le développement du maïs est identifié selon deux périodes clés, séparées par la période de floraison. La phase végétative, symbolisée par un « V » (Vegetative stage), s'étend du semis à la floraison (VT pour Vegetative Tasseling). Au-delà, la plante rentre dans sa phase reproductive qui est symbolisée par un « R » (Reproductive development stages), durant laquelle a lieu l'élaboration du rendement jusqu'à la récolte (Ransom, 2013). Ces principales périodes sont détaillées sur la Figure. 2 en suivant la nomenclature BBCH (JKI, 2012) (échelle détaillée en Annexe 2):

Phase végétative (V):

- **Germination, levée** (stade BBCH : 00): juste après le semis, la semence s'imbibe d'eau et le coléoptile perce la surface du sol.
- **Développement des feuilles** (stade BBCH : 10): au bout du coléoptile, les pré-feuilles se développent.
- **Élongation de la tige principale** (stade BBCH : 30): une fois les feuilles développées, la tige s'allonge en formant un nœud à chaque intersection de feuille. Un plant de maïs peut aller jusqu'à 30 feuilles (OGTR, 2008).
- **Sortie de l'inflorescence ou épiaison** (stade BBCH : 50): le maïs porte deux types d'inflorescence (monoïque). La fleur mâle se trouve sur la panicule terminale (au sommet).

Phase reproductive (R) :

- **Floraison, anthèse** (stade BBCH : 60): la fleur femelle est associée à l'épi. À ce stade, les soies sortent de la gaine (inflorescence femelle) et se pollinisent principalement par le vent avec les maïs environnants. Chaque soie pollinisée donnera naissance à un grain de maïs.
- **Développement des grains** (stade BBCH : 70): à l'emplacement de l'inflorescence femelle, l'épi se forme autour d'un axe central, la rafle, où les grains se développent.
- **Maturation du grain** (stade BBCH : 80): les grains atteignent leur taille finale et leur humidité décroît jusqu'à environ 65%.
- **Sénescence** (stade BBCH : 90): la plante meurt alors que les grains continuent de « sécher » pour atteindre entre 20 et 35% d'humidité (15% nécessaire pour le stockage) à la récolte.

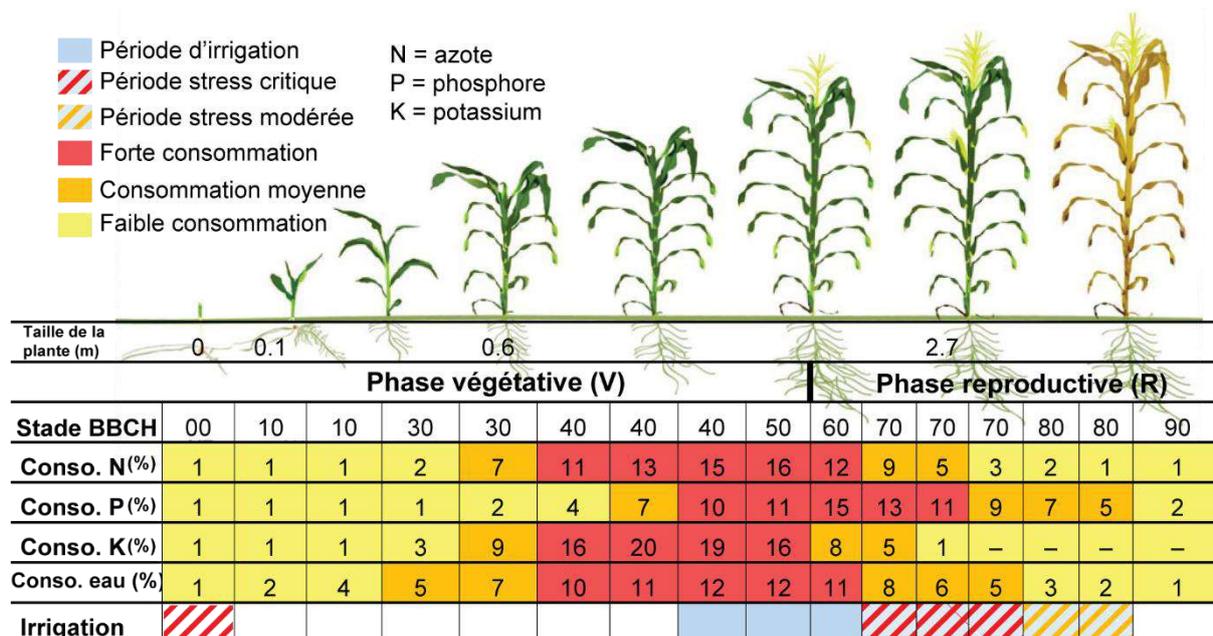


Figure. 2. Les besoins hydriques et nutritifs (N, P, K) au cours du cycle cultural du maïs

1.1.3 Développement racinaire

Juste après le semis, des poils absorbants apparaissent lorsque la racine sort de la graine. Ce sont les prémices des futures racines qui vont s'infiltrer dans le sol pour répondre aux besoins nutritifs et hydriques croissants de la partie aérienne (tige, feuilles, épis). La profondeur de prélèvement de la plante varie en fonction de la profondeur de développement racinaire. Dans l'étude de Dardanelli et al., 1997, la longueur des racines est estimée à 1.9 m et à au moins 1.5 m pour Peake et al., 2013. Cependant pour connaître le taux de prélèvement par couche, il est délicat de se fier à cette longueur racinaire ou à la densité de racines car le phénomène de prélèvement est mal connu (Peake et al., 2013). De nombreux auteurs s'accordent sur le fait que bien que les racines puissent se développer en profondeur, la majorité du prélèvement hydrique se fait sur les premières dizaines de centimètres (jusqu'à 0.45 m pour Panda et al., 2004), jusqu'à 0.5 m pour (Cabelguenne and Debaeke, 1998). Lenka et al., 2009 établissent que 71% (cas d'un régime limité en eau) à 82% (non limité en eau) de l'extraction se fait sur les 60 premiers centimètres. Ils se positionnent dans le cas où les racines se sont développées uniformément sur le profil 0-0.6 m. Pour certains types de sols, le développement racinaire peut être impacté par des propriétés de sol différentes (exemple : couche argileuse compacte), ce qui va limiter sa croissance. Les racines s'adaptent alors en prélevant davantage d'eau sur la couche supérieure où en s'allongeant pour dépasser cet obstacle (Irmak Suat and Rudnick Daran R., 2014).

1.1.4 Besoins de la culture au cours du développement

Le maïs possède un potentiel maximal de production déterminé par sa génétique. Ce rendement potentiel se dégrade ensuite compte tenu de la densité du semis, de la qualité de la semence, de l'apparition de ravageurs/ maladies et/ou en fonction du niveau de satisfaction de ses besoins (en eau et nutriments) (CIRAD - GRET, 2004; O'Keeffe, 2009).

1.1.4.1 Répartition des besoins en nutriments

Le maïs n'est pas tolérant aux sols salins et préfère un pH compris entre 5.5 et 7.0. Il est adapté à des sols bien drainés et riches en nutriments, spécifiquement en azote (N), phosphore (P) et potassium (K) (O'Keeffe, 2009). Le maïs a besoin (par tonne de grain produite) de 22 à 27 kg d'azote dont 12 à 16 kg se retrouvent dans les grains. L'apport en azote doit être adéquat (variable selon les pratiques agricoles) pour satisfaire les besoins et limiter les pertes (par ruissellement, dénitrification et volatilisation). Concernant le phosphore, les besoins sont autour de 5 kg (par tonne de grain produite) dont 3 kg se retrouvent dans le grain. Le besoin va dépendre du type de sol pour les autres nutriments (Birch and Humphreys, 2003). La consommation va varier au fur et à mesure du développement de la plante avec la plus forte demande (en N, P, K) avant la floraison jusqu'aux premiers stades de développement du grain (Figure. 2). Bien qu'essentiel pour le bon développement de la culture, pour la suite de la thèse, nous ne tiendrons pas compte de la satisfaction en nutriments car ils nécessitent de lourds dispositifs de mesures ne pouvant être mis en place sur l'ensemble des parcelles.

1.1.4.2 Besoins hydriques

Répartition des besoins

Les besoins hydriques du maïs varient du stade végétatif jusqu'à la sénescence. D'une manière générale, tout manque ou excès d'eau subit par la plante a un impact sur le développement et le rendement final. En situation de manque régulier, le maïs écourte la durée de ses cycles phénologiques pour mener à terme la production de ses grains (McMaster et al., 2005). Le détail des consommations au cours du cycle cultural est présenté sur la (Figure. 2). Certains stades phénologiques sont plus sensibles que d'autres:

- L'alimentation en eau durant le semis va influencer la germination et la densité de pieds de maïs levés.
- La majorité de la consommation en eau a lieu pendant la croissance végétative. La plante est en revanche relativement insensible, et est capable, une fois la période de stress passée, de reprendre le même rythme de croissance. L'impact sera cependant visible sur la taille finale, qui sera réduite (Çakir, 2004; Denmead and Shaw, 1960). Une diminution de la taille des feuilles (motrices de la photosynthèse) peut également être observée (Çakir, 2004). Globalement la baisse de rendement attribuée à un manque d'eau sur cette période est de 25 % (Denmead and Shaw, 1960).

- La période, s'étalant de deux semaines avant la floraison jusqu'à 2-3 semaines après, est la plus critique même si elle n'est pas la plus consommatrice. Elle correspond à la pollinisation des grains qui détermine leur nombre final (autrement dit, la densité de grain par épi). Un manque d'eau peut réduire le rendement final jusqu'à 50% (Denmead and Shaw, 1960).
- Les besoins en eau sont plus réduits durant les stades de remplissage du grain. Tout stress influence uniquement la taille des grains, ce qui peut malgré tout amputer le rendement de 21 % (Denmead and Shaw, 1960). Un manque d'eau peut aussi favoriser la perte précoce des feuilles les plus basses (Çakir, 2004).

Stratégies des agriculteurs

Le pilotage de l'irrigation permet d'ajuster de manière artificielle les besoins hydriques de la culture. En vue d'obtenir un rendement optimal économe en eau, il est préconisé de faire un apport après le semis (en cas de sol sec), et durant les stades concernant la floraison et l'élaboration du rendement (Kang et al., 2000). Les apports pendant la floraison et la formation des épis sont à privilégier dans le cas d'une réserve en eau limitante (Çakir, 2004).

L'adoption d'une stratégie variétale peut être bénéfique pour optimiser les besoins en irrigations. Grâce à son avance phénologique, un maïs précoce demande moins d'apports en période estivale. Le diagnostic de l'état hydrique est alors nécessaire pour la mise en place de conseil au pilotage de l'irrigation (Tardieu et al., 1990).

1.2 Diagnostic de l'état hydrique

1.2.1 Notions fondamentales

Les ouvrages de (Calvet, 2003a, 2003b) sont utilisés pour cette partie traitant des notions fondamentales.

1.2.1.1 Texture du sol

Les propriétés des sols (mécanique, physique et hydrique) sont qualifiées par l'appellation de texture qui est déduite de leur composition granulométrique. La texture a une grande influence sur le régime hydrique et se définit par les proportions (%) de particules argileuses, sableuses et limoneuses (voir les classes granulométriques dans Tableau. 1) à partir de diagrammes appelés « Triangle des textures ». En France, les classes texturales sont définies à partir du triangle de l'Aisne (De Forges et al., 2008) créé par Jamagne, 1967 (Figure. 3).

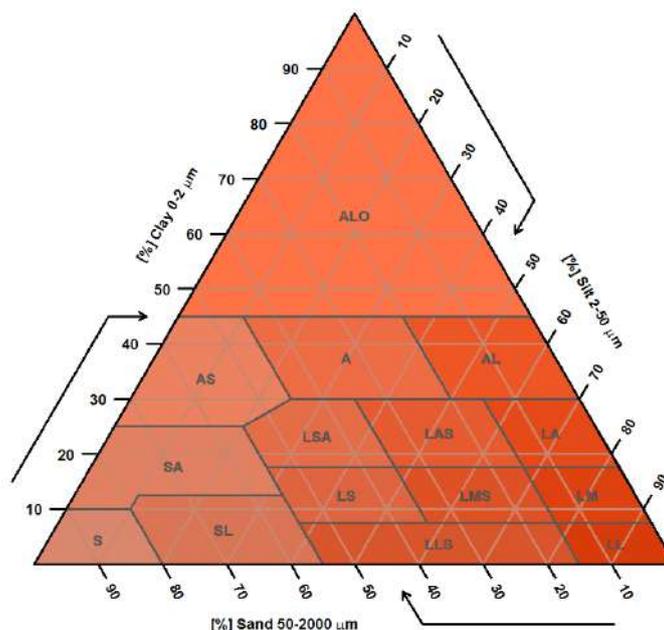


Figure. 3. Triangle des textures de l'Aisne (création de <http://julienmoeyis.info/2015/02/06/texture-triangle-gallery/>)

Une texture sableuse (classes granulométriques les plus grossières - Tableau. 1) est le signe d'un sol bien drainé (perméable) à l'opposé d'un sol ayant une texture très argileuse (imperméable). L'argile est la classe granulométrique la plus fine ($< 2 \mu\text{m}$) ce qui peut être un obstacle pour la pénétration racinaire. Les sols riches en limons sont sensibles à la battance (tassement en surface sous l'effet de la pluie formant une croûte imperméable à l'air et à l'eau), qui se développe sur des sols pauvres en matières organiques. La texture joue un rôle dans la structure du sol (aération et porosité).

Tableau. 1. Analyse granulométrique respectant la norme NF P 94 056 (devenue ISO 17892-4 depuis le 01/2018)

Classe granulométrique	Dimensions (μm)
Argile	< 2
Limon fin	2-20
Limon grossier	20-50
Sable fin	50-200
Sable grossier	200-2000

1.2.1.2 Porosité (structure du sol)

La structure du sol définit l'arrangement des différents éléments (sable, limon, matière organique).

Cette architecture laisse place à des espaces vides appelées pores qui sont regroupés en deux groupes :

- Les macroporosités (à partir de 6 à 10 μm): l'eau y circule par gravité, notamment après une pluie. Un tassement du sol correspond à une diminution de la porosité et à une perte de la capacité de rétention en eau.
- Les micropores : l'eau y circule par capillarité. C'est le lieu de prélèvement principal pour la plante.

1.2.1.3 Teneur en eau massique

La quantité d'eau retenue dans le sol peut être exprimée par un rapport entre une valeur massique d'eau rapportée à une masse de sol. La teneur massique dépend de la structure du terrain et est corrélée à la porosité totale de celui-ci. Cette teneur est comprise entre 0 et 0.55 $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ pour les cultures. La quantité maximale d'eau est calculée sur une surface donnée, en fonction d'une profondeur de sol ou d'enracinement de la culture. Cette capacité maximale est reliée à la saturation qui apparaît lorsque les porosités ne peuvent plus assimiler d'eau (les macro et microporosités sont remplies). Un volume d'eau contenu dans 1m^3 de sol peut être représenté sous la forme d'une lame d'eau liquide. Il est alors possible de comparer son épaisseur (en mm) à la hauteur de précipitations tombées sur 1m^2 de sol.

1.2.1.4 Définition du statut hydrique à travers le potentiel

La quantité d'eau retenue dans le sol dépend de sa texture, de sa structure et de sa capacité de rétention de l'eau (contraintes de pression, gravité, etc.). L'état énergétique de l'eau se décompose en énergie cinétique (créée par son déplacement, négligeable ici), et en énergie potentielle. Cette dernière représente une différence d'énergie entre deux états, un état de référence (eau liquide dans les conditions standards) et celui de l'eau dans un milieu considéré. L'énergie potentielle (ou potentiel, par simplification) est composée de plusieurs champs de forces (de gravité, de rétention (de sorption) et de pressions). Le potentiel de sorption est l'un des principaux composants et correspond à l'énergie devant être fournie pour retirer l'eau des porosités. Les potentiels peuvent être exprimés en Pa (Pascal) avec la notation pF.

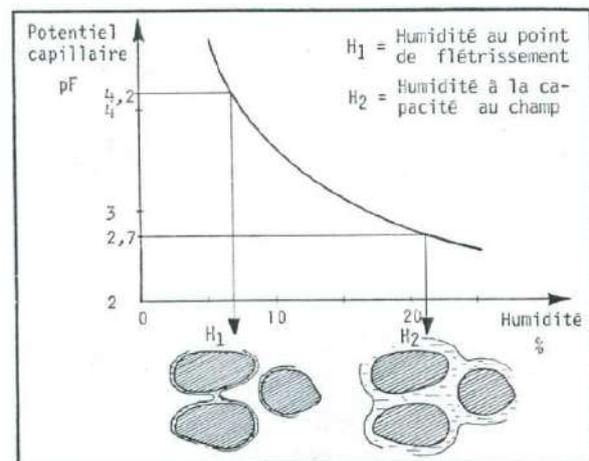


Figure. 4. Variation du potentiel capillaire (pF) en fonction de l'humidité du sol (Calvet 2003b)

Les potentiels peuvent être exprimés en Pa (Pascal) avec la notation pF.

D'après la courbe de rétention en eau du sol (Figure. 4), le potentiel (pF) est décroissant au fur et à mesure que les porosités se remplissent d'eau. Un sol saturé se draine par gravité jusqu'à ce que l'espace de macroporosité soit dégagé (après quelques heures de drainage en

milieu sableux et jusqu'à 2-3 jours en milieu argileux). La capacité de rétention au champ (field capacity) correspond au remplissage des microporosités (pF de 2.7). La valeur d'humidité à la capacité au champ (Hcc) va varier suivant les caractéristiques du sol. Le seuil du point de flétrissement (wilting point) est atteint lorsque le potentiel dépasse la force de succion de la plante. Ce seuil représente la limite de disponibilité de l'eau pour la plante et va varier selon le type de culture (pF = 4.2 pour les grandes cultures).

1.2.1.5 Définition de la réserve utile

La teneur en eau volumique matérialise le volume total d'eau contenu dans le sol. Le concept de Réserve Utile (RU) ne tient compte que de la quantité d'eau disponible pour la plante. Elle peut être calculée en tenant compte de la profondeur de sol ou d'enracinement et de l'humidité volumique qui est comprise entre la capacité au champ (pF 2.7) et le point de flétrissement (pF 4.2) (Figure. 5).

La RU peut être scindée en deux blocs : la réserve facilement utilisable (RFU) et la réserve difficilement utilisable (RDU) (Figure. 5) ($RU = RFU + RDU$). La RFU (environ les deux tiers de la RU) représente la zone où la plante peut facilement prélever de l'eau. Autrement dit, la RFU caractérise la zone de confort hydrique de la plante. Au-delà, dans la RDU, la plante a seulement la capacité de prélever de l'eau pour assurer sa survie.

Cette réserve varie selon le type de sol étudié (Figure. 6). Les sols argileux ont une très bonne capacité à retenir l'eau et ont une Hcc très élevée. Leurs porosités sont petites et l'accès à l'eau est difficile pour la plante d'où une Hpf élevée. À l'inverse, un sol sableux a une très faible capacité de rétention en eau mais l'eau y est facilement accessible. Pour la suite, nous ferons évoluer la RU, en fonction du développement racinaire.

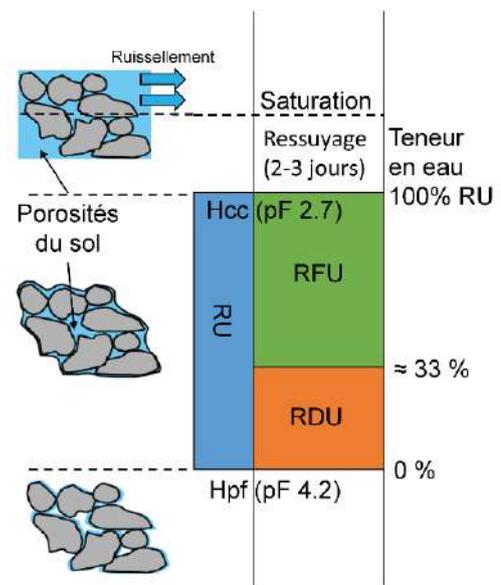


Figure. 5. Définition de la réserve utile (RU) selon le niveau de remplissage en eau des porosités du sol

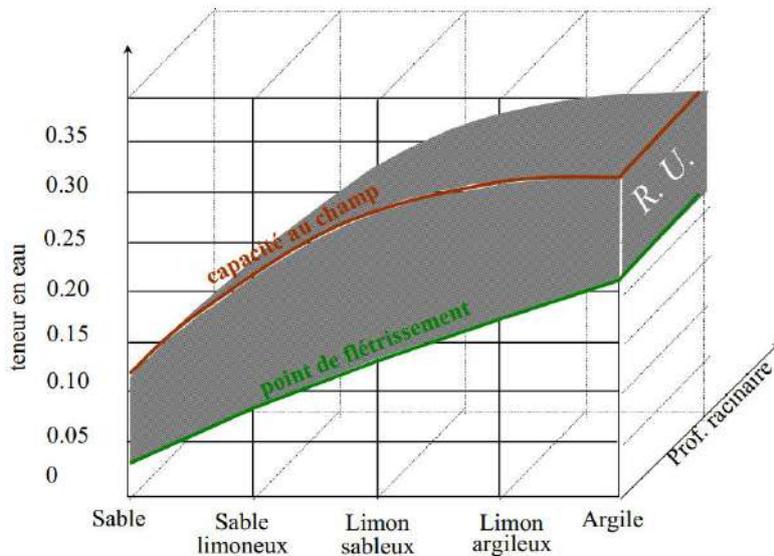


Figure. 6. Évolution de la teneur en eau de la réserve utile selon le type de sol (Musy et Soutter 1991)

1.2.2 Mesure de l'état hydrique du sol

Il est nécessaire d'observer les variations temporelles de l'état hydrique du sol pour déterminer son régime (Calvet, 2003b) et estimer les réserves en eau disponibles pour les plantes.

L'évaluation de la quantité d'eau disponible dans le sol est basée sur des mesures directes, au lieu d'échange entre le sol et les racines (Labidi et al., 2016). Plusieurs méthodes de mesures de l'état hydrique sont disponibles. En nous basant sur les études de Romano, 2014; S.U. et al., 2014; Vereecken et al., 2014, nous nous focaliserons sur les technologies les plus pertinentes pour nos travaux : la gravimétrie, la tensiométrie et les méthodes électriques.

1.2.2.1 Méthode gravimétrique

La méthode gravimétrique consiste à prélever et à faire sécher un échantillon de sol (100-200 g) pour calculer la masse d'eau qu'il contient (Romano, 1999). Elle nécessite peu de matériel (un outil de forme cylindrique et une étuve), et elle est peu coûteuse à mettre en œuvre. Si les valeurs obtenues sont très précises (0.1-0.3g/100g), des mesures en continues et à des profondeurs différentes, sont complexes à réaliser et destructrices du milieu étudié. Obtenir l'information en temps réel est impossible car un temps de séchage de 24h à 105°C doit être respecté. La méthode gravimétrique a un échantillonnage spatial limité et sert de référence aux autres méthodes pour la calibration ou la validation (Calvet, 2003b). Les méthodes présentées ci-après effectuent des mesures en continues.

1.2.2.2 Méthode tensiométrique

Les sondes tensiométriques se basent sur la notion de potentiel. Elles ne mesurent pas la teneur en eau du sol mais fournissent un état hydrique en permettant de déduire l'évolution du potentiel au cours du temps. Les sondes sont composées d'une bougie poreuse de céramique remplie d'eau et reliée à une jauge à vide (Figure. 7). Une fois enterrée, l'eau dans la bougie s'équilibre avec le sol au travers des porosités de la céramique. Le différentiel de pression est mesuré par un manomètre. D'après S.U. et al., 2014, la mesure ne représente pas la totalité de l'humidité disponible et serait plus fiable dans les sols sableux que dans ceux à la granulométrie fine (argiles, limons). L'utilisation d'une canne facilite l'implantation en profondeur.

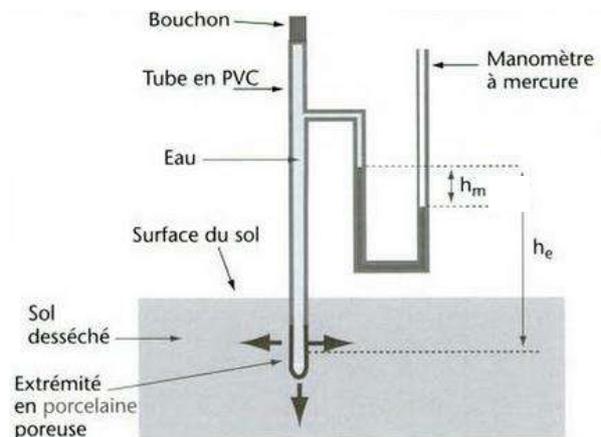


Figure. 7. Principe de fonctionnement d'une sonde tensiométrique (Calvet 2003a)

1.2.2.3 Méthodes électriques

Parmi les méthodes de mesures utilisant les propriétés électriques du sol, deux technologies sont proposées, celle utilisant la conductivité électrique et celle utilisant la capacité électrique. Elles permettent de déduire la teneur en eau du sol et non le potentiel.

Sur la conductivité ou la résistivité électrique

La conductivité électrique du sol (soit l'aptitude du sol à être traversée par un courant) va dépendre de sa composition, de sa structure et de sa teneur en eau. Une sonde résistive se compose d'électrodes implantées dans le substrat et sur lesquelles une différence de potentiel électrique (ddp) est appliquée (Figure. 8). L'intensité du courant traversant le sol entre ces électrodes permet d'en calculer sa résistivité électrique. Une relation préalablement établie (par étalonnage) permet d'en déduire sa teneur en eau. Cette méthode présente une grande souplesse d'utilisation avec une facilité de mise en place en surface (Calvet, 2003b). Pour une application au-delà de quelques centimètres de profondeur, elle nécessite de creuser des fosses, ce qui perturbe fortement la structure du sol et pose des difficultés évidente de mise en œuvre.

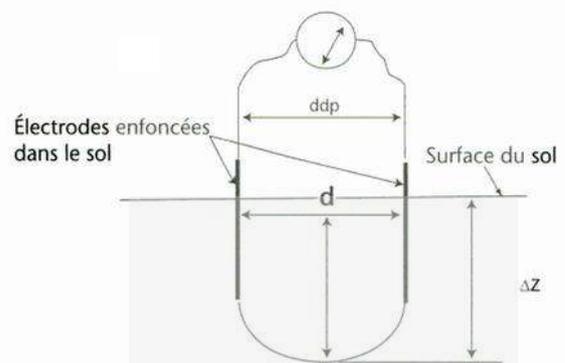


Figure. 8. Principe d'implantation d'une sonde résistive avec deux électrodes dans un sol (de profondeur Δz) entre lesquelles est mesurée une différence de potentiel (ddp) (Calvet 2003a)

Sur les propriétés diélectriques

Deux types de dispositifs utilisent les propriétés diélectriques du sol pour en déduire la teneur en eau : la réflectométrie à dimension temporelle (TDR : Time Domain Reflectometry) et les sondes de réflectométrie à dimension fréquentielle (FDR : Frequency Domain Reflectometry).

La permittivité diélectrique du sol décrit sa capacité à retenir une charge électrique et est fortement corrélée à la teneur en eau (Topp et al., 1980) (Figure. 9).

Les sondes TDR déterminent le temps de parcours d'une impulsion électromagnétique le long de broches implantées pour en déduire la permittivité diélectrique (Figure. 10 - a). La mise en place et le retrait des sondes résistives et TDR sont inadaptés aux mesures en profondeur.

Dans la catégorie des FDR, les sondes capacitatives déduisent la constante diélectrique en mesurant la charge d'un condensateur enfoncé dans le sol (Figure. 10 - b). Ce condensateur est composé de deux anneaux métalliques (parfois de broches) séparés par le sol qui est utilisé comme diélectrique. Un champ électrique est généré entre ces deux anneaux par un oscillateur. Toute variation de la constante diélectrique est détectée par la variation de la fréquence opérationnelle. La constante diélectrique mesurée peut être reliée à la variation de l'humidité du sol. Les sondes capacitatives permettent de déduire la teneur en eau du sol et les principaux seuils de la RU (Zamora Re and Dukes, 2017; Zotarelli and Barreto, 2013).

D'après Romano, 2014, en fonctionnant avec des fréquences plus faibles (< 300 MHz) que celles des TDR (jusqu'à 2-3 GHz), la mesure de l'humidité par les FDR, serait plus affectée par la température du sol et la salinité. En regroupant plusieurs capteurs au sein d'une même canne, les sondes capacitatives sont plus adaptées pour réaliser des mesures à différents niveaux de profondeur, alors que pour les sondes tensiométriques le nombre de mesures est dépendant du nombre de cannes installées.

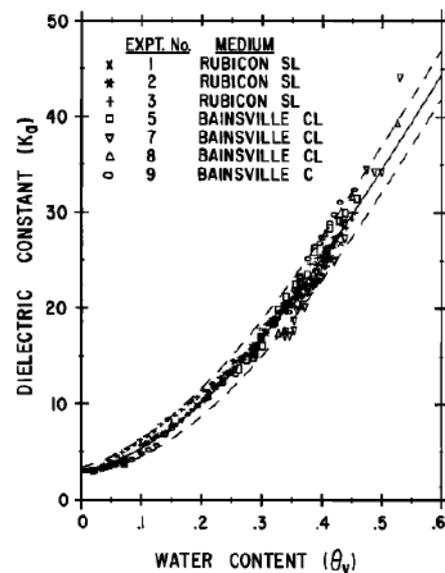


Figure. 9. Relation entre la constante diélectrique du sol (K_a) et son contenu en eau (Topp, Davis, et Annan 1980)) appliquée à des sols argileux (CL) et limono-sableux (SL) à partir de mesure de sondes TDR

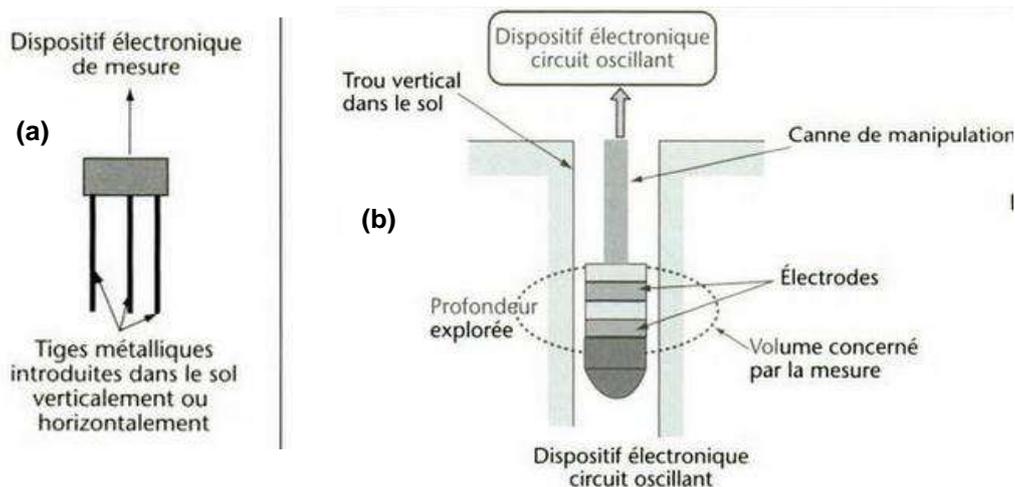


Figure. 10. Schéma d'un dispositif de sonde TDR (a) et capacitive ou FDR (b) (Calvet 2003a)

Récapitulatif des méthodes

Le Tableau. 2 présente un récapitulatif des différentes méthodes réalisant des mesures en continu avec les solutions disponibles sur le marché. Pour toutes ces méthodes, une transmission des données est possible par système radio ou GPRS. Dans le cadre de la thèse, le choix s'est porté sur les sondes capacitatives (sonde Drill and Drop de Sentek).

Tableau. 2. Récapitulatif des technologies de mesures de l'état hydrique de sol en agriculture et exemple de matériel disponible

Principe	Profondeur de mesure	Mesure	Remarque	Modèles disponibles
Tensiométrique	1.2 m	Potentiel	Besoin d'un appareil par profondeur de mesure	Watermark (https://www.metergroup.com/environment/)
Résistivité électrique	0.05 m (ou à enterrer)	Résistance	Mise en place difficile en profondeur	TEROS 12 (https://www.metergroup.com/environment/)
TDR	0.05 m (ou à enterrer)	Temps de parcours		ECH2O GS 1 (https://www.metergroup.com/environment/)
FDR	0.1-1.6 m	Permittivité	Équipé de plusieurs capteurs par sonde	Drill and Drop (http://www.sentek.com.au/)

1.2.2.4 Analyse de l'état hydrique avec les sondes capacitatives

Les sondes capacitatives Sentek permettent de déduire l'état hydrique du sol et de définir les paramètres Hcc, Hpf, le bas de la RFU et la saturation (Zamora Re and Dukes, 2017; Zotarelli and Barreto, 2013).

La Hcc est déterminée graphiquement en prenant la valeur du contenu en eau après attente du temps de ressuyage (Figure. 11). Les périodes de saturation se placent au-delà du seuil de Hcc et sont entourées (en orange) sur la Figure. 12.

La Hpf est plus difficile à déterminer car il faut attendre que la culture atteigne ce seuil. Le bas de la RFU est en revanche identifiable grâce au ralentissement de la consommation en eau (ralentissement de la diminution de la teneur en eau), marqué par une diminution des prélèvements journaliers alors que les conditions météorologiques sont équivalentes (Figure. 12). Le bas de RFU et la Hcc, déterminés graphiquement, sont utilisés pour les conseils en irrigation : un apport en eau est nécessaire à l'approche du bas de la RFU en anticipant les consommations (et les précipitations) des jours suivants. L'objectif est de maintenir la culture dans sa zone de confort (RFU) (Zamora Re and Dukes, 2017).

Bien que la mesure capacitive permettent d'extraire facilement l'information de l'état hydrique d'un sol, sa mise en place sur l'ensemble d'un parcellaire irrigué reste coûteuse, spécifiquement pour les cultures à faible valeur ajoutée comme le maïs. Ces mesures ponctuelles sont dépendantes de la stratégie d'échantillonnage pour être représentative ou non de l'ensemble de la parcelle.

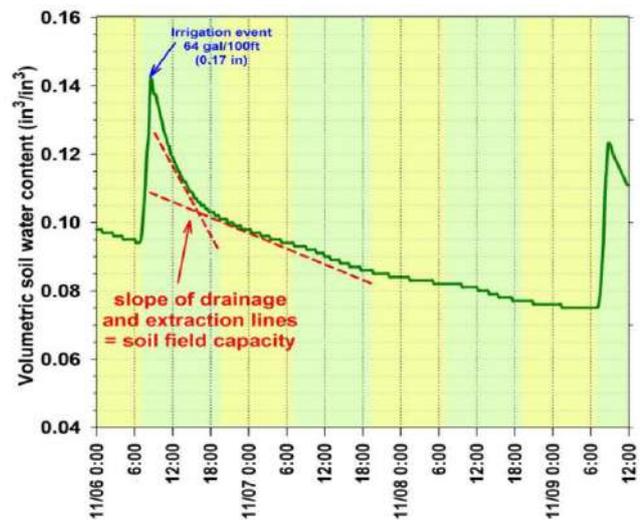


Figure. 11. Détermination de l'Hcc à partir de mesures du contenu en eau d'un sol sableux en état de saturation (0-0.15 m) (Zotarelli et Barreto 2013)

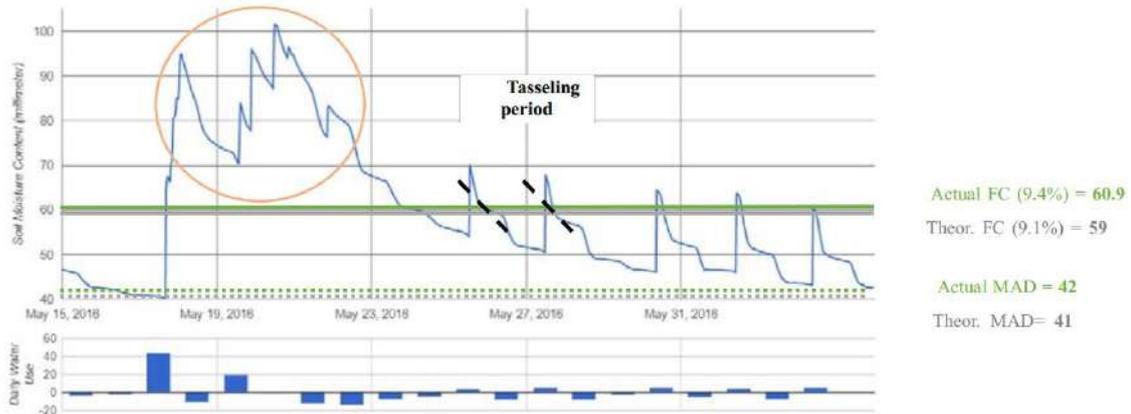


Figure. 12. Comparaison de l'Hcc (FC) et du bas de la RFU (MAD) théoriques avec l'Hcc et le bas de la RFU déterminés à partir de mesures du contenu en eau du sol. La période entourée en orange correspond à une période de saturation en eau du sol (Zamora Re and Dukes, 2017)

1.2.3 Analyse de l'état hydrique par la méthode du bilan hydrique

Lorsqu'il n'y a pas de mesure de l'état hydrique, l'évolution du stock d'eau est estimée en faisant le bilan hydrique (ΔS) des entrées et des sorties (équation 2). La RU correspond alors à la capacité maximale de stockage. Les différentes composantes sont représentées sur la Figure. 13. Les apports en eau proviennent des irrigations (I), des précipitations (P), de la remontée capillaire (A), et pour une part difficilement quantifiable : du ruissellement entrant (R_e). Les prélèvements dans le stock d'eau regroupent l'évapotranspiration (ET_R), le drainage (D) et une part de ruissellement sortant (R_s), notamment lorsque le sol environnant est saturé. Dans la réalité, toutes les entrées ne participent pas à alimenter le sol car une partie est interceptée par le couvert (et évaporée).

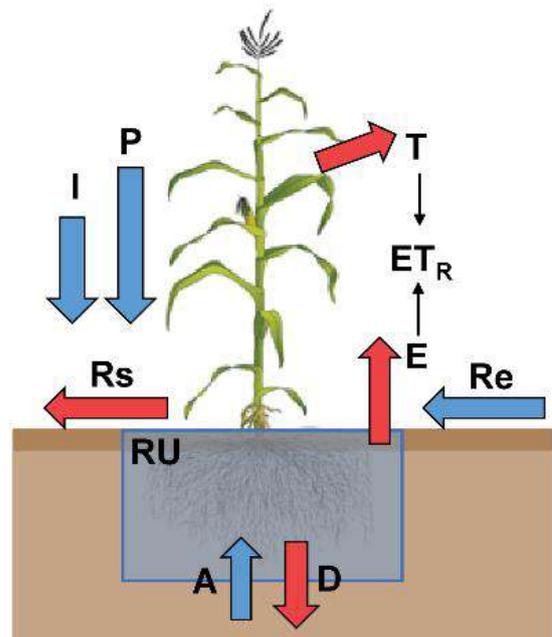


Figure. 13. Composantes du bilan hydrique avec la RU définissant le maximum d'eau

$$\Delta S = (P + I + Re + A) - (ET_R + Rs + D)$$

Chacun des termes est exprimé en mm

(2)

1.2.3.1 Évapotranspiration

Le terme d'évapotranspiration (ET_R) regroupe la transpiration et l'évaporation.

- La transpiration correspond à la consommation en eau de la plante qui peut être déduite de la quantité d'eau évaporée par les feuilles. L'eau prélevée sert au transport des nutriments du sol vers les feuilles où a lieu la photosynthèse et la partie restante est utile au métabolisme de la plante. En contrôlant l'ouverture de ses stomates, la plante a une certaine capacité à limiter sa transpiration.
- L'évaporation retire une partie de l'eau liquide présente dans le sol en la restituant, sous forme gazeuse, à l'atmosphère. Elle est ainsi liée au facteur météorologique.

La transpiration est nulle au semis (avec un sol nu) et elle augmente jusqu'au maximum de développement de la plante (plus grande surface foliaire pour transpirer). À l'inverse l'évaporation va diminuer au fur et à mesure de la fermeture du couvert végétal (Calvet, 2003b).

Mesure de l'évapotranspiration

Depuis sa première formulation par (H. L. Penman, 1948), de nombreuses méthodes sont développées pour quantifier l'évapotranspiration (ET_R). Les approches expérimentales (lysimètre, le rapport de Bowen, les techniques d'Eddy Covariance, etc.) permettent d'estimer l' ET_R à partir de mesures *in situ*. Ces dispositifs sont coûteux et demandent une maintenance régulière (Liou and Kar, 2014).

Estimation de l'évapotranspiration (méthode FAO56)

La méthode (dite « FAO56 ») proposée par Allen et al., 1998 fait référence encore aujourd'hui (Pereira et al., 2015). Elle se base sur les développements présentés par Doorenbos and Pruitt, 1977 qui ont introduit la procédure de calcul de l'évapotranspiration en deux étapes, en utilisant un coefficient adapté à la culture et une évapotranspiration de référence (ET_0) basée sur la méthode de Penman-Monteith (Allen et al., 1998). L' ET_0 représente la demande climatique primaire, calculée au-dessus d'un couvert végétal ras (non limité en eau). Ce coefficient est séparé en plusieurs coefficients dans la méthode FAO56. Le coefficient cultural K_{cb} est fonction du développement de la culture et est relié à la transpiration. Les coefficients W_{Es} et W_{Ts} prennent en compte le stress hydrique pour l'évaporation (W_{Es}) et la transpiration (W_{Ts}) afin de déduire l'évapotranspiration réelle (ET_R) (Figure. 14). En tenant compte des conditions environnementales et du développement de la plante, cette valeur d' ET_R calculée se rapproche de l' ET_R réelle. Par simplification nous utiliserons pour la suite la dénomination ET_R .

La « FAO56 » a l'avantage majeur d'utiliser des données climatiques standardisées. Dans le cas d'une étude à l'échelle locale, il faut posséder un réseau de stations suffisamment dense pour calculer l' ET_0 correspondant à la parcelle. Elle est adaptée à des zones uniformes comme l'échelle parcellaire (Carter and Liang, 2018) et son utilisation est suffisamment généraliste pour être appliquée sur quasiment toutes les cultures et régions du globe. Le paramètre K_{cb} est estimé par pallier dans Allen et al., 1998 à partir d'un plant de maïs standard selon l'avancée des stades phénologiques.

La télédétection peut être utilisée pour lisser ce coefficient et mieux traduire le développement d'une parcelle spécifique. Le coefficient K_{cb} est déduit de l'observation satellitaire à l'aide d'indices de végétation, notamment sur le maïs (Calera et al., 2004; Walter C. Bausch and Christopher M. U. Neale, 1987). Ces estimations sont dépendantes des dates d'acquisition. Combiner l'imagerie satellitaire et la modélisation, permet alors de lisser ce coefficient sans interruption pendant l'ensemble du cycle cultural. Les impacts de maladies et de ravageurs sont intégrés à travers le couvert végétal sans nécessiter une description fine des phénomènes. Un maïs stressé, ravagé, aura une couverture végétale moins développée, une moins forte activité photosynthétique et transpirera moins (Pereira et al., 2015). Le bilan hydrique des parcelles peut être individualisé, sans connaissance à priori des stades phénologiques. Cela rend le calcul du bilan hydrique transposable à large échelle sans trop d'investissement pour l'agriculteur et peut servir de base à un service de pilotage de l'irrigation.

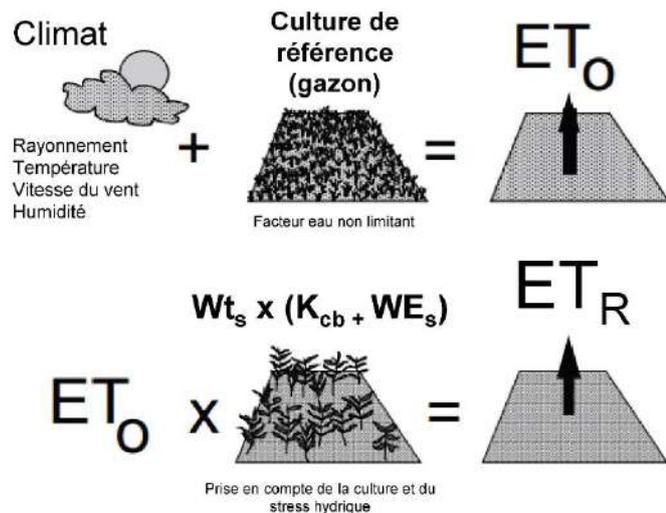


Figure. 14. Estimation de l'évapotranspiration à partir de la méthode FAO 56. L' ET_0 est calculée à partir des données climatiques répondant aux normes de l'OMM, l' ET_R tient compte du développement de la culture (K_{cb}) et de stress (WE_s pour l'évaporation et Wt_s pour la transpiration) impactant son développement (adapté de Allen et al. 1998).

1.3 Observation des cultures par télédétection

1.3.1 Opacité du spectre électromagnétique

Pour l'observation des surfaces cultivées, la télédétection utilise plusieurs portions du spectre électromagnétique. Entre l'objet mesuré et le capteur satellitaire, l'atmosphère va influencer l'information acquise depuis la cible (Figure. 15). Cette influence est d'autant plus faible que la transmission atmosphérique est élevée et est caractérisée par le phénomène d'absorption des molécules composant l'atmosphère (notamment l'H₂O).

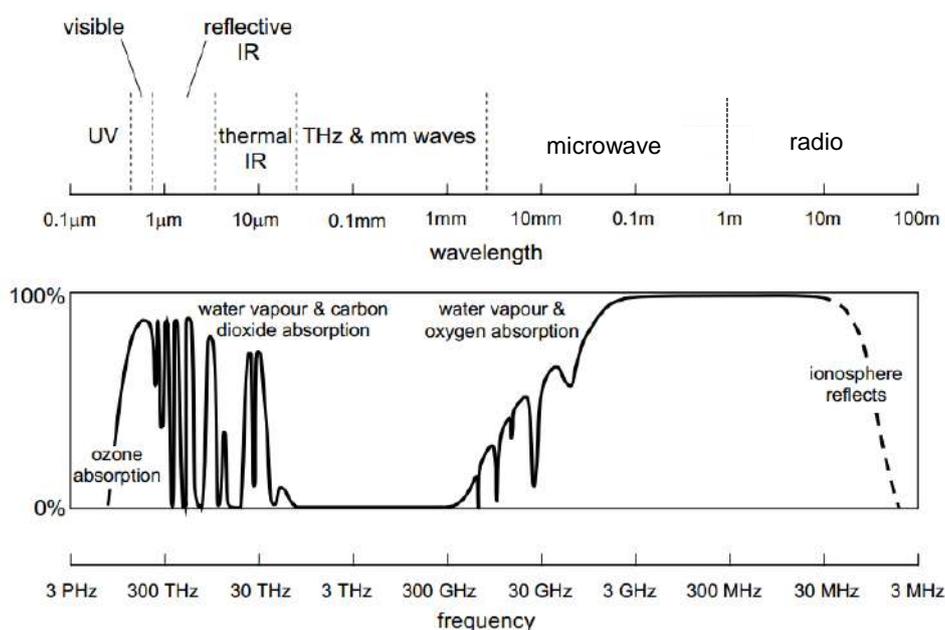


Figure. 15. Le spectre électromagnétique et la transmission atmosphérique, entre la terre et l'espace varie de 0 à 100% suivant la fréquence et la longueur d'onde considérée, modifié de (Richards, 2009)

Le taux d'absorption varie selon la longueur d'onde considérée. La télédétection utilise donc des fenêtres atmosphériques (forte transmission) situées, pour les principales, dans le domaine de l'optique (visible et infrarouge) et des micro-ondes (hyperfréquences). Malgré cela, l'onde électromagnétique peut interagir (phénomène de diffusion ou d'absorption) avec des particules et molécules de l'atmosphère. La diffusion (de Rayleigh, de Mie ou non sélective) dépend de la densité des particules, de la longueur d'onde et de l'épaisseur atmosphérique.

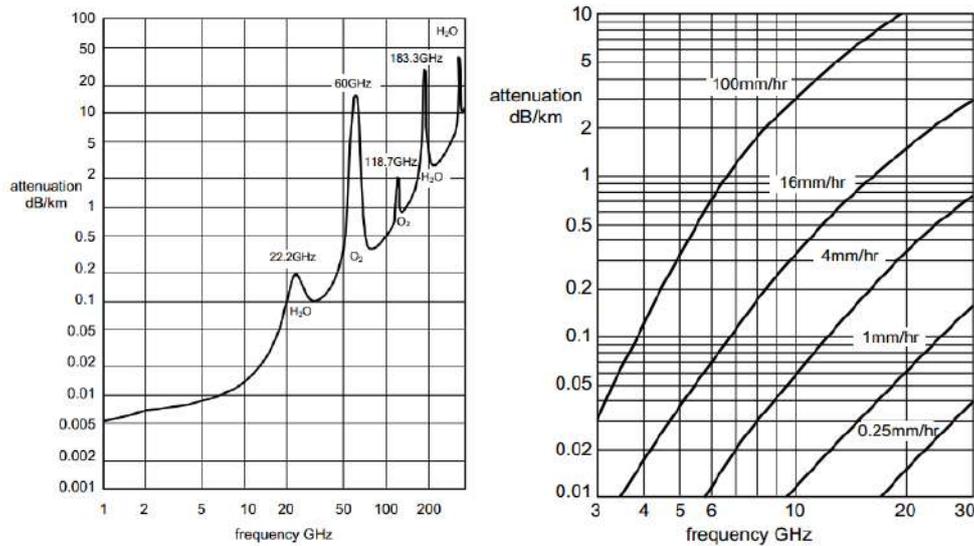


Figure. 16. Impact des composants de l’atmosphère sur des ondes hyperfréquences en fonction de la fréquence utilisée (à gauche) ; Impact des précipitations sur la propagation des ondes hyperfréquences (à droite)

Les longueurs d’ondes de l’optique (courtes longueurs d’ondes) sont sensibles à ce phénomène, contrairement aux hyperfréquences qui ont des fréquences s’étendant de 300 MHz à 12 GHz (Tableau. 3) et pour lesquelles le niveau d’atténuation sur le signal est très faible (Figure. 16). En cas de couverture nuageuse avec des précipitations, l’impact reste très limité pour les bandes P à C mais plus important pour la bande X dans le cas de précipitations orageuses importantes (Figure. 16).

Tableau. 3. Présentation des satellites (actuellement et prochainement) disponibles pour acquérir de l’information à haute résolution spatiale avec des capteurs utilisant différentes bandes du spectre électromagnétique (optique ou hyperfréquences)

Domaine	f	λ	Satellite d’observation de la Terre ($5m \leq$ résolution spatiale $\leq 30m$)
Optique	215-750 THz	3-0.4 μm	Landsat-8, Spot 6-7, Sentinel-2 (A/B), Venus, CBERS-4 (ou Ziyuan I-04), ResourceSat-1 et 2
Hyperfréquences			
P	<300 MHz	>1m	Biomass (2020)
L	1-2 GHz	15-30 cm	ALOS-2 (PALSAR2), Tandem-L (2022)
C	4-8 GHz	3.75-7.5cm	RADARSAT-2, GAOFEN-3, Sentinel-1(A-B), RCM : Radarsat Constellation Mission (2018+)
X	8-12 GHz	2.5-3.75	TerraSAR-X/ TanDEM-X/ PAZ, TerraSAR Next Generation (2020+), CosmoSkyMed-1(2), RISAT 1-2

1.3.2 Suivi de la couverture foliaire par imagerie optique

La couverture foliaire permet de caractériser la végétation ; plusieurs dénominations sont employées pour la définir :

- Le LAI (Leaf Area Index) correspond à la surface foliaire d'une plante ramenée à la surface au sol.
- Le GLAI (Green LAI) considère uniquement la surface foliaire photosynthétiquement active (de couleur verte).

Le GAI (Green Area Index) considère à la fois la surface des feuilles et des tiges photosynthétiquement actives. C'est la dénomination la plus réaliste dans le cadre de l'imagerie satellitaire car la distinction entre la tige et la feuille n'est pas envisageable à haute résolution spatiale. Pour la revue de la littérature et pour la suite de la thèse, nous utiliserons le terme (GAI). Cette variable caractérise la surface d'échange de l'énergie des plantes avec l'atmosphère et définit les propriétés de réflectance, elle s'exprime en $m^2.m^{-2}$.

1.3.2.1 Approches empiriques

Les capteurs optiques utilisés, sont dits passifs car ils n'émettent pas leur propre source d'énergie mais utilisent celle du soleil, réfléchi sur la cible. Cette énergie est soumise à des interactions avec l'atmosphère. Après prétraitements, les images obtenues sont exprimées en réflectances et caractérisent la capacité d'une surface à réfléchir vers le capteur l'énergie qu'elle reçoit. Ces réflectances sont ensuite combinées pour calculer des indices de végétation.

Haboudane, 2004 évalue de nombreux indices sur le maïs (le NDVI, le Renormalized Difference Vegetation Index (RDVI), le Modified Simple Ratio (MSR), le Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), le Soil and Atmospherically Resistant Vegetation Index (SARVI), le MSAVI, le Triangular Vegetation Index (TVI), et le Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index (MCARI)). De bonnes relations sont trouvées entre ces indices de végétation et le GAI mesuré (ou obtenu à partir de photographies hémisphériques). Bien qu'il soit le plus représenté dans la littérature, le NDVI (Tucker, 1979) reste sensible à la saturation sur les forts couverts végétaux. Selon Haboudane, 2004, ces indices sont tous affectés par la variation de la concentration en chlorophylle et par une saturation des valeurs à de hauts niveaux de GAI ($> 3-4 m^2.m^{-2}$). Il propose le MTVI2 (Modified TVI) pour limiter ce phénomène de saturation. La relation obtenue entre cet indice et le GAI est jugée robuste avec un $R^2 = 0.89$ et une faible erreur quadratique moyenne (RMSE = 0.46). Le GAI peut ensuite être calculé par inversion de cette relation. Les approches empiriques présentent cependant l'inconvénient d'être spécifiques à leur zone de calibration (Haboudane, 2004). Les approches empiriques n'utilisent qu'une partie des réflectances (à travers les indices de végétation) et manquent de descriptions plus physiques du couvert (Weiss et al., 2000).

1.3.2.2 Approches par la modélisation

Les techniques d'inversion, se basant sur des modèles de transferts radiatifs, intègrent une compréhension de la distribution du couvert végétal à travers une description de son architecture. C'est la modélisation de ce couvert qui va influencer les réflectances et contraindre l'inversion. Dans le contexte opérationnel, Weiss and Baret, 1999 proposent l'utilisation d'un modèle radiatif avec une faible complexité de calcul, en décrivant comme un milieu trouble la végétation. Ce milieu se compose de petits éléments ayant une distribution angulaire, lui attribuant ses propriétés optiques (à savoir la propagation du rayonnement). Le modèle BVnet (Biophysical Variables neural NETwork (Baret et al., 2007)) reprend le modèle PROSAIL (Baret et al., 1992) issu de la combinaison des modèles SAIL (Verhoef, 1984) et PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990) pour simuler les propriétés spectrales et directionnelles du couvert végétal. Ce modèle de transferts radiatifs est capable de simuler des réflectances de 400 nm à 2500 nm. À l'échelle du pixel, le modèle d'inversion utilise un réseau de neurones pour établir une relation statistique entre les sorties de simulations du modèle radiatif et les variables biophysiques. BVnet est donc capable d'utiliser toutes les images satellitaires ayant une longueur d'onde comprise du visible jusqu'à l'infrarouge moyen pour simuler le GAI. Sur des cultures de maïs et à partir d'images Landsat-8, Deimos et Spot-4, Battude et al., 2016 établissent une bonne corrélation ($R = 0.92$) entre le GAI mesuré (issue de photographies hémisphérique) et celui simulé par le modèle.

1.3.3 Suivi de la culture de maïs par imagerie SAR

1.3.3.1 Principes de base de l'acquisition des images

Le Radar utilise sa propre source d'énergie, il est qualifié de capteur actif et peut s'utiliser sous toutes les conditions d'illumination (de jour comme de nuit). Son principe est d'envoyer une impulsion électromagnétique (dans le domaine des hyperfréquences) et de mesurer le temps que met cette impulsion pour atteindre la cible et être réfléchi (rétrodiffusé) vers le capteur. La distance à l'objet est déduite de la vitesse de propagation de l'impulsion (Richards, 2009). L'impulsion envoyée est dite polarisée car le champ électrique de l'onde électromagnétique est orienté de manière verticale (V) et/ou horizontale (H) (Figure. 17). L'antenne réceptionne ensuite l'information polarisée. Suivant la polarisation choisie, en transmission ou réception, il est possible de former plusieurs combinaisons :

- Parallèles : HH (transmission et réception en horizontal), VV
- Croisées : HV (transmission horizontale et réception verticale), VH

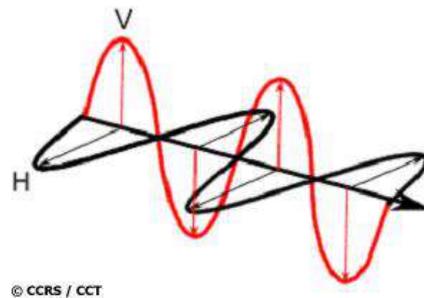


Figure. 17. Polarisation horizontale (en noir) et verticale (en rouge) d'une onde électromagnétique plane

Les capteurs enregistrent l'information en simple polarisation (exemple : VV), en double (VV et VH) et/ou en polarisation complète (HH, VV, HV, VH). Ces différentes combinaisons apportent une information complémentaire puisqu'elles ont une interaction différente avec la cible (RNCAN, 2016).

1.3.3.2 Cellule de résolution et géométrie de visée

L'antenne SAR installée sur le satellite radar fauche de manière latérale et influence les caractéristiques de l'image. La portée « proximale » correspond à la limite la plus proche de la zone balayée alors que la portée « distale » marque la plus éloignée. L'angle d'incidence du signal augmente (pour être plus rasant) en allant de la portée proximale à la portée distale (Figure. 18). La cible est représentée sur l'image obtenue par une cellule de résolution (ou pixel), dont la géométrie est définie en fonction de la direction de la plate-forme. Un pixel radar est caractérisé par les résolutions radiale (Rr) et azimutale (Ra).

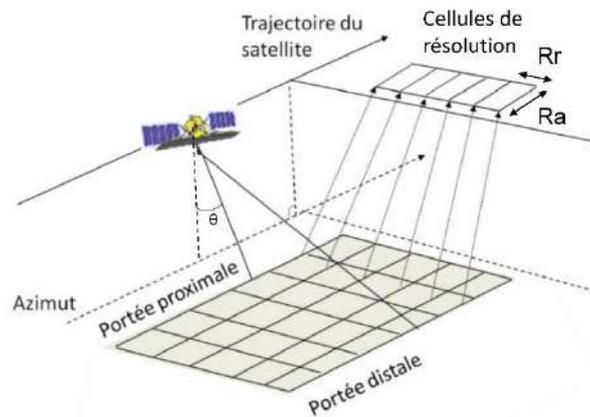


Figure. 18. Acquisition d'information sur une cellule de résolution à partir d'un capteur SAR (Betbeder, 2015, adapté de Lee and Pottier, 2009). Les résolutions des cellules sont composées de la résolution radiale (Rr), de la résolution azimutale (Ra) et l'angle d'incidence à la portée proximale

Résolution radiale

Les impulsions de retour du signal doivent être distinctes pour séparer deux cibles au sol. Les échos peuvent se chevaucher dans le cas où elles seraient trop proches. Ces impulsions sont dépendantes des caractéristiques de l'onde émise à l'égard de la durée de l'impulsion (τ dans l'équation 3) qui doit être assez longue pour envoyer suffisamment d'énergie sur la cible. La résolution minimale (r_r) s'exprime par la formule :

$$r_r = \frac{c_0 \times \tau}{2} \quad (3)$$

Avec c_0 : la vitesse de la lumière dans le vide, τ : la durée de l'impulsion émise.

Projetée au sol, la valeur de la résolution au sol est caractérisée par la durée de l'impulsion et par l'angle d'incidence (θ), d'où la formule 4:

$$r_{r-sol} = \frac{c_0 \times \tau}{2 \sin(\theta)} \quad (4)$$

Résolution azimutale

Face à une taille d'antenne limitée (l) sur le satellite, la technologie de radar à Synthèse d'Ouverture (SAR : Synthetic Aperture Radar) simule une antenne de grande dimension en synthétisant l'information d'une même zone à partir d'images successives. Chaque cellule de résolution est ainsi balayée plusieurs fois sous des angles et positions différents. Par simplification, la résolution azimutale (Ra) est définie par la longueur d'antenne du satellite (équation 5).

$$Ra \cong \frac{l}{2} \quad (5)$$

Avec l : le diamètre de l'antenne

Caractérisation d'un pixel

Chaque pixel est caractérisé par le coefficient de rétrodiffusion (σ° ou sigma-zéro) (équation 6). Il est proportionnel au rapport entre la puissance reçue (puissance diffusée) et la puissance émise au niveau de l'antenne. D'autres paramètres comme le gain de l'antenne ou les pertes en propagation sont pris en compte dans l'équation radar formulée par Ulaby et al., 1982 (équation 7). Pour la suite, σ° sera exprimé sur une base logarithmique en dB (sous-entendu dB par unité de surface, équation 6) (Lee and Pottier, 2009).

$$\sigma_{dB}^0 = 10 \times \log_{10}(\sigma_{naturel}^0) \quad (6)$$

$$\text{Avec } \sigma_{naturel}^0 = \frac{(4\pi)^3 \times r_0^4}{\lambda_0^2} \times \frac{L_e \times L_r}{G_e \times G_r} \times \frac{P_r}{P_e} \times \frac{1}{S_{eff}} \quad (7)$$

Avec r_0 : distance cible/antenne ; λ_0 : longueur d'onde ; G_e et G_r : gains à l'émission et à la réception ; L_e et L_r : facteurs de perte à l'émission et à la réception ; P_e et P_r : puissances émise et reçue ; S_{eff} : surface effective vue par le radar

1.3.3.3 Chatoiement de l'image

L'interprétation d'une image radar n'est pas aussi naturelle qu'une image optique car elle est caractérisée par une texture poivre/sel qualifiée de chatoiement (ou « speckle » en anglais). Pour une cellule de résolution, l'onde est réfléchiée par une multitude de réflecteurs distribués aléatoirement dans le couvert. La somme cohérente de ces ondes rétrodiffusées peut à la fois amener à des interférences constructives ou destructives (Elachi, 1988). Sur une même

surface, pourtant homogène, les valeurs de cellules voisines sont alors dissemblables. Pour réduire le chatoiement, un traitement multi-visée (ou multi-look) et un filtrage spatial peuvent être utilisés. Le traitement multi-visée est inhérent à l'acquisition et consiste à faire la moyenne de plusieurs images distinctes d'une même scène. Le filtrage spatial peut quant à lui être appliqué après acquisition. Le principe est de moyenniser plusieurs cellules de résolution au sein de zones homogènes tout en préservant les contours à l'aide de filtres adaptatifs. Suivant les besoins, de nombreux filtres existent mais le « Lee Refined » (Lee, 1981) reste le plus utilisé.

1.3.3.4 Mécanismes de rétrodiffusion

De nombreux paramètres (fréquence, polarisation, angle de visée, couvert) interfèrent entre eux pour caractériser ce signal selon 3 grands mécanismes présentés sur la Figure. 19.

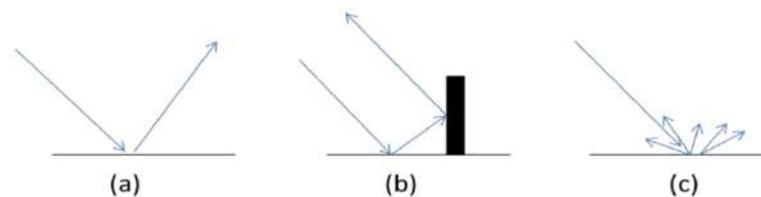


Figure. 19. Mécanismes de diffusion spéculaire (a), de double rebond (b) et diffusion multiple (c) d'un signal radar (Ulaby et al., 1986)

Le signal rétrodiffusé se définit par la portion de signal qui retourne de la cible vers l'antenne. De nombreux paramètres, intrinsèques au signal (fréquence, polarisation, angle de visée) ou relatifs à la surface (relief, couvert...) interfèrent entre eux pour caractériser ce signal.

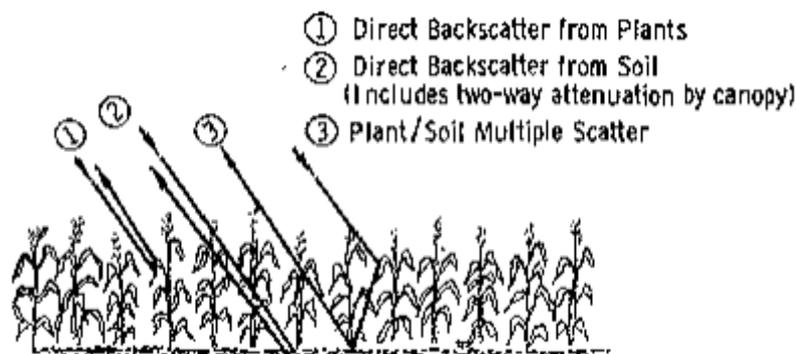


Figure. 20. Principales sources de diffusion dans un couvert de maïs (Ulaby et al., 1984)

Au sein d'une culture, les ondes interagissent avec le sol et les composantes du couvert végétal selon plusieurs mécanismes de diffusion (Figure. 20). Une part du signal est renvoyée

par la plante (diffusion de volume) ou par le sol (diffusion de surface) lorsque le couvert n'est pas totalement couvrant. Le coefficient de rétrodiffusion peut interagir à la fois avec le sol et le couvert (doubles rebonds). Ces mécanismes vont varier selon les caractéristiques du radar et du niveau de développement de la végétation.

1.3.3.5 Constitution d'une série temporelle d'images

Pour un suivi de l'intégralité de la saison culturale, Auquièrre, 2001 préconise d'acquérir une série d'images avec une importante répétitivité afin de suivre en détail la croissance du maïs (concentrée sur à peine deux mois). De nombreux auteurs tirent bénéfices d'acquisitions prises sous plusieurs angles d'incidence (Fieuzal, 2013). En utilisant la variation de l'angle d'incidence locale, une normalisation angulaire permet de limiter l'influence de l'angle d'incidence et du relief (surtout dans le cas de reliefs modérés (Auquièrre, 2001)). Betbeder et al., 2016; Fieuzal and Baup, 2016 évaluent la sensibilité du signal en fonction du NDVI pour normaliser les images en se basant sur les travaux d'(Ulaby et al., 1984).

1.3.3.6 Observation des sols nus à partir du radar

Le début de la période culturale (avant et après le semis) est dominé par un sol nu. En l'absence de couvert, les rétrodiffusions radars sont caractérisées par les propriétés de rugosité et d'humidité du sol. De nombreuses études déduisent cette humidité sur les premiers centimètres à l'aide de données satellitaires radars. La polarisation VV apparaît comme la plus pertinente lorsque les données Sentinel-1 sont utilisées (Bousbih et al., 2017; Hajj et al., 2017).

La rugosité du sol dépend principalement des pratiques agricoles (labour, hersage, etc.) qui créent des microreliefs (sillons, buttes, etc.). À proximité de notre zone d'étude, Fieuzal, 2013 a mis en avant qu'après le semis la rugosité n'avait pas d'impact sur le signal. En l'absence d'intervention après le semis, le sol peut être considéré comme lisse et à rugosité constante.

1.3.3.7 Suivi de la végétation du maïs à partir de données radar

La majorité des études faites sur le radar utilisent la bande C, grâce à la mise à disposition de nombreux capteurs basés sur cette fréquence depuis 1991 (Hosseini et al., 2015): ERS-1 (1991–2000), ERS-2 (1995–2011), RADARSAT-1 (1995–2013), Envisat ASAR (2002–2012), RADARSAT-2 (2007-) et Sentinel-1 (2014). Dans le cas de cultures à larges feuilles (comme le maïs), la bande L serait la plus adaptée en offrant une meilleure pénétration du signal dans le couvert et en étant moins sensible à une saturation du signal (Ferrazzoli et al., 1997). Dans l'attente de futures missions satellitaires, nous étudierons uniquement l'utilisation de la bande C. Le comportement du signal rétrodiffusé varie fortement suivant le type de plante. Les plantes à feuilles larges ont un signal radar croissant lorsque la végétation se développe, alors que la tendance est inversée pour les plantes à feuilles étroites (ex : blé) (Macelloni et al., 2001). Pour éviter toute confusion, nous nous intéresserons exclusivement à la littérature traitant du maïs.

L'influence du sol est prépondérante durant les premiers stades phénologiques et c'est la variation de l'humidité de surface qui influence les coefficients de rétrodiffusions. Cette contribution est progressivement atténuée par le développement de la végétation (Blaes et al., 2006). Du fait de sa structure en couronne, la polarisation HV (ou VH), est sensible au volume de la plante (Gao et al 2013). Ulaby et al., 1986 ont auparavant mis en avant ces propriétés (à l'aide d'un diffusiomètre). Dans Ulaby et al., 1990, ils ajoutent que ce volume serait fortement lié aux paramètres de la feuille – densité/taille/épaisseur. Pour les plantes à feuilles larges comme le maïs, le signal sature à un stade de végétation précoce, vers 1m de hauteur d'après (Auquièrre, 2001).

Le signal radar est sensible à la structure de la plante qui peut être reliée à la biomasse. Avec les données ERS-1 (polarisation VV, de 10 à 30m de résolution), (Auquièrre et al., 1997) trouvent une bonne relation entre le signal et la matière sèche ($R=0.9$). À l'aide d'un diffusiomètre, Della Vecchia et al., 2008 mettent en avant de bonnes corrélations ($R > 0.7$) entre la biomasse et la taille en utilisant le ratio VV/HV (angle d'incidence $> 30^\circ$). Ils affirment que VV et HV, donnent un bon potentiel (à forte revisite) pour le suivi de l'humidité et de la biomasse. Ils indiquent cependant que VV est sensible à l'humidité du sol tandis que le ratio en est peu affecté.

Plusieurs études mettent en avant les capacités du radar pour retrouver les paramètres biophysiques tel que le GAI. En testant les quatre polarisations de Radarsat-2, (Jiao et al., 2010) identifient que la polarisation HV (ou VH) donnait les meilleurs coefficients de corrélation ($R = 0.90$) pour estimer le GAI. Ces résultats diminuent ($R = 0.79$) lorsque l'angle d'incidence des acquisitions augmente (de 26° à 40°). Gao et al., 2013 confirment que la polarisation croisée donnait les meilleurs résultats ($R = 0.67$). Les données radar peuvent aussi être couplées à des modèles physiques pour estimer le GAI. Dans l'étude d'Hosseini et al., 2015, de bonnes corrélations sont déduites des doubles polarisations HH–HV et VV–HV ($R = 0.83$ et 0.81 respectivement). En étant le moins sensible à l'humidité du sol, le ratio VV/VH est le plus adapté pour évaluer la croissance du maïs jusqu'à un GAI de 4.9 (et une biomasse fraîche de 6.5 kg.m^{-2}) (Blaes et al., 2006).

À notre connaissance, aucune étude n'est pour l'instant disponible sur des relations statistiques entre des données Sentinel-1 et des variables biophysiques (GAI ou biomasse) sur un couvert de maïs.

1.3.3.8 Modèles de rétrodiffusion radar (physiques et semi-empiriques)

Les modèles de rétrodiffusion radar sont classés en deux catégories :

- Les modèles physiques, aussi nommés modèles théoriques ou analytiques, se basent sur l'utilisation de modèles électromagnétiques de diffusion. Ils sont complexes à implémenter en nécessitant de nombreux paramètres (Gorrab, 2016).
- Les modèles semi-empiriques sont établis à partir de simples relations d'inversion basées sur des données expérimentales réelles (Gorrab, 2016). Ils sont difficilement transposables à d'autres zones d'études en étant limités par leur zone de calibration. Ils demandent cependant peu de ressources et de paramètres à renseigner (Holah, 2005).

Ces modèles simulent le coefficient de rétrodiffusion d'une surface donnée. Suivant ses caractéristiques et les paramètres radar (polarisation, incidence, longueur d'onde), la contribution du sol (rugosité et humidité) va être atténuée par le couvert végétal et être influencée par plusieurs mécanismes de diffusion (diffusion directe et diffusion de doubles rebonds) (Fieuzal, 2013; Baup, 2007; Holah, 2005).

Les parts des contributions peuvent être définies lorsque le coefficient de rétrodiffusion simulé est semblable à celui acquis par un capteur. Pour extraire des variables agronomiques, ces modèles doivent être inversibles (Champion, 1996). L'humidité du sol et le GAI sont les premières variables agronomiques extraites dans le cas des grandes cultures. Dans le cas du maïs, le coefficient de rétrodiffusion est influencé par la rugosité et l'humidité du sol, ainsi que par la structure et le contenu en eau de la plante. Ces derniers sont corrélés à la surface foliaire pendant les stades végétatifs (Beriaux et al., 2013). Le modèle Water Cloud (WCM) est calibré par Baghdadi et al., 2017 pour retrouver l'humidité du sol de cultures de blé et de prairies en se basant sur la polarisation VV avec une erreur RMSE inférieur à 1.5 dB.

Mandal et al., 2019 ont pu simuler le GAI avec précision ($R^2 = 0.83$) sur le blé en se basant sur le WCM. Cette étude bénéficie de l'ensemble des polarisations disponibles sur le satellite Radarsat-2 et n'est par conséquent pas reproductible avec l'utilisation de Sentinel-1. Pour le maïs, les résultats de Beriaux et al., 2013 avec le WCM montrent que le signal radar n'est pas sensible au GAI lorsque l'humidité du sol est comprise entre 17 et 22 %, soit la majorité du temps. Sans élimination de ces valeurs, le GAI est donc difficile à inverser.

En résumé, les modèles de rétrodiffusion radar sont adaptés pour estimer des variables agronomiques telles que le GAI et l'humidité du sol à large échelle. Face à la complexité des modèles physiques, ceux semi-empiriques semblent adaptés à l'opérationnel, comme le suggèrent (Beriaux et al., 2013). Dans l'attente d'améliorations de la précision sur l'estimation du GAI avec les modèles semi-empiriques, nous nous baserons sur de simples relations empiriques pour la suite de la thèse.

1.4 Modélisation du fonctionnement agronomique des cultures

Les modèles sont une représentation simplifiée de la réalité. Suivant les besoins, il est alors possible de schématiser une part de ces processus sous la forme d'équations décrivant l'évolution de ces variables. Il n'y a pas de modèle générique, chaque modèle de culture est développé pour répondre à un besoin spécifique en considérant les données disponibles en entrée.

1.4.1 Niveaux d'échelle de la modélisation

Whisler et al., 1986 ont proposé de classer ces modèles en plusieurs niveaux hiérarchiques. En accord avec nos objectifs, nous nous intéresserons à des modèles fonctionnant au pas de temps journalier tout en ayant l'échelle parcellaire pour référence (Figure. 21).

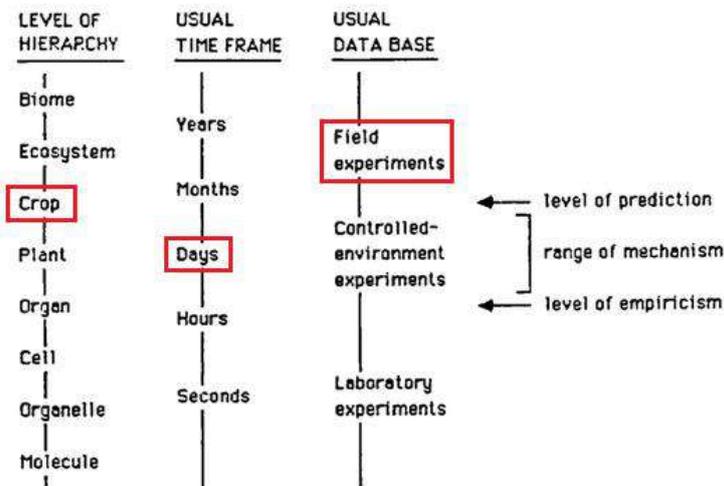


Figure. 21. Classification hiérarchique des processus intégrés à la modélisation selon le niveau d'échelle considéré (Whisler et al., 1986)

1.4.2 Historique des modèles

De nombreux modèles sont développés depuis presque 50 ans (historique repris sur la Figure. 22 (Jin et al., 2018)). La tendance est de regrouper les différents modèles au sein de plateformes logiciels pour uniformiser les versions et faciliter leur distribution (souvent librement). La distribution sous format logiciel permet de séparer les versions en développement des versions opérationnelles (basées sur une interface plus conviviale). Pour les classer, les modèles empiriques sont souvent opposés aux modèles « mécanistes », comme le préconisaient Whisler et al., 1986.

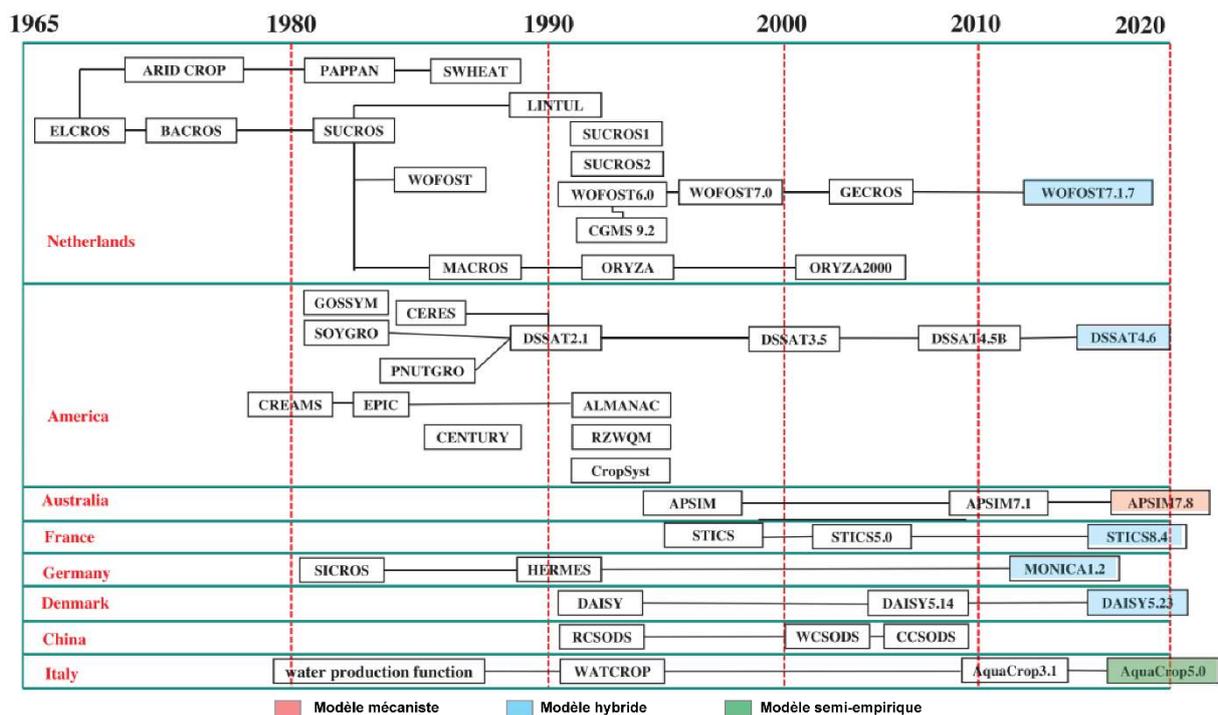


Figure. 22. Historique du développement des principaux modèles de cultures (de 1965 à 2020) - (Jin et al., 2018)

1.4.3 Modèles empiriques

Les modèles empiriques (ou statistiques) décrivent directement les données observées à partir de régressions statistiques. Ils sont utilisés pour examiner le jeu de données mais ne permettent pas d'expliquer les mécanismes impliqués. Ils peuvent établir des relations entre les variables biophysiques de la plante (comme la couverture foliaire) et le rendement (Oteng-Darko et al., 2013). Afin d'améliorer la robustesse de la relation, les mesures doivent être prises sous différentes conditions (variétés, stades phénologiques, etc.) (Dorigo et al., 2007). Ces modèles sont simples à mettre en œuvre mais sont spécifiques et leurs relations doivent être vérifiées lorsqu'ils sont appliqués à d'autres conditions (climat, sol, ou année culturale différente).

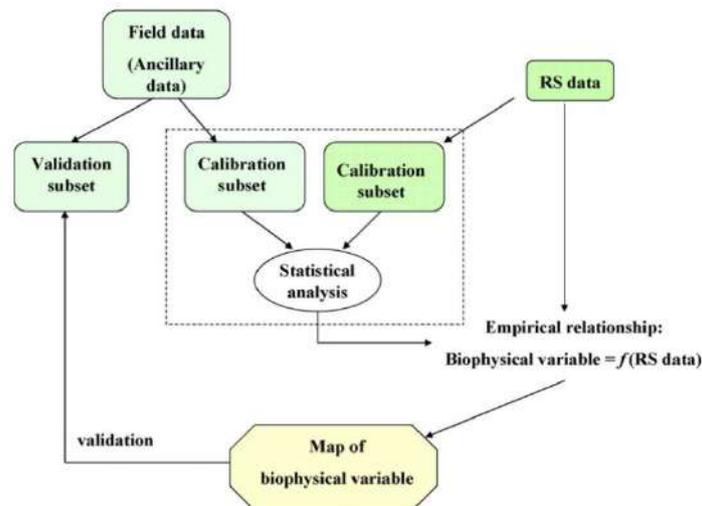


Figure. 23. Couplage de l’approche statistique avec des données satellitaires (RS data)

Ces modèles reprennent de l’information agronomique mais aussi satellitaire (Figure. 23). Ils utilisent des données optiques (en se basant sur les indices de végétation) et plus récemment le domaine des hyperfréquences pour en déduire les différentes variables biophysiques (voir la partie 1.3.3). Ce type de modèle est encore appliqué aux zones d’études où peu de données, autres que celles satellitaires, sont disponibles (Ferencz et al., 2004). Récemment, de nouvelles méthodes statistiques comme les réseaux de neurones sont venues enrichir l’offre de méthodes utilisables (R. Fieuzal et al., 2017).

1.4.4 Modèles mécanistes

Un modèle mécaniste décrit les comportements d’un système. Certains mécanismes sont représentés à une échelle inférieure aux besoins. Par exemple, pour étudier la couverture foliaire, le mécanisme de croissance cellulaire des feuilles peut être intégré. Ces modèles cherchent à être les plus fidèles aux processus physiques, biologiques et chimiques de la culture. La Figure. 24 représente le module végétation du modèle DAISY (S. Hansen et al., 2012) (mécaniste d’après Di Paola et al., 2016) pour lequel une grande partie des éléments et processus de la plante est modélisée.

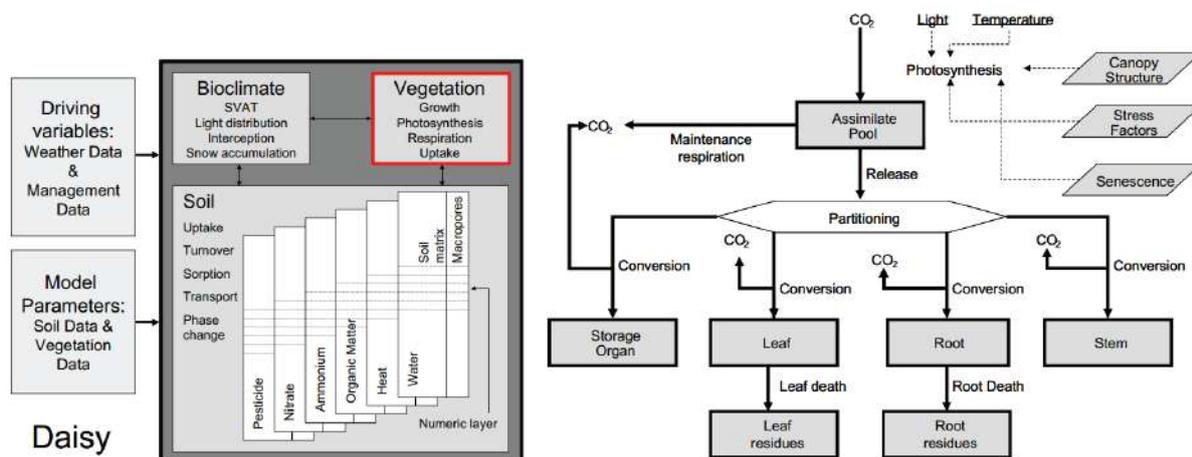


Figure. 24. Composition des modules du modèle mécaniste DAISY (à gauche) ; Détail des processus modélisés dans le module végétation (à droite) - S. Hansen et al. 2012

Au fur et à mesure de l'avancée des connaissances, différents paramètres et variables sont ajoutés à la modélisation pour décrire les mécanismes (Oteng-Darko et al., 2013). Cela requiert une expertise de plusieurs disciplines (étude du sol, des maladies, de l'économie, etc.) (Boote et al., 1996). Ces modèles sont adaptés à une étude au niveau parcellaire et fonctionnent généralement au pas de temps journalier, mais ils requièrent un grand nombre de paramètres à renseigner. Leur niveau de complexité par rapport aux modèles empiriques est plus important, les modèles mécanistes ne sont donc pas adaptés pour une visée opérationnelle, comme dans le cas de prévisions de rendements (Di Paola et al., 2016). En réalité, ces modèles sont peu nombreux et même le plus mécaniste des modèles contient des éléments empiriques (Boote et al., 1996).

1.4.5 Modèles hybrides

La plupart des modèles croisent des approches mécanistes et empiriques d'où la dénomination de « modèle hybride ». De tels modèles reposent sur des processus mécanistes mais utilisent des relations empiriques pour adapter ces processus à des changements environnementaux (Di Paola et al., 2016). Prenons par exemple la structure du modèle CERES-Maize sur la (Figure. 25). Ce modèle garde la description fine de certains mécanismes et reproduit de nombreuses variables comme les besoins en azote, les stades phénologiques, le bilan d'eau, le bilan radiatif, les flux de carbone, etc. Un important jeu de paramètres doit être constitué pour renseigner ces mécanismes.

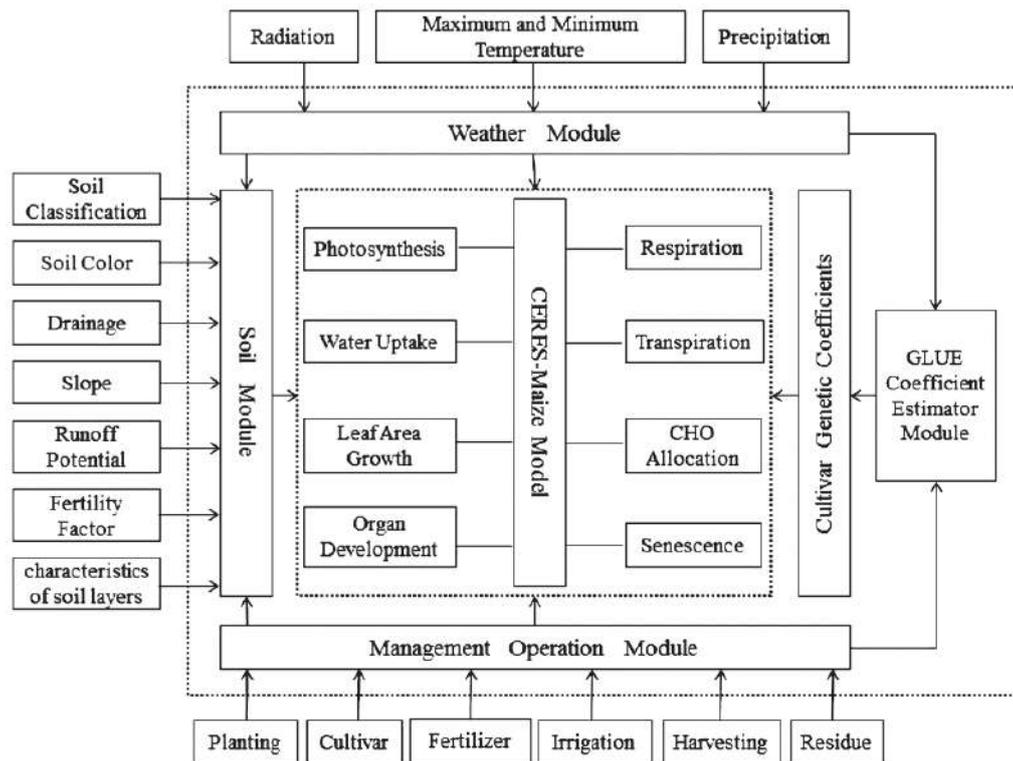


Figure. 25. Structure du modèle CERES-Maize (DSSAT) - (Lin et al., 2015)

De nombreux modèles simulent la production et le rendement du maïs. Les modèles Hybrid-maize (Yang et al., 2004) et GRAAL (Drouet and Pagès, 2003) sont moins connus que ceux déjà présentés sur la Figure. 22 : CSM-CERES-Maize aujourd'hui inclus dans DSSAT (Hodges et al., 1987), WOFOST (Diepen et al., 1989) et STICS (Brisson et al., 2003). Ces derniers modèles (particulièrement CSM-CERES-Maize et STICS) sont éprouvés sur différentes variétés et dans des conditions climatiques variées (Jin et al., 2017; Balderama et al., 2016; Wang et al., 2013; Fang et al., 2008; Brisson et al., 2003; Hodges et al., 1987).

Face à la complexité de prises de mesures à l'échelle régionale ou nationale, l'information satellitaire permet de renseigner une partie de ces paramètres. L'utilisation des données optiques est la plus courante mais certains de ces modèles commencent à intégrer des données radar sur d'autres cultures comme le blé (CERES-Wheat (Dente et al., 2008, 2004), STICS (Chauki et al., 1999; Prévot et al., 2003).

Malgré une simplification par rapport aux modèles mécanistes, la description des aspects biologiques et physiologiques est jugée trop détaillée pour certaines applications. Plusieurs auteurs proposent alors de développer des modèles aux formalismes plus simplifiés (Duchemin et al., 2008).

1.4.6 Modèles semi-empiriques

Les modèles semi-empiriques (ou modèles hybrides simplifiés) ne cherchent pas à représenter tous les processus et se rapprochent davantage des modèles empiriques. Par exemple, les stress environnementaux (maladies, déficit en azote ou en eau), ne sont pas modélisés et sont intégrés à travers la notion du développement foliaire. Plus les stress seront importants (sans caractériser leurs origines) et plus cela affectera la croissance foliaire et en définitif celle de la plante (Duchemin et al., 2008). Ces simplifications permettent de réduire le jeu de paramètres. Ces modèles sont spécifiques à la simulation de la biomasse et du rendement. Plusieurs modèles sont validés avec succès sur le maïs (Aquacrop (Heng et al., 2009; Hsiao et al., 2009), SAFY (Simple Algorithm For Yield model) (Claverie et al., 2012), GRAMI (Maas, 1992)). Ils utilisent les théories d'efficience de la plante avec les équations de Monteith (Monteith, 1972). En se basant sur le cumul en degrés jour, ils simulent la couverture foliaire, à partir de laquelle la production de biomasse est dérivée. Le plus ancien, Aquacrop, est soutenu par la FAO et est destiné à des utilisateurs novices par le biais d'une application (Hsiao et al., 2009). Il offre la meilleure description du bilan hydrique avec un module tenant même compte du ruissellement (Raes, 2017). GRAMI et SAFY-WB (SAFY combined with a Water Balance) sont respectivement développés par l'USDA (« United States Department of Agriculture ») et le CESBIO. Tous deux sont contrôlés par les mêmes équations principales (Duchemin et al., 2008). Contrairement à GRAMI, SAFY-WB intègre un simple module de bilan hydrique se basant sur la méthodologie de la FAO56 (Allen et al., 1998).

Tous ces modèles sont couplés à des données satellitaires optiques (calibration et/ou validation). Aquacrop (Kim and Kaluarachchi, 2015) estime des valeurs de rendement à la parcelle, mais n'est validé qu'à l'échelle du comté. Pour l'étude la plus récente de SAFY (SAFY-WB sans module hydrique), Battude et al., 2016 estiment avec une fiabilité intéressante ($R^2 = 0.66$), les valeurs de rendement à l'échelle locale (à la parcelle). Ce même travail est réalisé à l'échelle régionale en agrégeant les estimations des parcelles et en les comparant aux statistiques départementales. Agréger les parcelles lisse les erreurs locales d'estimation, ce qui améliore nettement les statistiques globales ($R^2 = 0.81$ sur 2013 et 2014). À notre connaissance, aucune étude récente n'est publiée avec GRAMI. Depuis 15 ans, les seules cultures étudiées et publiées avec l'utilisation de GRAMI (d'après Google Scholar) concernent le blé (Padilla et al., 2012), le coton (Ko et al., 2005) et le riz (Yeom et al., 2015).

Parmi ces modèles, SAFY-WB utilise des données issues du domaine des hyperfréquences (Betbeder et al., 2016; Rémy Fieuzal et al., 2017). Ce modèle est validé sur différentes cultures (blé (Chahbi Bellakanji et al., 2018; Duchemin et al., 2015, 2008), tournesol (Rémy Fieuzal et al., 2017), soja (Betbeder et al., 2016) et sous plusieurs types de climats (semi-aride (Silvestro et al., 2017) et tempéré). Ces connaissances facilitent l'application de la nouvelle méthodologie en utilisant les données Sentinel-1 à d'autres cultures et régions climatiques.

Concernant l'estimation des besoins hydriques, un module bilan hydrique (« Water Balance ») a été rajouté par Duchemin et al., 2015 et testé par Battude, 2017 avec une validation sur les données d'évapotranspiration. SAFY-WB (Figure. 26) apparaît comme le plus adapté parmi les modèles simplifiés

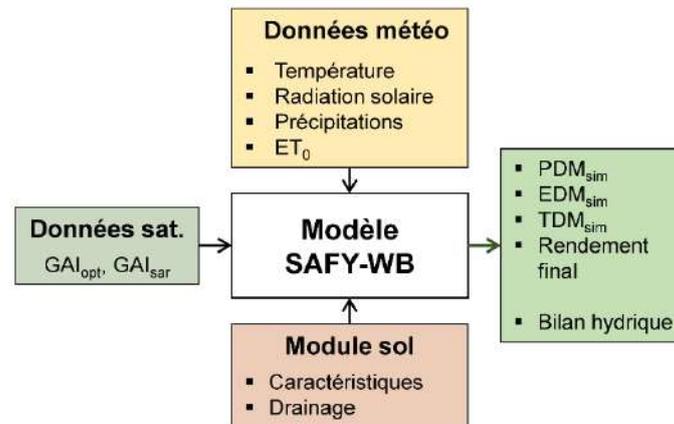


Figure. 26. Structure du modèle SAFY-WB

1.5 Conclusion

La culture du maïs se développe en plusieurs stades phénologiques clés (semis, épiaison, maturation, récolte), dans un optimum thermique compris entre 6 et 42 °C. En parallèle, les racines se développent pour satisfaire ses besoins nutritionnel et hydrique. Ces derniers sont particulièrement sensibles aux pénuries notamment en eau à certaines périodes comme la floraison ou le remplissage des grains. Deux types de maïs sont étudiés, ils se distinguent morphologiquement, le maïs pop étant plus petit et trapu que le maïs grain. Celui-ci est plus productif et dispose d'un héritage sélectif lui offrant un large panel de précocité variétal.

Le suivi du couvert végétal par télédétection se fait à travers la variable GAI. En optique, les approches basées sur la modélisation sont plus génériques que les relations empiriques et peuvent être utilisées en opérationnelles. Dans le cas du radar, le signal varie suivant les propriétés de la surface tout en étant sensible aux variations de l'humidité du sol et au développement du couvert végétal, qui modifie les phénomènes de diffusion. L'imagerie radar peut être utilisée pour inverser du GAI, ainsi que de l'information relative à la biomasse. Actuellement, les modèles de rétrodiffusion radar ne sont pas suffisamment fiables pour être employés en opérationnel, ce qui laisse la place aux méthodes empiriques.

Parmi les nombreux modèles disponibles, le modèle SAFY-WB est à la fois adapté au suivi de la production (biomasse et rendement) et à l'estimation des besoins hydriques grâce à un module hydrique basé sur la FAO56. Son formalisme (relativement simple) le rend attrayant

pour une utilisation à large échelle dans le cadre d'un service opérationnel. Son expertise est approuvée dans l'assimilation de données radar pour différentes cultures dont le maïs.

L'information concernant la physiologie et les besoins du maïs est renseignée dans les paramètres du modèle. Le suivi du développement à large échelle est envisageable grâce à l'imagerie satellitaire optique et radar pour limiter la contrainte nuageuse. Il est maintenant nécessaire de constituer une base de données afin d'évaluer les performances de SAFY-WB.

Chapitre 2

Les campagnes expérimentales

2.1 Introduction

Le chapitre 2 regroupe l'ensemble de l'information relative aux campagnes expérimentales menées en 2015 et 2016 dans le Sud-Ouest de la France. En suivant le même protocole, plusieurs cultures ont fait l'objet de mesures (blé, soja, tournesol, colza), seul le maïs est ici présenté, les autres feront l'objet d'une exploitation future. Ce chapitre débute par la présentation de la zone d'étude et de ses principales caractéristiques (partie 2.2). La partie 2.3 reprend les données récoltées lors des deux campagnes. Elle se compose des itinéraires techniques récupérés auprès des exploitants, des dispositifs de mesures installées dans les parcelles (partie 2.4), ainsi que des acquisitions satellitaires optiques et radar (SAR) (partie 2.5). Ces données ont fait l'objet de prétraitements et d'analyses avant de pouvoir être assimilées dans la modélisation qui concerne les chapitres 3 et 4.

2.2 Présentation du site d'étude

La zone d'étude est centrée sur le Sud-Ouest de la France, à cheval sur les régions Occitanie et Nouvelle-Aquitaine, plus précisément sur les départements du Gers (32) et du Lot-et-Garonne (47) (Figure. 27). Elle regroupe les sites historiquement suivis par l'ACMG, dans le cadre de conseils de pilotage à l'irrigation (Lot-et-Garonne), et par l'antenne délocalisée du CESBIO sur le pourtour d'Auch. Cette vaste zone d'étude (110km × 145km) est principalement consacrée à l'agriculture avec 54% de surfaces dédiées aux grandes cultures saisonnières (voir la carte d'occupation des sols sur la Figure. 27).

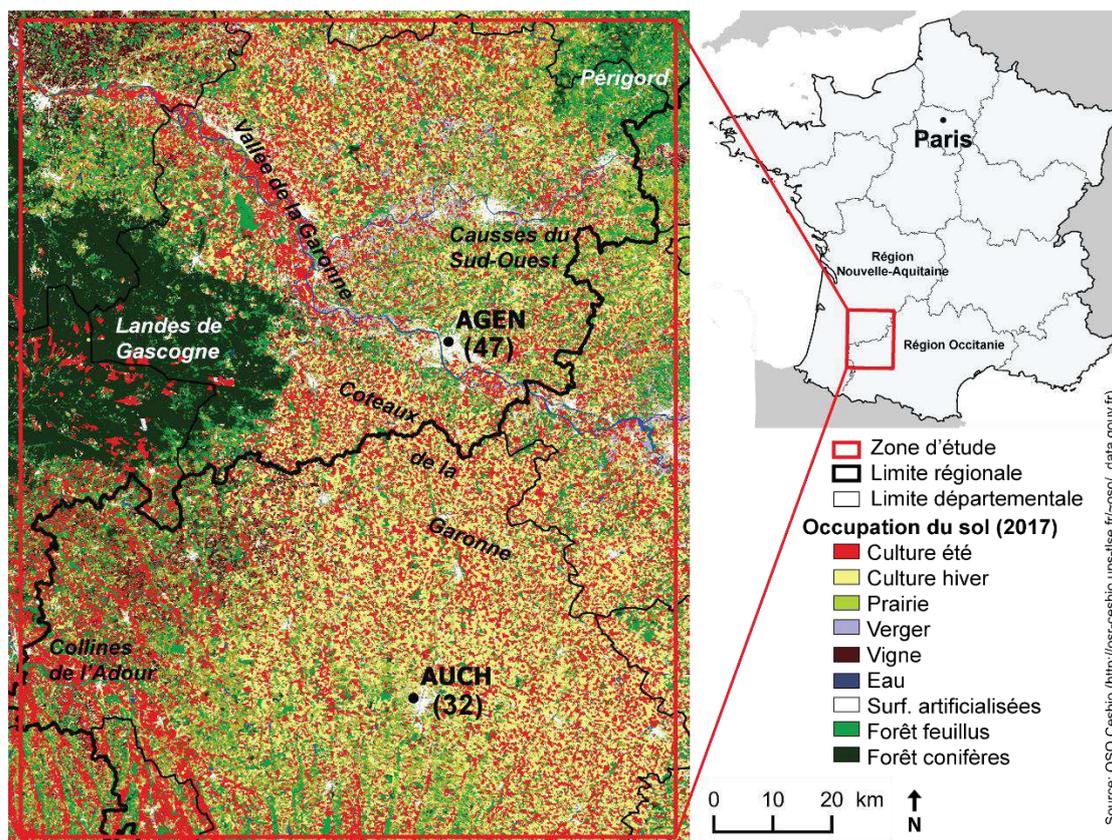


Figure. 27. Localisation de la zone d'étude avec l'identification des grandes unités éco-paysagères

2.2.1 Unités éco-paysagères

La zone peut être redécoupée en aires homogènes (climatiques, géologiques et pédologiques (Figure. 27)) au travers de la notion d'unités éco-paysagères (IFN, 2011). Elle est ainsi composée de trois principales unités : les Landes de Gascogne (à l'ouest), la vallée du fleuve de la Garonne (axe traversant, d'est vers le nord-ouest) et de part et d'autre par les coteaux de la Garonne (Terreforts). Les unités des collines de l'Adour (au sud-ouest), des Causses du Sud-Ouest et du Périgord (au nord-est), ne seront pas abordées, aucune parcelle n'y étant suivie. Cette zone d'étude reflète les hétérogénéités de sols et de végétation du Sud-Ouest et d'une partie de la France.

2.2.1.1 Vallée de la Garonne

À l'exception du réseau hydrographique se rattachant à l'Adour, l'ensemble du réseau de la zone est relié à la Garonne. L'altitude s'étend de 7m au nord-ouest (lit de la Garonne) à 300m au sud-est avec une pente générale sud-nord (du piémont pyrénéen à la Garonne).

Le vaste lit majeur originel de la Garonne et de ses affluents, laisse place à des zones planes occupées par des alluvions anciennes (boulbènes) et récentes. La concentration du lit mineur au sein d'un chenal unique (suppression des divagations du fleuve) et l'endiguement ont favorisé l'agriculture (Lalanne-Berdouticq, 1989). Ce paysage (Figure. 28) bénéficie d'espaces fertiles facilement mécanisables (faible pente). La proximité avec le fleuve a favorisé la mise en place d'infrastructures facilitant une agriculture intensive du maïs et le développement de l'irrigation.



Figure. 28. Description paysagère de la Vallée de la Garonne montrant l'implantation du parcellaire agricole (source : <https://atlas-paysages.lotetgaronne.fr/spip.php?rubrique15>)

2.2.1.2 Terreforts (Coteaux de la Garonne)

Le vaste réseau hydrographique lié à la Garonne découpe les terrains molassiques, produits de l'érosion des Pyrénées (et du Massif Central, au nord-est) pour former un vaste réseau de collines aussi nommé « Terreforts » (Figure. 29). Ces Terreforts sont composés de sols argileux (plus ou moins calcaires), lourds, avec une forte capacité de rétention en eau. La profondeur de sol est très variable entre les zones de crêtes où les calcaires affleurent et celles de vallons, au sol plus profond. Les travaux de remembrements ont ouvert ces reliefs très découpés (suppression des haies), les rendant vulnérables à l'érosion. L'agriculture reste assez diversifiée malgré l'abandon progressif de l'élevage (vignes, vergers, etc.).

2.2.1.4 Implantation du maïs selon l'unité éco-paysagère

Les parcelles de maïs (regroupées sur la Figure. 27 au sein des cultures d'été) se localisent principalement dans les collines de l'Adour et le long du fleuve de la Garonne (spécifiquement au nord-ouest). Le maïs est omniprésent au sein du massif des Landes, même si le parcellaire est moins dense. La production est majoritairement irriguée dans ces trois zones. Les parcelles situées sur les Coteaux de la Garonne (Terreforts), ont une implantation moins dense en raison d'une plus forte rotation culturale et de la présence de tournesol parmi les cultures estivales. Le département du Gers est le bassin historique de production de l'entreprise Nataïs pour le maïs pop.

2.2.2 Zone de transition climatique

Le climat de la zone d'étude est de type océanique altéré (Figure. 31). Il est soumis au flux atlantique de sud-ouest à nord-ouest qui entraîne des masses d'air doux et humide alternant avec le flux de sud-est (vent d'Autan) qui par l'effet de Föhn des Pyrénées et de la Montagne Noire apporte des masses d'air chauds et secs depuis la Méditerranée. Ce climat se caractérise par des étés chauds et secs avec des températures dépassant régulièrement les 30°C (avec des pics de 40 °C mesurés dans les parcelles). En moyenne annuelle, l'ensoleillement et les températures sont assez homogènes sur toute la zone (Figure. 31). Les précipitations sont plus contrastées avec de fortes valeurs localisées sur le piémont pyrénéen (> 1000 mm/an) et une tendance à la diminution le long de la vallée de la Garonne (axe nord / sud-est dans la zone d'étude) en passant de 900 mm/an vers Bordeaux à 650 mm/an à proximité de Toulouse (Figure. 31).

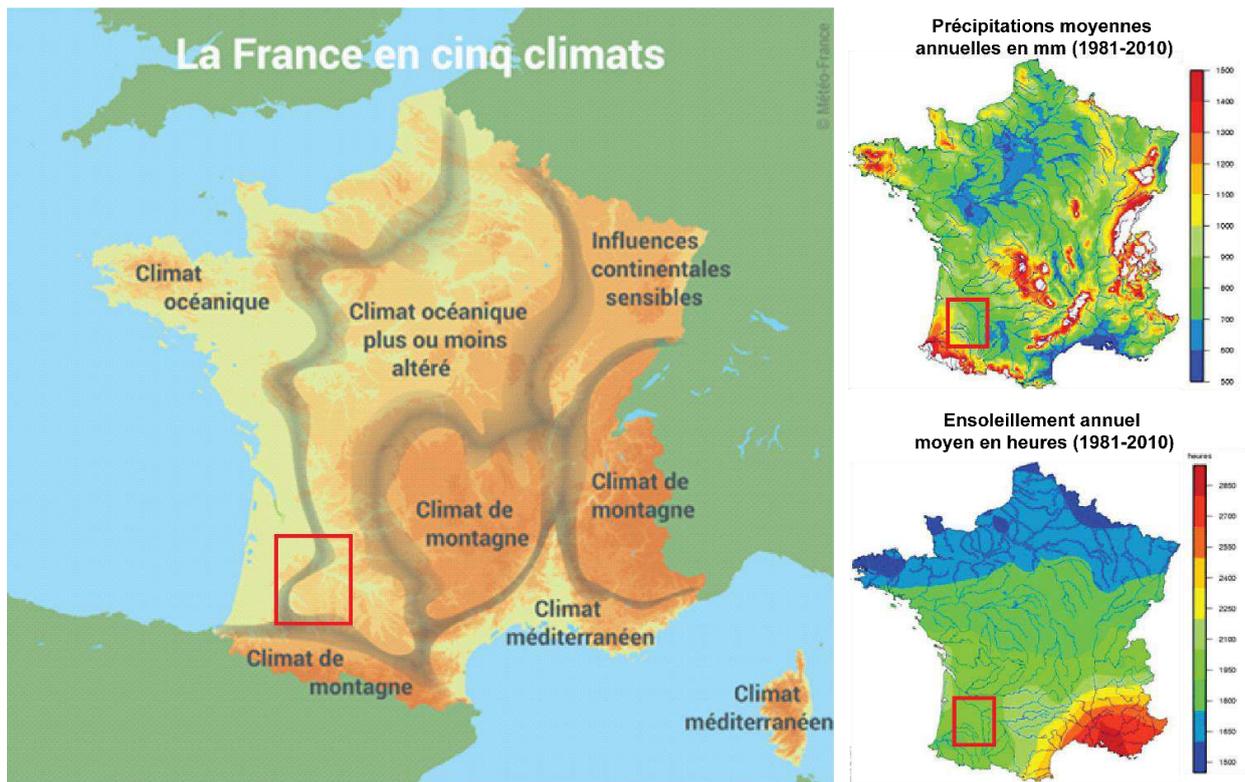


Figure. 31. Présentation des climats en France, des précipitations en mm et de l'ensoleillement en heure de 1981 à 2010 (Source : meteofrance.fr)

2.2.3 Conditions météorologiques et leurs impacts sur les récoltes

Sur la base des mesures enregistrées par la station météorologique d'Agen (Figure. 32), les deux années 2015 et 2016 sont très contrastées du point de vue des précipitations et des températures. Les conditions météorologiques sont mises en parallèle avec les bilans régionaux de campagnes réalisés par l'institut Arvalis (et adaptés grâce aux retours des agriculteurs).

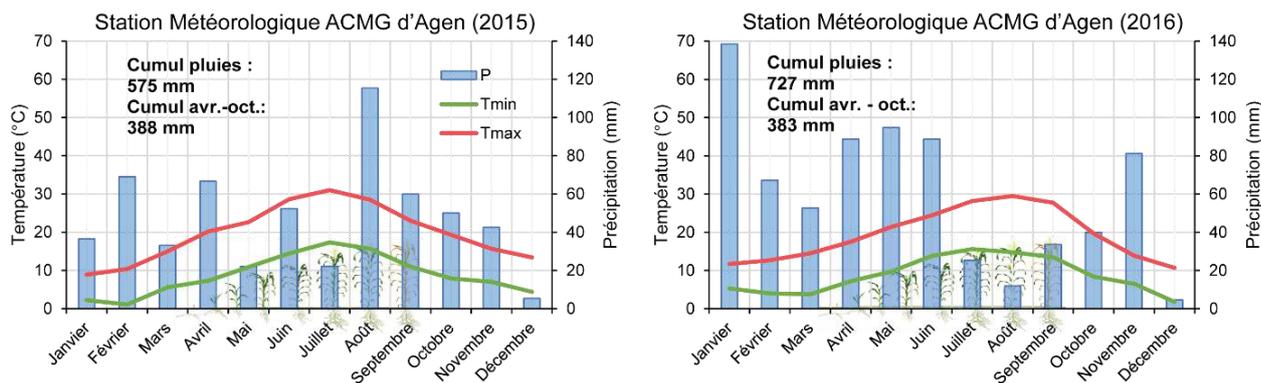


Figure. 32. Graphiques ombrothermiques montrant les températures moyennes maximales (rouge) et minimales (vert) ainsi que les précipitations en cumul mensuel (bleu clair) – ACMG Agen (2015 et 2016)

2.2.3.1 Pour l'année 2015

En 2015, à la sortie de l'hiver, le mois de mars est relativement sec ce qui facilite le travail des sols pour le semis. Les semis bénéficient de pluies pour se développer à partir de mi-avril. Avant et après la floraison (période critique pour les besoins en eau), le mois de juillet est relativement sec avec à peine 20 mm de précipitations. Les parcelles non irriguées souffrent de cette sécheresse. Les pluies arrivent sur le tard, aux alentours du 10 août, pendant la phase de remplissage. L'irrigation n'étant plus nécessaire, le maïs entre rapidement en phase de sénescence. Au niveau régional, les rendements sont en forte baisse pour les parcelles non irriguées alors que les pertes sont plus limitées pour les zones irriguées (-10 à -15%) (Arvalis, 2016).

2.2.3.2 Pour l'année 2016

L'année 2016 est dans l'ensemble plus humide (+152 mm par rapport à 2015) avec un hiver et un printemps pluvieux, ce qui permet de recharger les réserves hydriques des sols jusqu'à la saturation au début de la saison. Cet hiver doux et pluvieux rend difficile la préparation des sols pour les semis qui sont majoritairement effectués fin avril. Après les pluies printanières, la sécheresse de l'été s'installe à partir du 20 juin. Les températures moyennes sont modérées avec peu de pics de chaleur (> 35°C). Les maïs non irrigués subissent un mois de juillet sec alors que pour les maïs irrigués les conditions sont optimales. La sécheresse persiste ensuite avec une augmentation des températures à partir de mi-août, suivie d'une vague de chaleur avec de très faibles précipitations (12 mm en août). Les irrigations se prolongent tardivement, parfois jusqu'à début septembre. Dans les parcelles où l'eau fait défaut (non irriguées ou quotas d'eau atteints), les conditions de remplissage sont très difficiles et les rendements sont affectés selon la disponibilité en eau. Le bilan de la récolte de 2016 est légèrement en dessous de la moyenne (Arvalis, 2017).

2.2.3.3 Bilan des deux années culturales

Pendant la saison culturale du maïs (d'avril à octobre), la quantité de précipitations est comparable entre les deux années (388 et 383 mm en 2015 et 2016). Ces valeurs sont favorisées en 2015 par des averses orageuses localisées se produisant au mois d'août. Les hauteurs d'eau, mesurées les 8 et 13 août, dépassent les 50 mm dans les zones aux alentours d'Agen. Le sol n'a pas eu la capacité de se recharger compte tenu de la forte intensité des précipitations. Une part de ces pluies est partie sous forme de ruissellements, endommageant même localement certaines parcelles (ravinement). La quantité de pluies efficaces (disponibles pour les cultures) est donc supérieure en 2016, ce qui explique (en partie) que les rendements soient supérieurs en moyenne. L'irrigation joue un rôle clé et permet de sécuriser la production pour les deux années.

2.3 Itinéraires techniques

En suivant la définition de Sébillotte, 1974, l'itinéraire technique est une « combinaison logique et ordonnée de techniques qui permettent de contrôler le milieu et d'en tirer une production donnée ». L'itinéraire technique reprend l'ensemble des opérations culturales et évènements ayant eu lieu sur la parcelle et fait le bilan de la production. Ces informations sont récupérées auprès des exploitants sur support papier (rarement numérique), ce qui nécessite une mise en forme au sein d'une base de données. Les informations sont classées en deux catégories : essentielle à la modélisation et optionnelle (Figure. 33). Les données essentielles suffisent à alimenter la modélisation. Les données optionnelles ne sont pas récupérées systématiquement même si elles facilitent l'interprétation des résultats. Les itinéraires techniques concernant le maïs pop sont séparés de ceux du maïs grain.

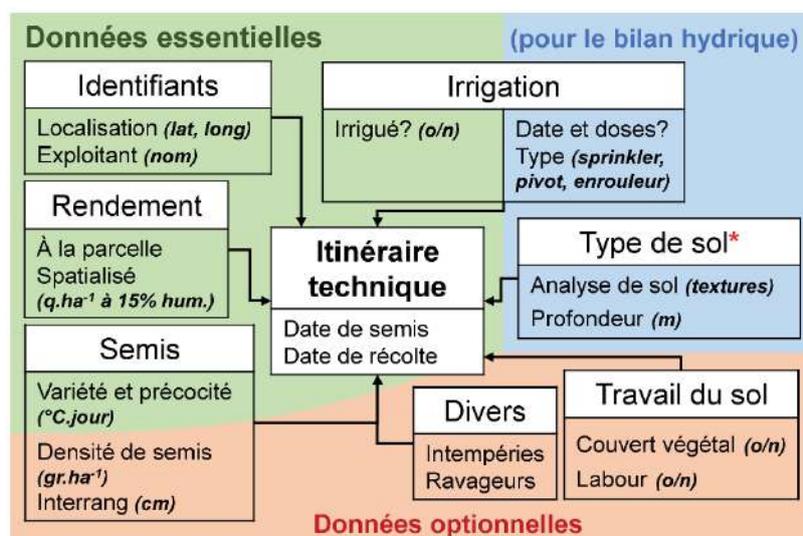


Figure. 33. Description des éléments récupérés dans l'itinéraire technique pour former la base de données pour les années 2015 et 2016 (* : données difficiles à collecter, nécessiteraient des analyses de sols)

2.3.1 Implantation des parcelles de maïs

L'implantation parcellaire suit un regroupement en îlots d'exploitations sans refléter la distribution au sein des unités éco-paysagères. Les parcelles présentées sur la Figure. 34 intègrent le redécoupage parcellaire expliqué dans la partie 2.2.3. La superficie totale étudiée est de 1376 ha de maïs grain et de 438 ha de maïs pop.

2.3.1.1 Parcelles de maïs grain

Les parcelles de maïs grain se localisent majoritairement dans le Lot-et-Garonne, dans les Terreforts (en suivant une rotation culturale blé-maïs) et pour quelques parcelles dans la vallée de la Garonne (en monoculture maïs) (Figure. 34). Les parcelles ont une superficie très variable allant de 3.1 ha à 62 ha (Tableau. 4). Ces surfaces incluent le retrait d'une

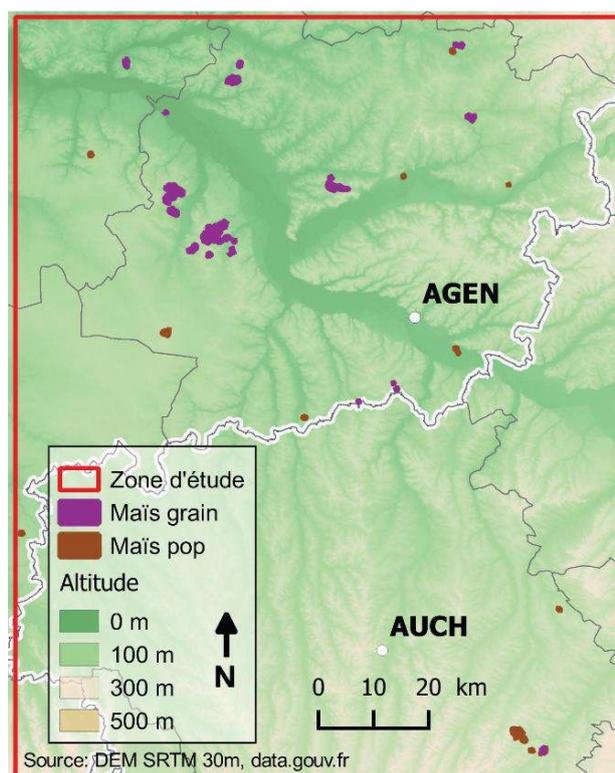


Figure. 34. Localisation des parcelles de maïs (grain et pop) étudiées en 2015 et 2016. Par souci de visibilité le contour des parcelles est grossi.

bande de 10 m sur le pourtour, pour limiter les effets de bordure pouvant affecter les images satellitaires. Très peu de parcelles sont de très grandes superficies (< 20 ha) et la majorité a moins de 10 ha (72% en 2015 et 56% en 2016) (Figure. 35). Les pentes sont déterminées à partir d'un modèle numérique d'élévation (SRTM à 30m) en prenant la valeur moyenne de la parcelle. En suivant les statistiques de pente, 87% des parcelles en 2015 (et 79% en 2016) se répartissent sur des zones de collines, caractéristiques des Terreforts sur des pentes allant de 2.5° (4.3%) à 7.5° (13.2%) (Figure. 36). Bien que minoritaires, quelques parcelles (3 en 2015 et 2016) se situent dans des zones plus abruptes (pente de 7.5 à 11° (19%)), et un faible pourcentage se situe en zone de vallée (pente < 2.5°).

Tableau. 4. Caractéristiques des parcelles étudiées dans la zone d'étude

	Maïs grain		Maïs pop	
	2015	2016	2015	2016
n	66	56	16	20
Surface (ha) [min. max. moy.]	[3.1 42.3 9.6]	[3.1 62 11.9]	[2.4 31.6 12.3]	[2.6 30.6 10.2]
Pente (°) [min. max. moy.]	[0.3 11.2 4.3]	[0.4 9.7 4.0]	0.4 6.4 2.1	[0.3 5 2.2]

2.3.1.2 Parcelles de maïs pop

Les exploitants sont sous contrat avec Nataïs et ne consacrent généralement que quelques parcelles de leur exploitation au maïs pop. Il est nécessaire de contacter davantage d'exploitants (14 contre 8 pour le maïs grain) afin d'obtenir une bonne représentativité de tailles de parcelles de maïs pop. La moitié des parcelles étudiées se situe au sud-est de la zone, autour du bassin historique de l'entreprise Nataïs dans le Gers (Figure. 34). Les autres parcelles se répartissent de manière homogène dans la vallée de la Garonne, dans les Terreforts et sur des parcelles de grandes surfaces dans les Landes. La distribution des surfaces est comparable à celle du maïs grain (Figure. 35), à l'exception des petites surfaces (0 à 5 ha) qui sont moins représentées. Bien que situées majoritairement dans les Terreforts, les parcelles s'implantent sur des zones planes (Figure. 36), le long des cours d'eau affluents de la Garonne (Figure. 29).

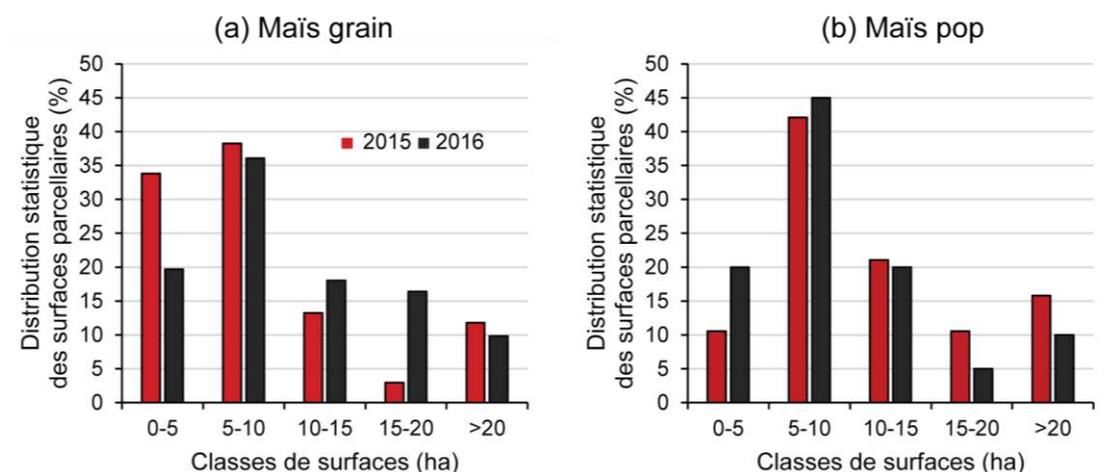


Figure. 35. Distribution statistique des surfaces parcelaires semées en maïs grain (a) et maïs pop (b)

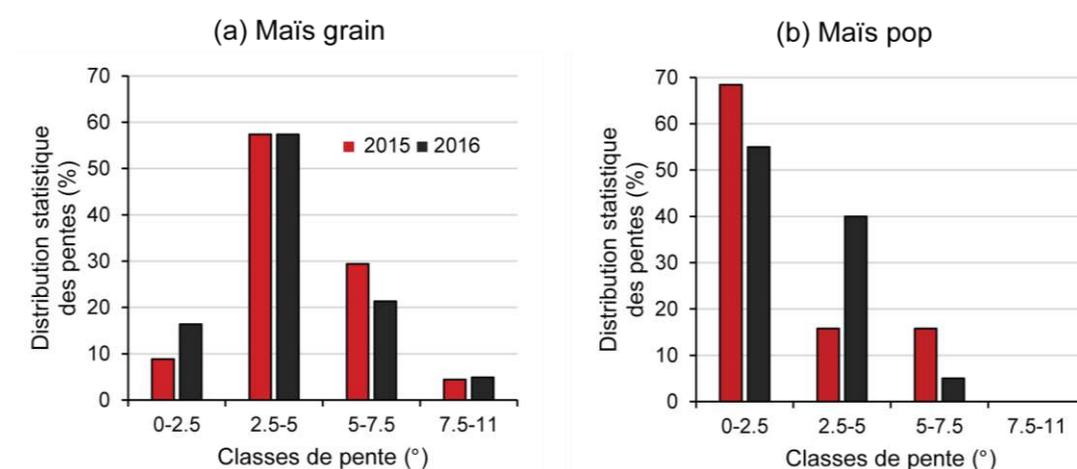


Figure. 36. Distribution statistique des pentes de parcelles semées en maïs grain (a) et maïs pop (b)

2.3.2 Variétés de maïs

Les 27 variétés hybrides identifiées sur les 127 parcelles de maïs grain proviennent de divers semenciers : Limagrain, Dekalb, Caussade, RAGT, Pioneer. Seul le caractère de précocité est retenu et l'origine de la semence n'est pas spécifiée afin de prévenir toute comparaison entre semenciers (absence d'essai contrôlé). Ce caractère n'est pas disponible pour les cultures de maïs pop et ne peut être abordé. Un seul semencier (Zangger) fournit les 4 variétés cultivées de maïs pop.

Les indices de précocité déterminent la durée du cycle cultural, information utile pour la modélisation.

La différence de durée de cycle est de 350 °C.jour entre un maïs précoce et un maïs très tardif (Tableau. 5), ce qui représente tout de même 25 jours d'un mois d'été en prenant la température moyenne de 20°C en août à Agen (équation 1). Les variétés semées sont majoritairement du type tardif et semi-tardif, même si quelques parcelles sont cultivées avec des variétés précoces (3 en 2015) et semi-précoces (2 en 2016). Les variétés très tardives, bien qu'ayant le plus fort potentiel de rendement, sont plus adaptées au climat du Sud-Est de la France et sont très peu présentes dans notre zone d'étude (3 en 2015). Les parcelles placées en conditions non limitantes (irriguées), sont semées avec des variétés tardives.

Tableau. 5. Indice de précocité des parcelles de maïs grain en 2015 et 2016

Indice de précocité	Degrés jour (°C.jour)	Nb de parc. (2015)	Nb de parc. (2016)
Précoce	1740	3	0
Semi-précoce	1800	0	2
Demi-tardif	1940	45	36
Tardif (réf.)	2015	15	17
Très tardif	2090	3	0

2.3.3 Pratiques agricoles

2.3.3.1 Calendrier cultural

L'information relative au calendrier cultural est disponible dans le Tableau. 6. Tout comme pour la modélisation, les dates sont exprimées en nombre de jours (démarrage au 1^{er} janvier), ce qui facilite une comparaison interannuelle. L'équivalence en jour et mois (JJ/MM) est par ailleurs donnée. Comme nous avons pu le voir dans la partie 1.1, le semis est réalisé au printemps et varie suivant les conditions météorologiques (seuil minimum de température, état de ressuyage du sol). En 2015, la saison des semis débute conjointement pour le maïs pop et le maïs grain (jours 94 et 96 soient les 4 et 6 avril), alors que les dates sont décalées en 2016 avec un début de semis plus précoce pour le maïs pop (dès le jour 86 et en moyenne au jour 106) que le maïs grain (en moyenne au jour 121).

Les dates de récolte sont plus précoces (en moyenne) en 2015 qu'en 2016 pour le maïs grain (au jour 241 contre 273 en 2016). Le cycle cultural, ainsi raccourci de 35 jours, s'explique par des récoltes précoces réalisées entre deux orages en août par anticipation de dégâts sur les cultures (voir les parties 2.2.3). S'agissant du maïs pop, l'interprétation est limitée car l'information sur la date de récolte est uniquement accessible sur les parcelles du sud-est de la zone d'étude.

Tableau. 6. Calendrier cultural des parcelles de maïs grain et pop en 2015 et 2016

	Maïs grain		Maïs pop	
	2015	2016	2015	2016
n	66	56	16	20
Jour du semis [min. max. moy.]	[94 127 103]	[104 128 121]	[96 112 101]	[86 131 106]
Date du semis [min. max. moy.]	[04/04 07/05 13/04]	[13/04 07/05 30/04]	[06/04 22/04 11/04]	[26/03 10/05 15/04]
Jour de la récolte [min. max. moy.]	[237 288 241]	[263 294 273]	[274 293 280] (n = 7)	[274 282 277] (n = 9)
Date de récolte [min. max. moy.]	[25/08 15/10 29/08]	[19/09 20/10 29/09]	[01/10 20/10 07/10]	[30/09 08/10 03/10]

2.3.3.2 Travail et couverture du sol avant le semis

Durant la période hivernale, un couvert végétal intermédiaire (ou interculture) peut être implanté avant le semis. Cette culture n'est pas récoltée et la biomasse est restituée au sol (ou partiellement). Au-delà de l'aspect érosion, l'interculture améliore la qualité du sol (parasitaire, rétention en eau, rétention et apport de nutriments, biodiversité, etc.) ce qui participe à une économie en intrants (DREAL et al., 2018). Cette pratique est obligatoire en contrepartie de versement d'aides de la PAC sur les zones vulnérables (définies par la directive Nitrate (91/676/CEE)). Cependant, bien que la majeure partie du Gers et du Lot-et-Garonne soit classée vulnérable (voir la carte : <http://www.occitanie.developpement-durable.gouv.fr/la-delimitation-de-la-zone-vulnérable-sur-le-a21989.html>), une dérogation est possible pour les sols à forte teneur argileuse, soit la quasi-totalité de la zone (Préfecture du Gers, 2017). Les sols sont la plupart du temps laissés à nu pendant la période hivernale, sans interculture.

Indépendamment de la présence d'une culture intermédiaire, deux itinéraires sont employés pour le semis au début du printemps. Si la parcelle est labourée à l'automne, le sol est décompacté et aéré en profondeur pour la préparation du lit de semences après le ressuyage à la fin de l'hiver. Si un semis direct est réalisé, seule la herse travaille le sol, sans le retourner, ce qui limite sa déstructuration. Le semis se fait ensuite à l'aide d'un semoir adapté (par exemple équipé de disques). Dans le premier cas (labour), le sol va être mis à nu alors que dans le second la couverture va dépendre du précédent hivernal.

Le labour sur sol nu est la seule technique employée parmi les parcelles de maïs grain étudiées. Pour le maïs pop, l'entreprise Nataïs essaye de généraliser les intercultures à travers son réseau d'agriculteurs. Le semis se fait directement dans le rang du couvert végétal (composé de féverole et de phacélie) grâce au guidage GPS. Le couvert est ensuite écrasé pour être détruit (un apport en glyphosate accélère le processus). Le maïs lève à travers les résidus qui recouvrent le sol. Cette technique (« Green Tillage ») est mise en place sur 6 parcelles en 2015 et 6 en 2016 alors que 3 parcelles de maïs pop sont labourées en 2016. Certains exploitants ont choisi de mettre en place une interculture mais n'ont pas le matériel pour effectuer un semis directement dans le couvert. Le couvert végétal est alors détruit par application de glyphosate ou broyé avant d'être enfoui dans le sol, au moyen d'un labour.

Il est difficile d'estimer le nombre de parcelles concernées par cette dernière technique car l'information sur le type de couvert ou de travail du sol n'est pas collectée.



Figure. 37. Semis du maïs pop directement dans le couvert végétal (féverole, phacélie) – (source : <http://www.green-tillage.fr/le-principe/>)

2.3.3.3 Dispositif d'irrigation

Au sein de la zone d'étude (Tableau. 7), 16 parcelles de maïs grain en 2015 et 14 en 2016 ne sont pas irriguées et seules les parties avec les plus forts potentiels de rendement ou équipées d'un dispositif d'irrigation le sont. Dans le cas de la production du maïs pop, l'ensemble du parcellaire est irrigué pour satisfaire le cahier des charges portant notamment sur la forme et la taille des grains.

Plusieurs dispositifs d'irrigation sont déployés : le pivot d'irrigation (qui concerne la majorité des parcelles en grain et pop) et le canon d'arrosage (ou enrouleur). Les asperseurs (ou sprinklers) sont utilisés pour compléter le dispositif, par exemple au niveau d'angles inaccessibles.

Tableau. 7. Caractéristiques des pratiques de l'irrigation pour le maïs grain et le pop (en 2015 et 2016). NA : non attribué / absence d'information

	Maïs grain		Maïs pop	
	2015	2016	2015	2016
Nb. total	66	56	16	20
Nb. de parcelles irriguées	50	51	16	20
Nb. équipées de pivot	25	37	NA	NA
Nb. équipées d'enrouleur	24 (1 NA)	14	NA	NA

2.3.3.4 Densité de semis

En fonction des stratégies, des types de sol mais aussi du matériel (pour la différence d'interrang), les exploitants peuvent opter pour différentes densités de semis. Bien qu'optionnelle (Figure. 38), l'information sur la densité de semis est récupérée sur les parcelles semées en maïs grain (61 en 2015 et 53 en 2016). Les densités relevées vont de 60 000 (maïs non irrigué) à 100 000 gr.ha⁻¹ (maïs irrigué), et la majorité se distribue entre 81 000 et 91 000 gr.ha⁻¹. Sur ces parcelles, l'interrang relevé est fixe (76 cm), excepté pour une parcelle semée à 66 cm de largeur. Les densités du maïs sont inférieures à celles pratiquées sur le maïs grain et sont plus homogènes en allant de 78 000 à 85 000 gr.ha⁻¹. L'information sur l'interrang est uniquement connue sur les parcelles au sud-est de la zone avec une largeur de 60 cm pour la méthode sans labour et de 80 cm avec labour.

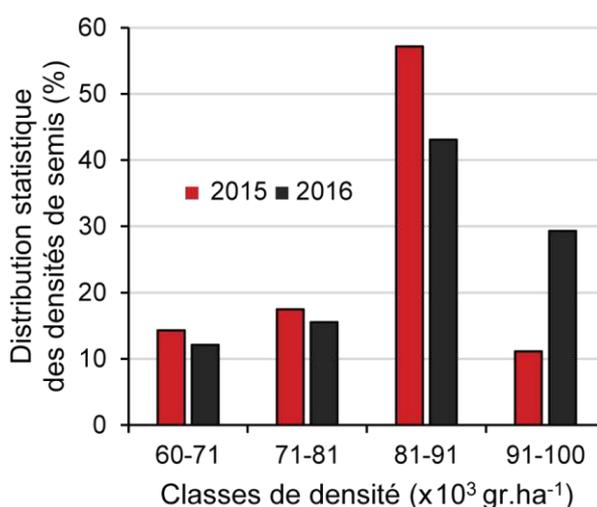
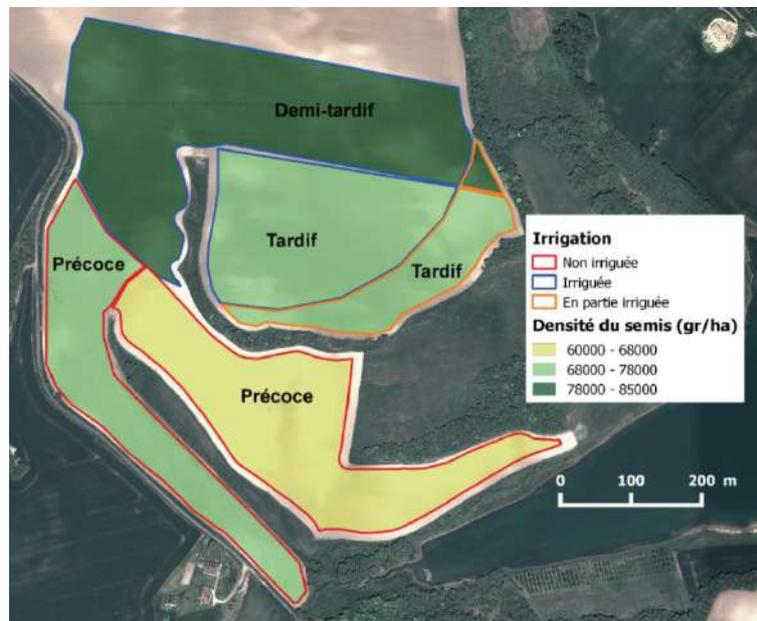


Figure. 38. Distribution statistique des densités de semis pour les parcelles semées en maïs grain

2.3.3.5 Optimisation et modulation des pratiques

Pour certaines parcelles en maïs grain, les exploitants font le choix de moduler la densité de semis en fonction du type de sol et du type d'irrigation. Cette stratégie consiste à choisir des semences avec des indices de précocité différents. Prenons pour exemple la parcelle présentée sur la Figure. 39, sur laquelle des variétés précoces adaptées à la sécheresse sont semées sur les zones non irriguées avec une faible densité de semis (de 60 000 à 68 000 gr.ha⁻¹). La densité est augmentée sur les parties aux sols plus riches et profonds (mais non irriguées). Des variétés tardives (semées à 85 000 gr.ha⁻¹) et semi-tardives (semées à 80 000 gr.ha⁻¹) sont implantées sur les espaces irrigués, ayant un meilleur potentiel de rendement. Le nord de la parcelle est composé d'essais variétaux et ne peut être pris en compte. Cette optimisation intra-parcellaire est rendu possible par la généralisation des technologies de positionnement.

Elle permet de diminuer les risques de pertes et de bénéficier d'un rendement optimal par grain semé dans le but de d'augmenter la marge opérationnelle.



2.3.4 Rendement à la récolte

2.3.4.1 Récupération du rendement à la parcelle

Le rendement fait partie des informations essentielles (Figure. 33) permettant de valider les estimations du modèle concernant la production. Il est mesuré par les exploitants suite à la pesée du grain récolté. Il faut veiller à ce que cette information soit dissociée par parcelle. Le tonnage est exprimé en fonction de l'humidité du grain. Il faut être vigilant car certains agriculteurs choisissent d'annoncer leurs rendements avec l'humidité du grain à la récolte au lieu d'utiliser la norme commerciale (fixée à 15% d'humidité). Cette norme est la limite indiquée pour un stockage sans risque de fermentation. Par soucis de cohérence (et sauf indication contraire), les valeurs de rendement sont par la suite exprimées à la norme. Pour le maïs pop, une partie est récupérée par nos soins auprès d'agriculteurs basés dans le sud-est de la zone d'étude (6 en 2015 et 10 en 2016), les données restantes étant fournies par l'entreprise Nataïs à travers son réseau d'agriculteurs (10 en 2015 et 10 en 2016).

2.3.4.2 Prétraitements des données de rendement spatialisé

Comme nous l'avons vu précédemment (Figure. 39), certaines parcelles (en maïs grain exclusivement) ne sont pas homogènes de par leurs variétés, densités de semis ou types d'irrigation. Un redécoupage en suivant les pratiques serait plus cohérent et possible grâce aux données de rendements spatialisés (classifications et principes expliqués par Berducat and Boffety, 2000; Fulton et al., 2018). De plus en plus de moissonneuses sont équipées de capteurs pour mesurer la récolte en instantané. Cette information est couplée à la technologie de guidage par GPS afin de spatialiser l'information (Figure. 40).

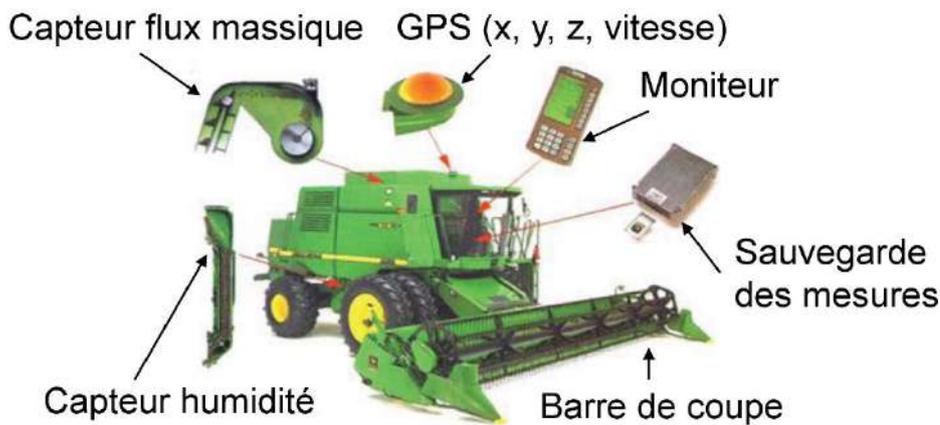


Figure. 40. Présentation des capteurs de rendement spatialisé équipant une moissonneuse batteuse (source : <https://ucanr.edu/sites/calagjournal/archive/?image=img5404p67a.jpg>)

Ces données spatialisées sont récupérées sur 40 parcelles en 2015 et 31 en 2016. L'ensemble des parcelles bénéficiant d'une optimisation variétale et de la densité de semis sont ainsi couvertes. Le capteur mesure le rendement massique ($t \cdot ha^{-1}$) qui pourrait être utilisé directement pour obtenir le rendement spatialisé. Cependant les valeurs (de 50 000 à 80 000 points par parcelle) peuvent paraître erronées. Sur la parcelle présentée sur la Figure. 41, des points rouges (faibles rendements) apparaissent

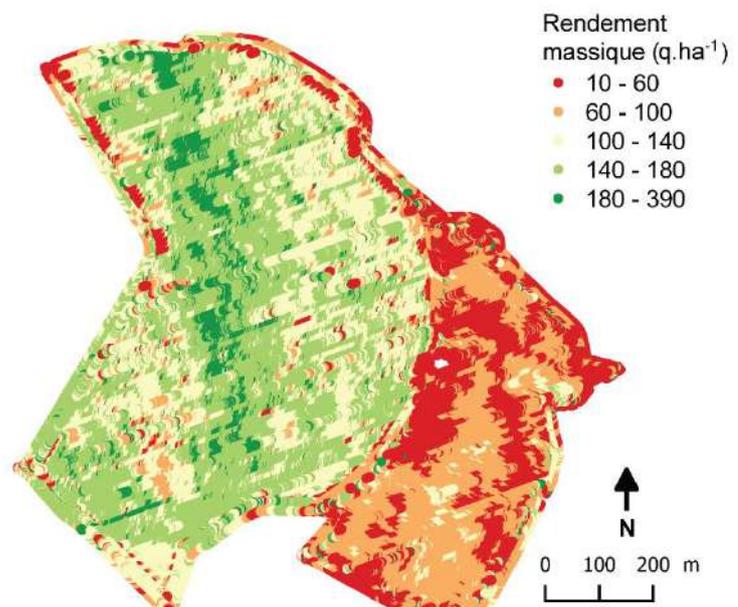


Figure. 41. Rendement massique spatialisé sur une parcelle de maïs

sur les bordures (nord-ouest). Ces faibles valeurs sont dues aux manœuvres de la moissonneuse et à son passage sur des zones déjà récoltées. Autrement dit, la moissonneuse mesure en continue le rendement massique et attribue une valeur de rendement nulle lorsqu'elle repasse au-dessus d'une zone précédemment récoltée. À l'opposé, l'humidité du grain récolté est élevée sur la partie centrale (hétérogénéité de maturité) ce qui provoque des hausses artificielles des valeurs (de 180 à 390 q.ha⁻¹). Le rendement massique ne peut donc être utilisé pour mesurer le rendement réel (à la norme) dans une parcelle.

L'intégration de la largeur de coupe dans le calcul du rendement instantané (Rdt_i , équation 8) élimine les erreurs liées au passage de l'engin sur des zones précédemment récoltées ($l = 0$ m si récoltée). Cette méthode ne demande pas de correction préalable des fichiers de sortie de la moissonneuse. Avant chaque récolte, l'exploitant doit veiller à calibrer l'appareil de mesure selon le type de moissonneuse. En complément, le capteur enregistre d'autres éléments (vitesse, humidité du grain) permettant de calculer le rendement spatialisé final (Rdt_{spa}) (équation 9).

$$Rdt_i(H_i) = \frac{f_{mass}}{l \times v \times \frac{1}{10}} \quad (8)$$

$$Rdt_{spa}(H_{norm}) = \frac{\sum Rdt_i \times \frac{100 - H_i}{100} \times \frac{100 + H_{norm}}{100}}{n} \quad (9)$$

Avec Rdt_i : rendement instantané (t.ha⁻¹ × 10 = q.ha⁻¹) à humidité donnée (H_i en %), f_{mass} : flux massique (t.heure⁻¹), l : largeur de la tête de coupe (m), v : vitesse de déplacement (km.h⁻¹), H_{norm} : humidité du grain à la norme 15%, n : nombre totale de mesures, Rdt_{spa} : rendement moyenné à la parcelle (t.ha⁻¹ × 10 = q.ha⁻¹).

2.3.4.3 Qualité du jeu de données de rendement spatialisé

La Figure. 42 (a) présente le résultat de rendement spatialisé obtenu. Contrairement à la Figure. 41, les variations locales de rendement peuvent être observées sans qu'une interpolation ou lissage ne soit appliqué. Le contraste est net entre les pratiques d'irrigation avec des valeurs de rendement au-dessus de 115 q.ha⁻¹ pour la zone irriguée. Au sein de cette zone, une bande centrale nord-sud (vert foncé) est facilement identifiable. Il s'agit d'un bas de pente avec des sols plus profonds, où les nutriments et l'eau s'accumulent. Sur la pointe nord-ouest, les faibles valeurs de rendement laissent apparaître la zone où les engins entrent sur la parcelle. Le sol y est plus tassé et les plants de maïs sont abîmés par les passages successifs. Il est même possible de distinguer les traces de roue du pivot central d'irrigation (cercles autour du centre). Ces observations permettent d'envisager un redécoupage (Figure. 42 – b).

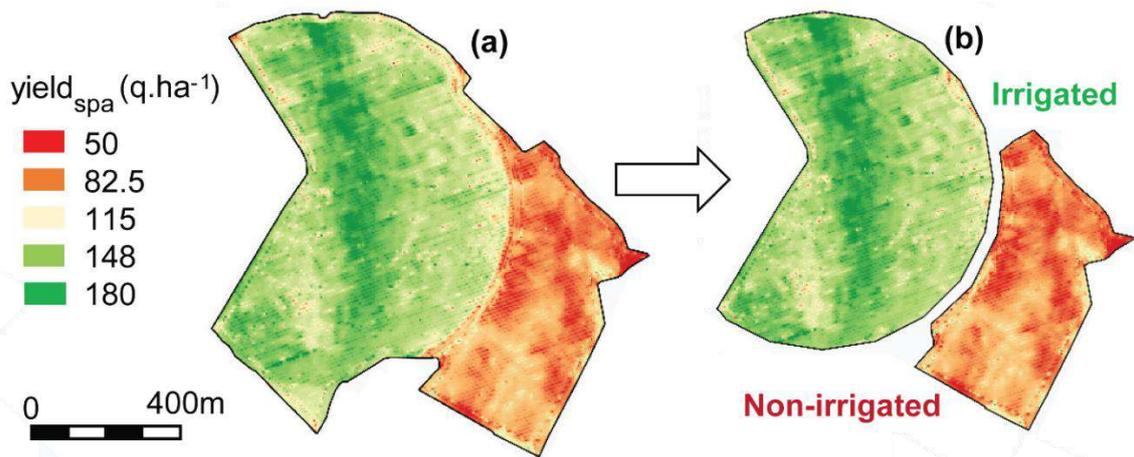


Figure. 42. Parcelle couverte par les données de rendement spatialisé avant (a) et après redécoupage (b)

Bien que les variations intra-parcellaires observées reproduisent parfaitement les hétérogénéités, il est nécessaire de vérifier la fiabilité des valeurs de rendement. Le rendement pesé à la parcelle est bien corrélé au rendement spatialisé mesuré par la moissonneuse avec un coefficient de détermination (R^2) de 0.93 et 0.82 (en 2015 et 2016 respectivement) et une faible erreur relative (rRMSE) inférieure à 11% sur les deux années (Figure. 43). Ces résultats permettent d'affirmer que les données de rendements spatialisés sont fiables et peuvent être utilisées dans une étude intra-parcellaire.

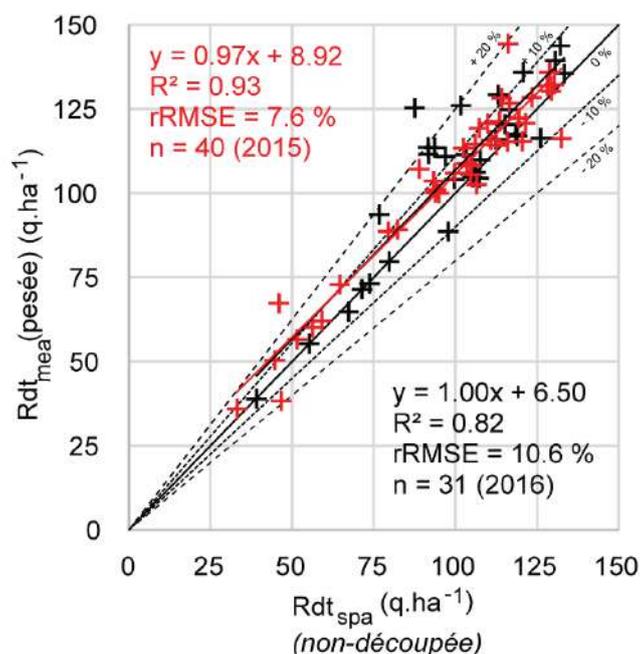


Figure. 43. Comparaison entre le rendement mesuré (pesée) et le rendement spatialisé à la parcelle (sans redécoupage) pour les années 2015 et 2016 (les rendements sont exprimés à 15% d'humidité)

2.3.4.4 Base de données de rendement à la parcelle

Pour le maïs grain, la base de données de rendement à la parcelle est constituée de parcelles redécoupées (60 en 2015 et 51 en 2016) et de parcelles ne nécessitant pas de redécoupage (6 en 2015 et 5 en 2016). Les parcelles échantillonnées sont présentées dans le Tableau. 8 et leurs distributions statistiques sur la Figure. 44.

Tableau. 8. Rendements mesurés (Rdt_{mea}) au sein de la zone d'étude pour les maïs grain et pop. « Rdt_{spa} » : issue de rendements spatialisés

Année Type	2015		2016	
	Maïs grain	Maïs grain	Maïs pop	Maïs pop
n	66 (dont 60 Rdt _{spa})	56 (dont 51 Rdt _{spa})	16 (dont 10 Nataïs)	20 (dont 10 Nataïs)
Rdt_{mea} (q.ha ⁻¹) (15% hum.)	[31 145 109]	[46 152 109]	[42 92 63]	[32 86 62]
[min. max. moy.]				

La large gamme de valeurs de rendement (de 31 à 152 q.ha⁻¹) reflète l'étendue des pratiques et types de sols, même si la moyenne (109 q.ha⁻¹) est supérieure à la valeur régionale (94 q.ha⁻¹ (Arvalis, 2016)) (Tableau. 8). L'étendue des rendements (Figure. 44) est moins importante pour le maïs pop avec une concentration des valeurs entre 45 à 75 q.ha⁻¹ (56% en 2015 et 75% en 2016), qu'avec le maïs grain pour lequel la majorité des rendements est distribuée de 90 à 152 q.ha⁻¹ (> 75% des parcelles). En accord avec la littérature (voir la partie

1.1.1.2), les rendements du maïs pop, sont bien inférieurs à ceux du grain avec un écart moyen de plus de 45 q.ha⁻¹ et des valeurs minimales proches des mauvais résultats du grain, malgré le fait que le maïs pop soit irrigué. Pour rappel, le maïs pop est une culture à forte valeur ajoutée devant être irriguée. Seule la génétique explique la différence de rendement, un accident (intempéries, maladies) peut expliquer les minima. Une distribution comparable est respectée entre les deux années, excepté pour le cas du maïs pop avec une différence de représentation pour les classes 60-75 q.ha⁻¹ et 75-92 q.ha⁻¹.

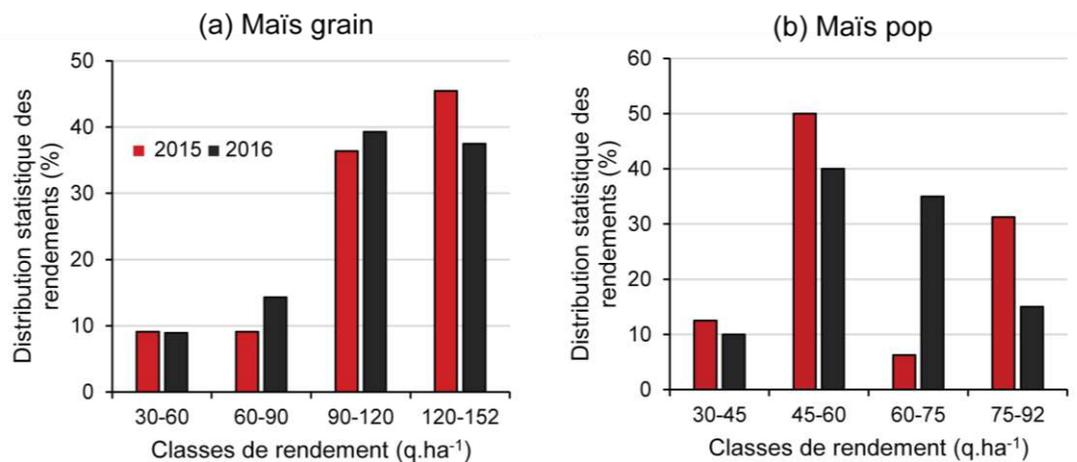


Figure. 44. Distribution statistique des rendements de maïs grain (a) et de maïs pop (b)

2.3.5 Analyse statistique de l'itinéraire technique

Cette synthèse traite uniquement de l'itinéraire technique du maïs grain, qui a des pratiques plus variées que celui du maïs pop (parcelles irriguées, pas d'indice de précocité, densité comparable, etc.). Cette synthèse reprend l'information récoltée (surface, pente, rendement, jours de semis et de récolte, irrigation ou non, indice de précocité) au niveau parcellaire. L'analyse en composante principale (ACP) réduit l'information statistique sous forme de dimensions, représentées sur la Figure. 45. L'ACP se base sur des données quantitatives, celles qualitatives ont été converties (ex : non-irrigué = 0, irrigué = 1).

Les deux premières composantes (axes F1 et F2) expliquent 55.35% de la variance, ce qui signifie qu'une partie reste expliquée dans les composantes suivantes (comme la 3^e avec 13.47%). L'information sur le calendrier cultural (jour de semis et de récolte) n'est pas corrélée avec les autres variables (vecteurs orthogonaux). Les variables concernant l'irrigation, la densité de semis, le rendement et la précocité sont corrélées positivement sur l'axe de la composante F1, qui explique le plus la variance (34.89%). Ces variables vont dans le même sens que le rendement, qui est d'autant plus élevé que le maïs est irrigué, que la variété a une précocité tardive et que la densité est élevée. Sur les deux composantes (F1 et F2), la pente et la surface n'ont pas de réelle influence sur la variance et ne sont corrélées à aucune variable.

En ajoutant les observations, 4 groupes distincts se forment. L'écart entre les deux années est induit par les variables du calendrier culturel (jours de semis et de récolte), ce qui va dans le sens des observations faites sur le raccourcissement de la période culturale en 2015 (partie 2.2.3.1). La distinction entre les parcelles irriguées et non irriguées s'explique par les vecteurs des variables : densité, précocité, rendement et irrigation (axe F1). D'autres variables comme le sol, la météorologie, etc. sont à prendre en compte pour approfondir l'interprétation.

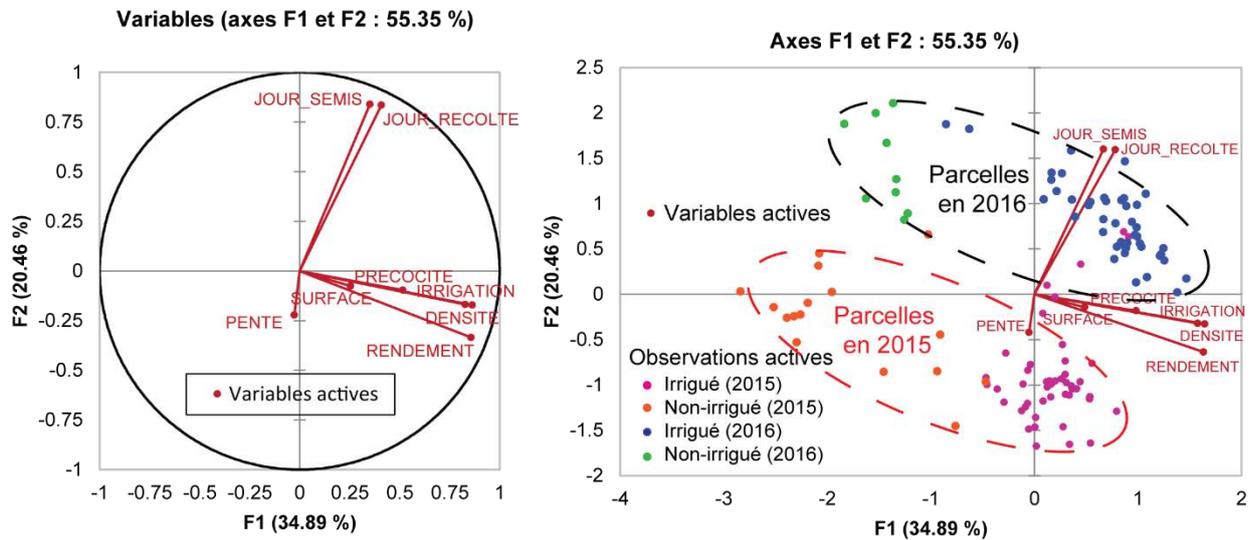


Figure. 45. Analyse en composante principale à partir de l'itinéraire technique (irrigation, jour de semis/ récolte, surface, pente, rendement, précocité) sur les parcelles de maïs grain (2015 et 2016). Les deux premières composantes sont représentées (55.35 % de la variance expliquée)

2.4 Dispositifs de mesures

2.4.1 Mesures météorologiques

2.4.1.1 Réseau de stations de mesures

La France bénéficie d'un dense maillage de stations météorologiques, avec une station tous les 30 km regroupées au sein du réseau Radome géré par Météo-France. 12 stations sont réparties sur les départements du Gers (32) et du Lot-et-Garonne (47), sont en conformité avec les normes édictées par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) et ont une bonne précision de mesures comme le rappelle Tardieu and Leroy, 2003. Ce réseau n'est pas mis à disposition des utilisateurs potentiels (redevance annuelle de 86 000 €/an). Devant cette situation, l'ACMG a développé ex-nihilo un réseau de stations avec les exploitants. Ce réseau est distribué au plus près des parcelles pour assister la gestion des risques de gel ou les conseils en irrigation. De ce fait, le réseau de mesures des précipitations et des températures est densément développé (densité supérieure au réseau radome) sur le bassin historique de l'ACMG : le Lot-et-Garonne (47), le sud-est de la Gironde (33) et les zones limitrophes du Tarn-et-Garonne (82) et du Gers (32) (Figure. 46). Les mesures complémentaires comme celles relatives à l'humidité de l'air, à la pression atmosphérique et à la vitesse du vent sont regroupées à Agen (à l'ACMG), et sur trois exploitations dans le Lot-et-Garonne pour les mesures de rayonnement. Une station est rajoutée en 2016 au Nord-Ouest de la zone pour améliorer la couverture.

46). Les mesures complémentaires comme celles relatives à l'humidité de l'air, à la pression atmosphérique et à la vitesse du vent sont regroupées à Agen (à l'ACMG), et sur trois exploitations dans le Lot-et-Garonne pour les mesures de rayonnement. Une station est rajoutée en 2016 au Nord-Ouest de la zone pour améliorer la couverture.

Pour le département du Gers (32), les mesures (pluie, température) sont restreintes au nord du département. Pour compléter le dispositif, des stations sont installées aux alentours d'Auch (en 2015 et 2016) et à proximité de l'entreprise Nataïs en 2016. Ces stations mesurent les principales variables météorologiques jusqu'au rayonnement global.

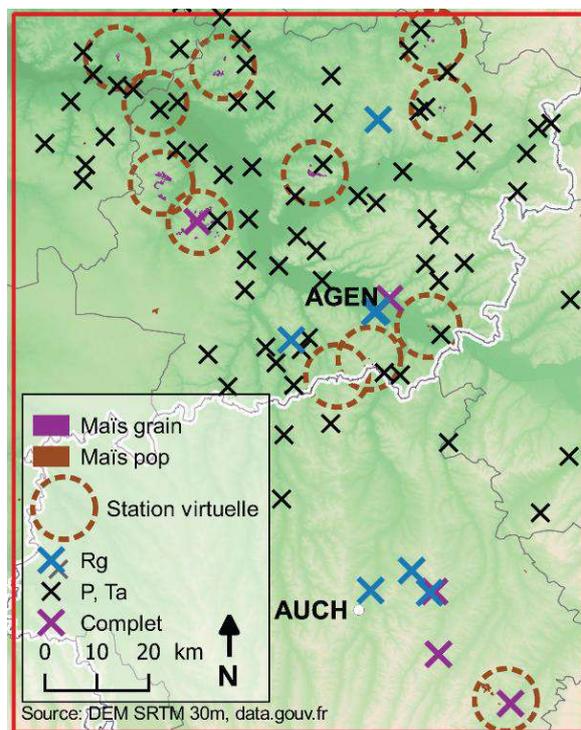


Figure. 46. Réseau de stations de mesures (Rg : rayonnement global, Ta : température air, P : précipitation, complet : Rg, Ta, P, Pa : pression atm., HR : Hum. rel., Vv : Vit. vent) au sein de la zone d'étude pour les années 2015 et 2016 et les stations virtuelle.

2.4.1.2 Calcul de l'évapotranspiration de référence (ET₀)

L'ensemble des variables météorologiques (température de l'air, humidité relative, rayonnement global, vitesse du vent, pression atmosphérique) sont nécessaires pour calculer l'ET₀ (équations 10 à 24). Toutes ces mesures ne sont pas réalisées à proximité des parcelles. Une interpolation pondérée par l'inverse à la distance (nombre insuffisant de points pour un krigeage) a été testé sans succès pour les précipitations. Cette méthode avait tendance à lisser les pluies alors que ces dernières sont parfois très localisées, particulièrement en été avec les averses orageuses. Il a donc fallu créer des stations météorologiques virtuelles (Figure. 46) intégrant les valeurs des stations réelles les plus proches. Les variables climatiques ont différents pas de temps de mesure (10 min à plusieurs heures) et sont standardisées à un intervalle journalier. Les valeurs manquantes dans la série sont complétées par celles de la plus proche station.

$$ET_0 = \frac{0.408 \times \Delta \times (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_a + 273} u_2 \times (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma \times (1 + 0.34 \times u_2)}$$

Avec ET₀ : évapotranspiration de référence (mm.jour⁻¹), R_n : le rayonnement net (MJ.m⁻².jour⁻¹), G : flux chaleur du sol (MJ.m⁻².jour⁻¹), T_a : température moyenne de l'air (°C), u₂ : vitesse du vent à 2 m (m.s⁻¹), e_s : pression vapeur saturante (kPa), e_a : pression vapeur actuel (kPa), Δ : pente de la courbe de pression de la vapeur (kPa.°C⁻¹), γ : constante psychométrique (kPa.°C⁻¹)

$$\Delta = \frac{4098 \left[0.6108 \times \exp\left(\frac{17.27 \times T_a}{T_a + 237.3}\right) \right]}{(T_a + 237.3)^2}$$

$$\gamma = 0.665 \times 10^{-3} \times P_a$$

Avec P_a : pression atmosphérique

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

Avec HR : humidité relative minimale et maximale, e⁰ : degré de saturation de l'air (kPa)

$$e^0(T) = 0.6108 \times \exp\left[\frac{17.27 \times T_{max}}{T_{max} + 237.3}\right]$$

$$u_2 = u_z \times \frac{4.87}{\ln(67.8 \times z - 5.42)}$$

Avec z : altitude, u_z : vitesse du vent à 10 m

$$P_a = 101.3 \times \left(\frac{293 - 0.0065 \times z}{293}\right)^{5.26}$$

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

avec G_{sc} = 0.0820 (constante solaire, d_r : distance relative terre-soleil, ω_s : angle de coucher du soleil, δ : angle de déclinaison solaire, φ : latitude

$$d_r = 1 + 0.033 \times \cos\left(\frac{2\pi}{365} j\right)$$

$$\delta = 0.409 \times \sin\left(\frac{2\pi}{365} \times j - 1.39\right) \quad (19)$$

$$\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \times \tan(\delta)] \quad (20)$$

$$Rns = (1 - \alpha) \times Rg \quad (21)$$

Avec Rg : rayonnement global mesuré

$$Rnl = 4.903 \times 10^{-9} \times \left[\frac{T_{max,K}^4 + T_{min,K}^4}{2} \right] \times (0.34 - 0.14\sqrt{e_a}) \times \left(1.35 \times \frac{Rg}{Rso} - 0.35 \right) \quad (22)$$

Avec K= °C + 273.15

$$Rso = (0.75 + 2 \times 10^{-5} \times z) \times R_a \quad (23)$$

$$Rn = Rns - Rnl \quad (24)$$

Les valeurs des stations virtuelles servent à calculer l'ET₀, à partir des équations de Penman-Monteith données dans la FAO56 (Allen et al., 1998) et repris dans les équations 10-24. Les valeurs d'ET₀ sont présentées sur la Figure. 47 en fonction des jours de l'année. Les valeurs minimales (autour de deux mm) sont observées au printemps et les maximales (en moyenne 5-6 mm) sont atteintes pendant l'été. Les chutes de l'ET₀ sont observées lors de périodes pluvieuses, lorsque les températures baissent et que la couverture nuageuse réduit le rayonnement solaire. Les légères décroissances correspondent à des journées moins ensoleillées sans précipitation.

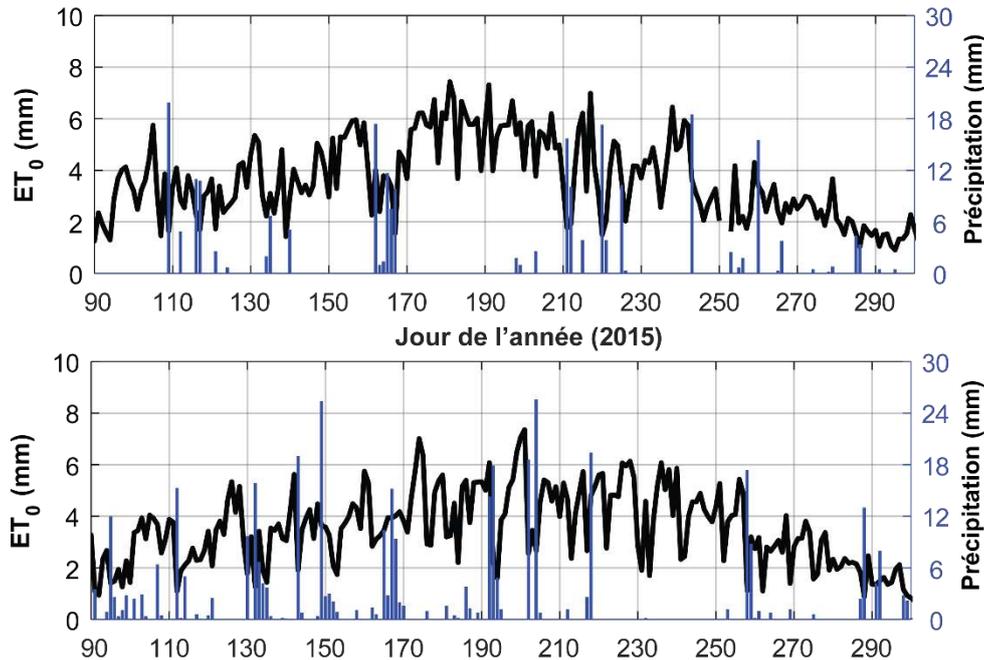


Figure. 47. Évolution temporelle des précipitations (barre bleu) et de l'évapotranspiration de référence (ET₀, ligne noire) enregistrée au sud-est de la zone d'étude (zone d - Figure. 49) pendant la période culturale du maïs.

2.4.2 Mesures en utilisant le protocole « Elementary Sampling Unit »

2.4.2.1 Présentation du protocole

Toutes les mesures locales (photographies hémisphériques, stades phénologiques, échantillons de biomasse) sont réalisées au sein d'une même zone d'échantillonnage centrée sur les mesures d'humidité, appelée l'ESU (Elementary Sampling Unit) (Garrigues et al., 2002). L'ESU (Figure. 48) agrège l'information à l'intérieur d'une surface de 20 m × 20 m, équivalente à un pixel satellitaire de haute résolution spatiale et se place au-delà de 10 m du bord, en tenant compte des contraintes techniques (exemple : longueur de câble). La bonne représentativité au sein de la parcelle est complexe à évaluer et se base sur une observation visuelle du sol, de la levée des plants et sur les conseils de l'exploitant.

La Figure. 49 présente la localisation des ESU, la carte est utilisée comme référence pour localiser les parcelles exposées tout au long du manuscrit. Bien que leur nombre soit limité par rapport à l'ensemble des parcelles (n=10 en 2015 et 2016), les ESU sont réparties sur l'ensemble de la zone d'étude, celles dans les zones (a) et (b) n'ont pas fait l'objet de photographies hémisphériques ou de prises de hauteur des plants.

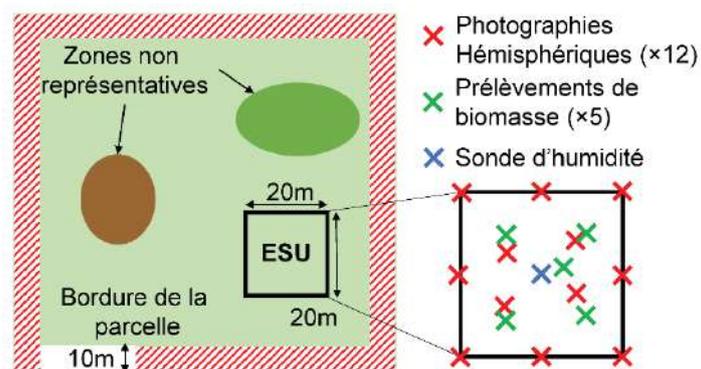


Figure. 48. Protocole de mesures (photographies hémisphériques, prélèvements de biomasse, sonde d'humidité) à l'aide d'une ESU (Elementary Sampling Unit) – modifié de Battude, 2017

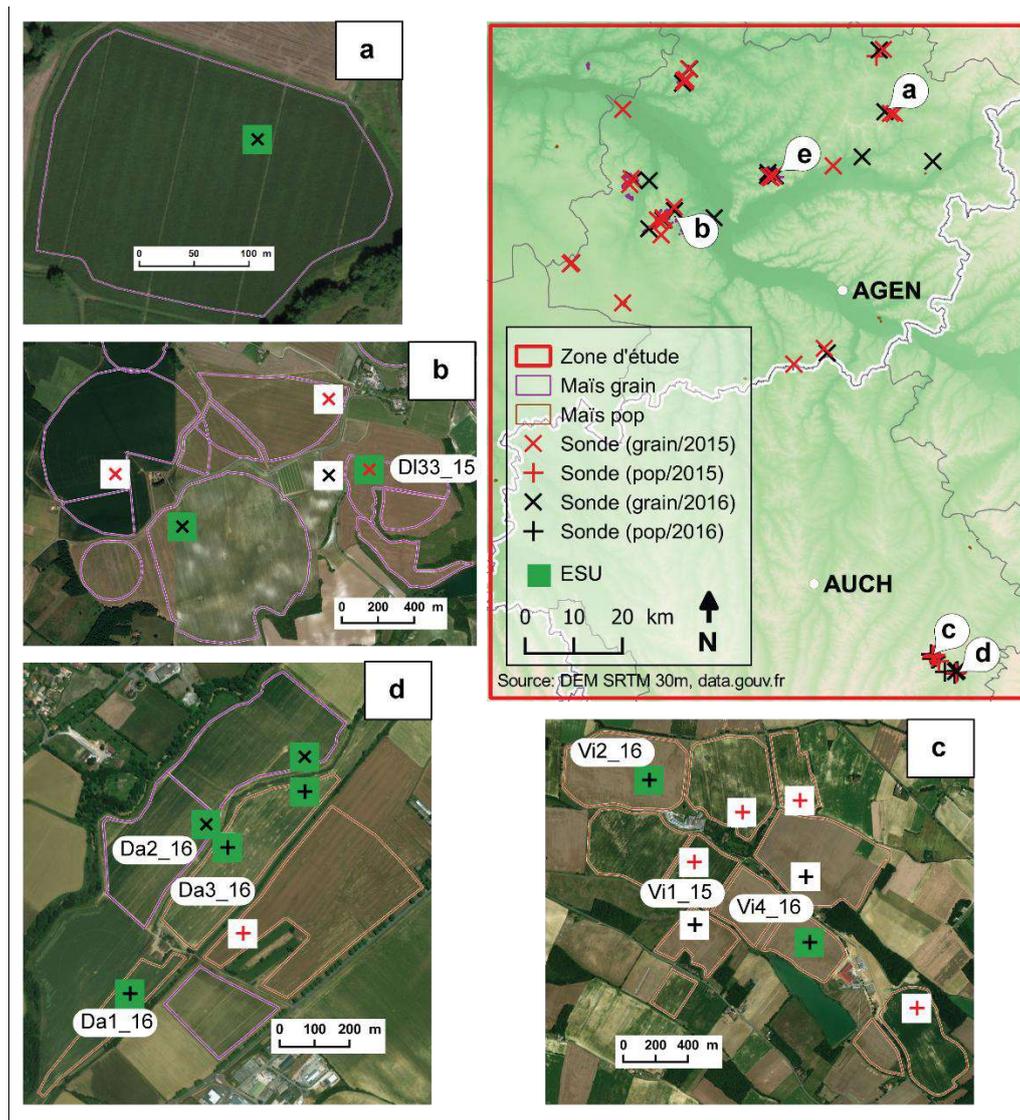


Figure. 49. Localisation du réseau de mesures ESU et sondes d'humidité sur la zone d'étude en 2015 et 2016

2.4.2.2 Photographies hémisphériques

Les photographies hémisphériques sont acquises en 2016 sur deux parcelles de maïs grain et 5 parcelles de maïs pop à intervalles réguliers de trois semaines, de la levée à la récolte (Tableau. 9). Pour chaque date (et ESU), 14 acquisitions (12 recommandées) sont réalisées en respectant un schéma d'acquisition présenté sur la Figure. 48.

Tableau. 9. Acquisitions de photographies hémisphériques sur les ESU de maïs grain et pop

id	Type	n	Date (jour de l'année)	Degrés jour depuis le semis (°C.jour)
Da2_16	Grain	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	207, 345, 592, 978, 1292, 1567, 2088
Da4_16	Grain	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	207, 345, 592, 978, 1292, 1567, 2088
Da1_16	Pop	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Da3_16	Pop	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Da5_16	Pop	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Vi2_16	Pop	5	169, 195, 215, 232, 266	586, 971, 1285, 1561, 2081
Vi4_16	Pop	5	169, 195, 215, 232, 266	677, 1063, 1377, 1652, 2173

Les prises de vues utilisent un appareil photographique (Nikon Coolpix E4800) équipé d'un objectif hypergone (en anglais, « fish-eye ») ayant une distance focale très courte et un très grand angle. Ce dernier est placé au-dessus du couvert (visée vers le sol) lorsque la végétation est peu développée ou en-dessous du couvert lorsque le maïs est trop haut (visée vers le ciel). Une visée vers le sol est possible à l'aide d'une perche mais reste difficile à manipuler dans un couvert comme le maïs. Une fois acquises, les images sont traitées à partir du logiciel gratuit Can-Eye dont la description et les algorithmes utilisés sont détaillés par Weiss et al., 2008. Le logiciel commence par masquer la présence du photographe sur l'image avant de passer à l'étape de classification semi-manuelle (Figure. 50). Deux classes sont obtenues : la classe couvert végétal actif (en vert sur la Figure. 50) et celle non couvert comprenant le sol et les éléments jaunis (de couleur marron sur la Figure. 50) lors de la sénescence avec une visée vers le sol (et le ciel dans l'autre cas). Le « GAI effectif » peut être comparé à des images satellites et le « GAI vrai » se rapproche des mesures effectuées avec un planimètre.

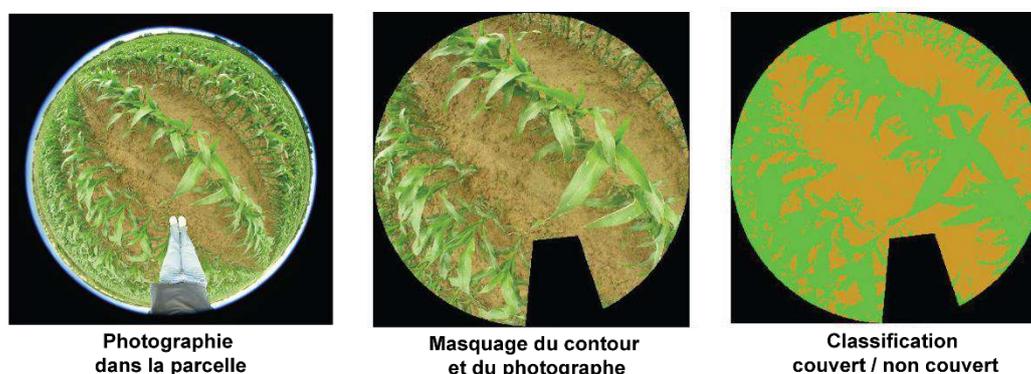


Figure. 50. Photographie hémisphérique prise sur la parcelle Da2_16, le 27 mai 2016 (jour 148), masquée et classifiée sur le logiciel Can-Eye V6.3.13

Le jeu de données fait l'objet d'un partage avec l'unité de recherche sur l'Environnement Méditerranéen et Modélisation des Agro-Hydrosystèmes (EMMAH) de l'INRA. Ce travail est en cours de traitement en ayant pour but d'enrichir les jeux de données terrains afin d'entraîner des réseaux de neurones et d'obtenir de l'information sur la couverture foliaire à partir des nouvelles données optiques satellitaires de Sentinel-2.

2.4.2.3 Stades phénologiques

L'information sur les stades phénologiques n'a pu être récupérée auprès des agriculteurs, elle est renseignée sur une parcelle en 2015 (zone (b) Figure. 49) ou extraite des photographies hémisphériques en 2016 (Tableau. 9). Au total, les stades phénologique de 7 parcelles (6 en 2016) sont renseignés.

Sur la Figure. 51, le détail des stades est présenté sur deux parcelles de maïs grain (avec le même indice de précocité). Ces parcelles sont semées quasiment le même jour, pourtant la culture croît plus rapidement sur celle de 2015 en termes de degrés jour. Cette avance phénologique s'explique par une année 2015 plus favorable d'un point de vue météorologique.

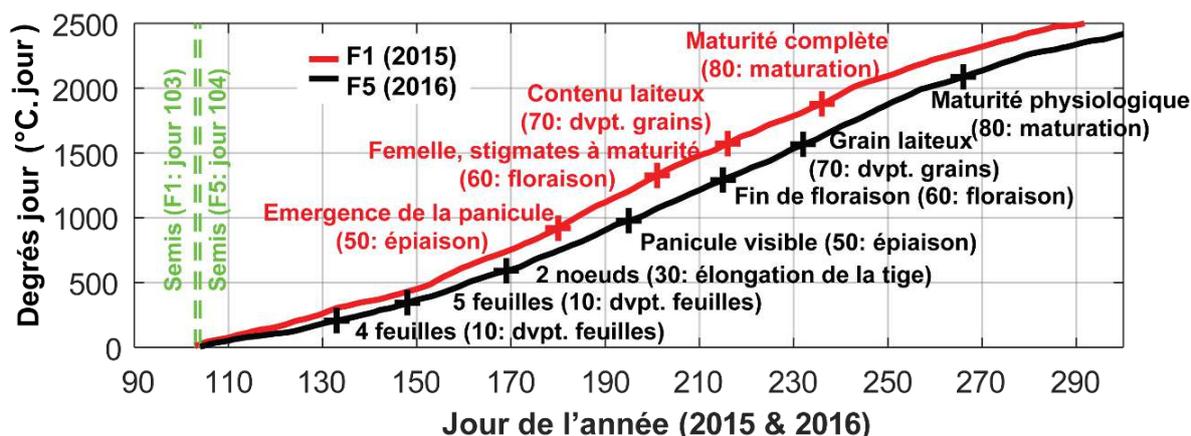


Figure. 51. Évolution des stades phénologiques sur deux parcelles (ici ESU) semées en maïs grain en 2015 et 2016 (précocité tardive) en se basant sur l'échelle BBCH : Annexe 2. Les principaux stades sont notés entre parenthèses (comme dans la partie 1.1.2)

2.4.2.4 Prélèvements de biomasse

Les prélèvements de biomasse regroupent l'ensemble des ESU (en vert sur la Figure. 49). Une ESU est échantillonnée en 2015 (Figure. 49 - b) et 9 en 2016 (Tableau. 10) en respectant la répartition entre les types de maïs (5 pour chacun). Le protocole de mesures de biomasse est complété pour les zones « c » et « d » (Figure. 49) par une mesure de la hauteur des plants prélevés (H_{mea} pour Height measured).

Tableau. 10. Prélèvements de biomasse sur les ESU de parcelles semées en maïs grain et pop en 2015 et 2016 (* avec mesures de hauteur)

id	Type	Année	n	Date (jour de l'année)	Degrés jour depuis le semis (°C.jour)
DI33_15	Grain	2015	2	216, 236	1572, 1879
Da2_16*	Grain	2016	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	207, 345, 592, 978, 1292, 1567, 2088
Da4_16*	Grain	2016	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	207, 345, 592, 978, 1292, 1567, 2088
B11_16	Grain	2016	7	148, 174, 188, 209, 231, 249, 270	202, 508, 709, 1043, 1390, 1693, 1974
D17_16	Grain	2016	7	183, 201, 223, 241, 257	679, 944, 1261, 1558, 1801
Da1_16*	Pop	2016	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Da3_16*	Pop	2016	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Da5_16*	Pop	2016	7	133, 148, 169, 195, 215, 232, 266	292, 430, 677, 1063, 1377, 1652, 2173
Vi2_16*	Pop	2016	5	169, 195, 215, 232, 266	586, 971, 1285, 1561, 2081
Vi4_16*	Pop	2016	5	169, 195, 215, 232, 266	677, 1063, 1377, 1652, 2173

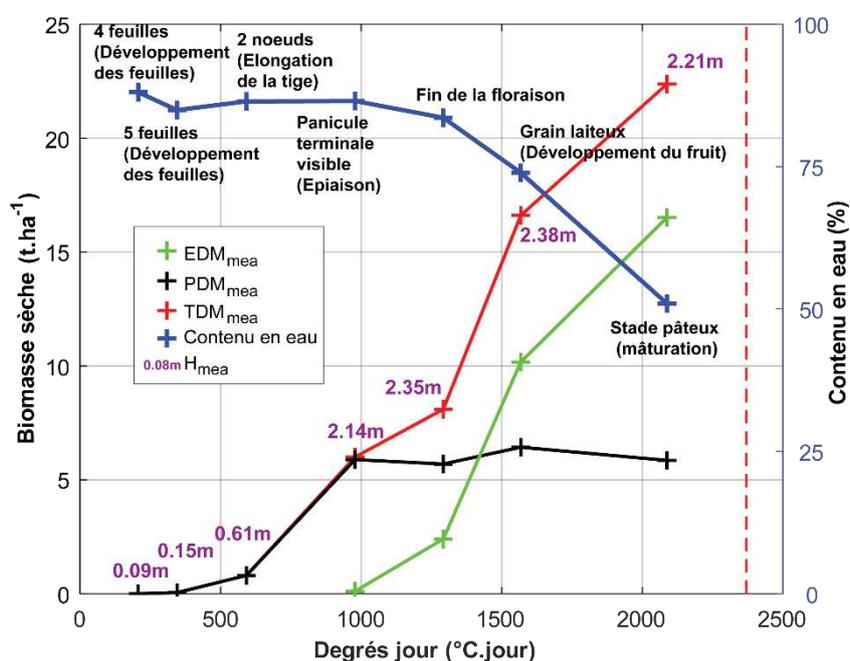


Figure. 52. Valeurs de biomasse mesurées sur l'ESU de la parcelle Da2_16, semée en maïs grain (Figure. 49 – d)

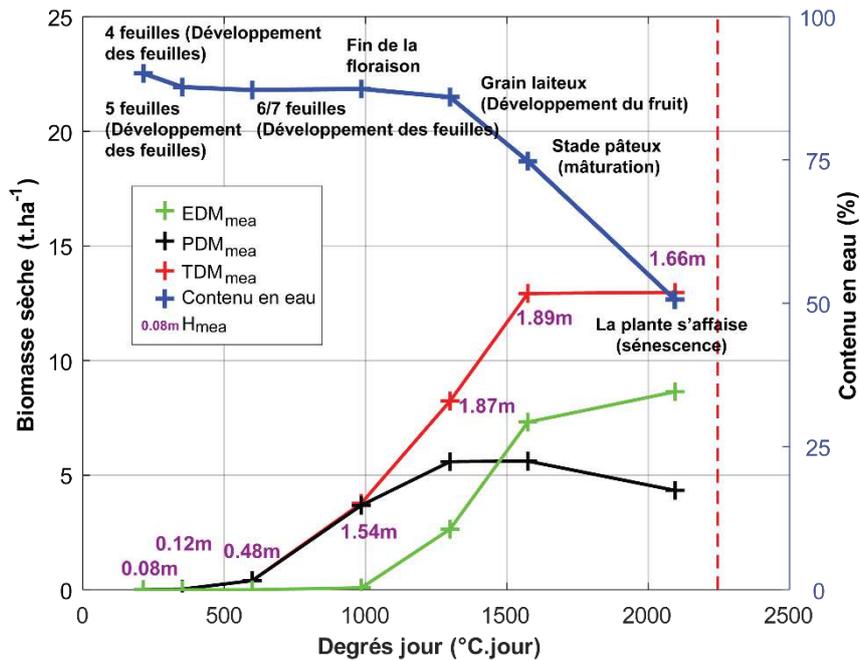


Figure. 53. Valeurs de biomasses mesurées sur l'ESU de la parcelle Da1_16, semée en maïs pop (Figure. 49 – d)

Le protocole repris de Battude, 2017; Claverie Martin, 2012; Fieuzal, 2013 consiste à prélever 5 plants de maïs (hors racines) sur des rangs différents et jugés représentatifs de l'ESU. Les plants sont pesés directement après le prélèvement afin de limiter toute perte en eau, en séparant la composante du rendement (poupée de la plante). La Figure. 54 détaille les éléments prélevés sur un plant de maïs.

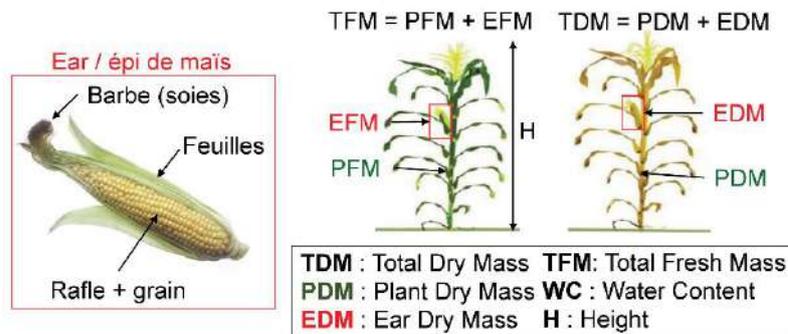


Figure. 54. Composantes échantillonnées d'un plant de maïs

La poupée est composée de l'épi entouré des feuilles avec la barbe (les soies) à l'extrémité. L'épi peut être décomposé entre la partie grain et la rafle. La biomasse fraîche de la poupée se note EFM_{mea} (Ear Fresh Mass measured), celle de la plante (tige et feuilles) s'écrit PFM_{mea} (Plant Fresh Mass measured) et l'ensemble donne la biomasse fraîche totale avec l'acronyme TFM_{mea} (Total Fresh Mass measured).

Les échantillons sont ensuite placés dans une étuve et séchés à 65°C pendant au moins 60 h (davantage si une baisse de la masse est constatée). Les éléments sont repesés pour avoir la masse à sec de la poupée (EDM_{mea} : Ear Dry Mass measured), de la plante (PDM_{mea} : Plant Dry Mass measured) et de l'ensemble (TDM_{mea} : Total Dry Mass measured). La part du contenu en eau de la plante (WC_{mea} : Water Content measured) est déduit de la différence entre la biomasse totale et la biomasse sèche.

Les 5 plants n'ont pas la même emprise au sol en fonction de la densité de plants à l'hectare de la parcelle. Il suffit alors de convertir ces valeurs mesurées (et exprimées en g) en valeurs surfaciques à l'hectare ($t \cdot ha^{-1}$ ou $q \cdot ha^{-1}$) en se basant sur la densité de plants levés. Même si en moyenne les pertes à la levée du maïs ne sont pas importantes (sauf manque d'eau ou présence de ravageurs), la densité réelle de plants à l'hectare est inférieure à la densité appliquée au semis. Un comptage dans chaque ESU détermine le nombre de pieds sur deux longueurs de 12 m en relevant l'interrang (qui peut légèrement varier avec la déclaration de l'agriculteur) et permet de ramener la valeur à l'hectare.

Dans la zone « d » (Figure. 49), les parcelles adjacentes sont semées avec deux types de maïs (en grain au nord et pop au sud). Elles possèdent des caractéristiques de sol identiques, une irrigation commune (pivot) et les mêmes pratiques culturales (hors densité de semis). Les deux types de maïs peuvent être comparés à partir des valeurs de biomasses prises sur les ESU présentées sur les Figure. 52 et Figure. 53. Les valeurs de biomasse suivent la même tendance, avec une croissance de PDM_{mea} , puis un début de stagnation aux alentours de $1000^{\circ}C \cdot jour$ à partir duquel la part du grain (EDM_{mea}) prend de l'importance jusqu'à la récolte. Dans le cas du maïs pop (Figure. 53), une stagnation de EDM_{mea} est visible juste avant la récolte contrairement aux valeurs sur le maïs grain (Figure. 52). La dernière mesure n'a pu être réalisée dans le cas du maïs grain en raison de l'avancement de la récolte. L'évolution des taux d'humidité est similaire entre les deux types de maïs avec un taux qui reste stable (à environ 80%) pendant le développement végétatif et commence à chuter au moment du développement du grain. La dernière mesure atteint 50%, la tendance laisse penser que l'humidité parvient à 30-35% au moment de la récolte. En valeur absolue, la quantité de biomasse produite par le maïs grain est plus importante que celle du maïs pop, elle est liée à la taille finale atteinte par la plante (2.21m pour le maïs grain contre 1.66m pour le maïs pop). La morphologie et le port de chacun des deux types de maïs sont différents.

(a) Maïs grain



(b) Maïs pop



Figure. 55. Photographies hémisphériques prises au ras du sol vers le ciel, le 02/08/2016 à moins de 10mn d'intervalles dans les ESU de maïs grain (a) et pop (b)

Le maïs grain a tendance à monter en tige (tige fine) avec une forte concurrence entre les plants (en partie due à la densité : 88 000 gr.ha⁻¹) pour atteindre la lumière (Figure. 55– a). Pour la parcelle en maïs pop, les plants sont plus trapus, avec une tige plus épaisse (non visible sur la Figure. 55 - b) et un port de feuilles plus larges (densité de semis : 78 000 gr.ha⁻¹) laissant tout de même passer la lumière au sol.

2.4.2.5 Humidité du sol

Les mesures de l'humidité du sol se basent sur les sondes de la société Sentek (Australie). Elles sont constituées de capteurs placés chaque 0.1 m dans une canne de 3 cm de diamètre, allant d'une longueur de 0.1 à 1.2 m suivant la profondeur de mesure souhaitée. Depuis 2017, les nouveaux modèles de sondes Drill & Drop remplacent peu à peu l'ancienne génération (les EasyAg). La technologie et les capteurs utilisés sont identiques. Le modèle Drill & Drop présente l'intérêt d'être moulé de forme conique et d'être parfaitement étanche, ce qui améliore sa durée de vie.

Installation du dispositif

L'implantation (dans le rang du maïs) de la sonde mesurant l'humidité du sol (ou son contenu en eau) se fait grâce à une tarière manuelle (ou motorisée comme sur la Figure. 56 - a). Le diamètre de la tarière est compatible avec le diamètre de la canne pour que la paroi de la canne soit bien en contact avec le sol. Un écart fausse les mesures à cause de l'effet isolant de l'air et favorise l'écoulement de l'eau vers les couches inférieures. Une fois installée (Figure. 56 c et d), la sonde est reliée par un câble à une station de réception qui l'alimente en énergie (grâce à une batterie couplée à un panneau solaire) qui envoie les données en temps réel au moyen d'un système GPRS (réseau téléphonie mobile) ou SIGFOX (onde radio). Lorsque la station est placée à proximité de la sonde, sa position n'entrave pas d'éventuels passages d'engins agricoles. Il faut veiller à protéger le câble dans le cas où la station est éloignée.

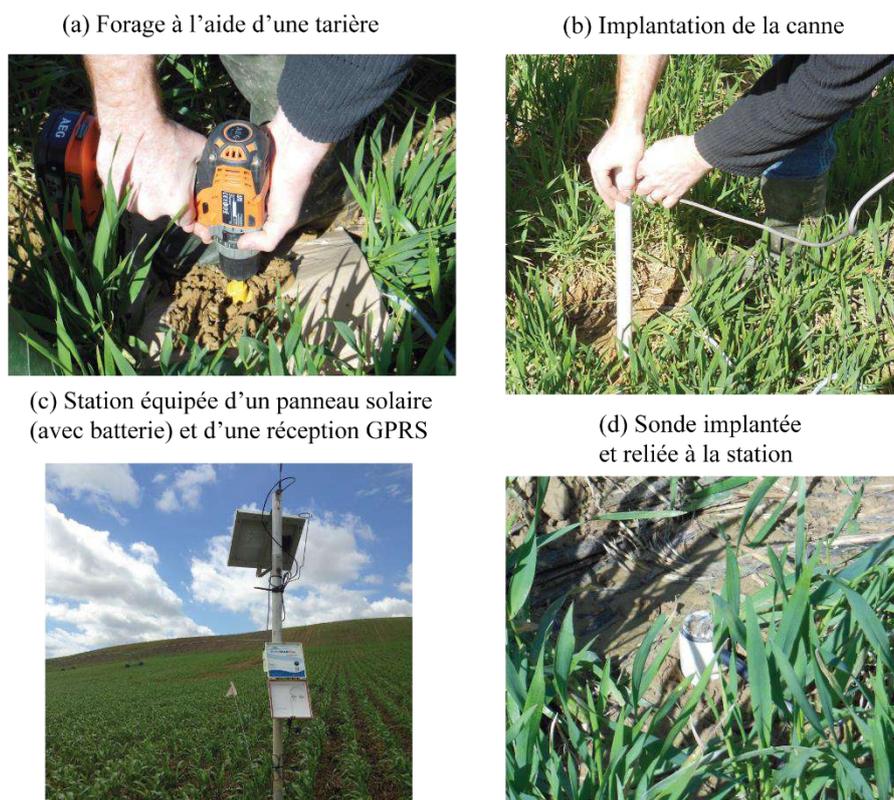


Figure. 56. Mise en place d'une sonde d'humidité dans une parcelle

Les sondes couvrent la période d'irrigation mais pas l'ensemble du cycle cultural. L'intervention des engins agricoles (binage, engrais) repousse l'implantation des sondes à fin juin/ début juillet. Enfin, le dispositif est retiré précocement, juste après la fin de la période d'irrigation (mi à fin août) car l'agriculteur peut choisir au dernier moment de récolter son maïs en cas de risque d'intempéries.

Nettoyage de la base de données

L'ACMG et sa filiale commerciale Agralis, mettent en place des sondes d'humidité (Sentek) chez des exploitants dans le cadre d'une prestation ou de conseils en irrigation. En accord avec ces derniers, l'information de 43 sondes d'humidité implantées sur des parcelles en maïs grain est récupérée pour les années 2015 et 2016. Pour le maïs pop, une importante base de données (78 sondes en 2015 et 2016) est constituée grâce au réseau de l'entreprise Nataïs (également équipé de sondes Sentek). Ce même type de sondes est déployé à proximité d'Auch sur des parcelles de maïs pop (3 en 2016) et de maïs grain (3 en 2016).

Un « tri » est nécessaire pour sélectionner les données exploitables. Le logiciel Irrimax (Sentek) ouvre les données au format brut du fabricant (.sdb : Sentek database) et facilite leur analyse. Plusieurs défauts justifient ce nettoyage, le détail est résumé dans le Tableau. 11:

- Défaut de localisation : les coordonnées de la sonde ne sont pas relevées lors de l'installation ou le fichier est perdu (35 sondes en 2015 et 34 sondes en 2016 sur le maïs pop).
- Défaut matériel : plusieurs causes sont mises en évidence menant à une perte de 5 parcelles de maïs grain en 2015 et 2016. Dans le détail, en 2015, deux sondes sont défectueuses en raison de la corrosion de capteurs sur l'ancienne génération (EasyAg) et une troisième pour un défaut d'alimentation de la batterie (seul le panneau solaire fonctionne). Les autres suppressions sont dues à la dégradation du matériel (2 sondes en 2016). Malgré la signalisation, un engin agricole a sectionné le câble la reliant au boîtier d'acquisition.
- Défaut de calibration / problème installation: la calibration est changée au cours de la campagne et la sonde est déplacée (1 sonde en 2015).

Tableau. 11. Nettoyage des fichiers de sondes d'humidité récoltées sur le maïs grain et le maïs pop en 2015 et 2016

	Maïs grain		Maïs pop	
	2015	2016	2015	2016
Défaut de localisation GPS	0	0	35	34
Défaut matériel	3	2	0	0
Défaut calibration / installation	1	0	0	0
Fichiers exploitables	22	18	5	7
Total	26	20	40	41

En résumé pour les années 2015 et 2016, il reste 40 fichiers exploitables pour le maïs grain et 12 fichiers pour le maïs pop. La localisation de ces sondes est présentée sur la Figure. 49. Pour le maïs grain, deux sondes d'humidité sont localisées dans le sud-est de la zone (Figure. 49 - d), le reste se localise dans le Lot-et-Garonne, alors que pour le maïs pop, toutes les sondes se situent dans le sud-est de la zone (Figure. 49 – c et d). En définitive, l'ensemble de la zone d'étude reste couverte malgré la perte de nombreuses données.

Interprétation d'une donnée brute

Pour interpréter le comportement des mesures de l'humidité nous avons sélectionné une sonde mesurant l'humidité jusqu'à 0.9 m (par intervalle de 0.1 m) (Figure. 57), située dans la zone b (Figure. 49). Sur cette parcelle, le maïs grain est semé le 29 avril (jour 120), soit bien avant l'installation de la sonde (27 juin). À cette date, la végétation est déjà bien développée et la Hcc est atteinte en raison de pluies récentes. Chaque niveau a une valeur de Hcc propre.

Les courbes sont marquées par de nettes hausses de l'humidité, liées aux apports en eau (irrigation ou pluie). L'amplitude de variation de l'humidité augmente à proximité de la surface où les échanges sont les plus importants en raison de l'impact des apports hydriques et des échanges avec l'atmosphère (évaporation). Les courbes sont marquées par des décroissances régulières, sous la forme de marches, qui correspondent au prélèvement racinaire journalier.

La pente de ces prélèvements est d'autant plus réduite que l'humidité se rapproche du bas de la RFU. Ces marches de consommation indiquent la présence de racines très actives de 0 à 0.3 m, et très peu actives à 0.4 et 0.5 m avec de très légères consommations du 27 juin au 6 juillet. Cela ne signifie pas que les racines ne soient pas présentes plus en profondeur, mais que la plante se fournit préférentiellement dans les 30 à 50 premiers centimètres. Lorsque les besoins sont plus importants, elle peut ponctuellement prélever plus en profondeur comme du 12 au 16 août (-0.53 mm à 0.9 m), mais cette consommation reste négligeable par rapport à la consommation totale sur la même période (-5.96 mm de 0 à 0.5 m). L'essentiel de la consommation se fait de 0 à 0.5 m, ce qui est en accord avec la littérature présentée dans la partie 1.1.3. Cette sonde de 0.9 m permet de justifier l'utilisation de sondes de 0 à 0.5 m pour suivre l'évolution des consommations du maïs. Pour la suite nous ne traiterons que l'information sur l'humidité du sol, le long du profil de 0 à 0.5 m.

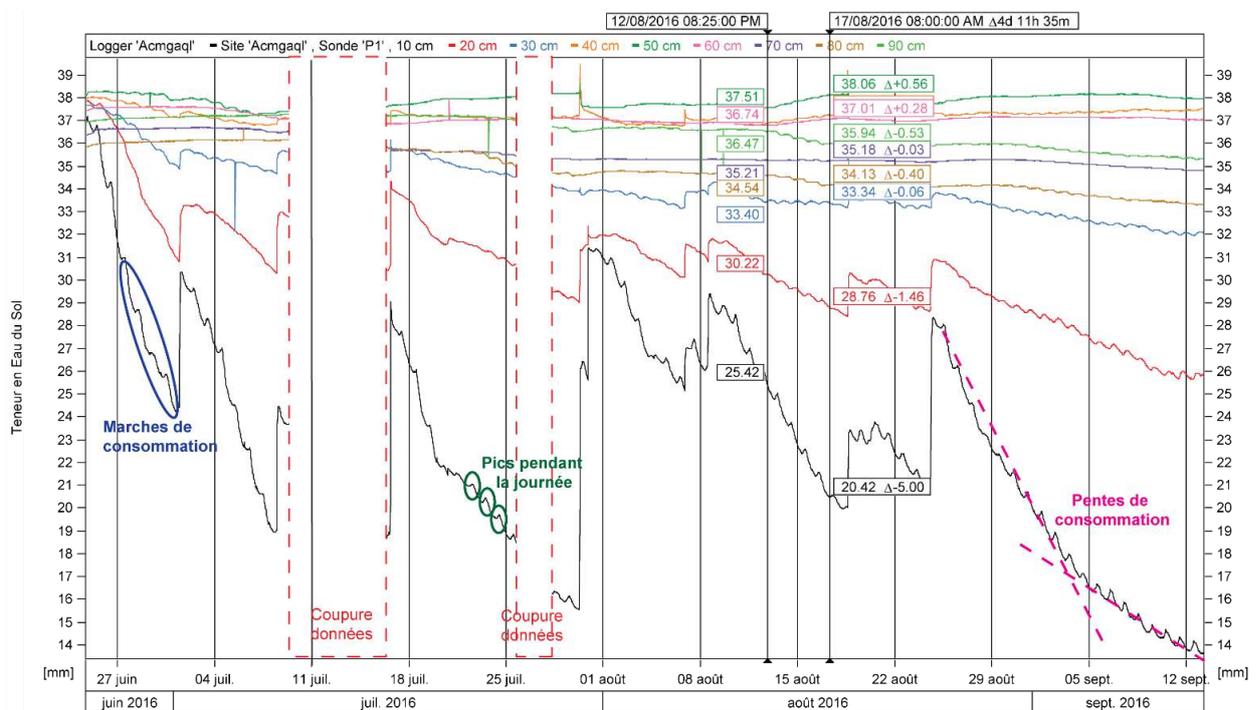


Figure. 57. Évolution de l'humidité du sol par intervalles de 0.1 m jusqu'à 0.9 m, mesurée par une sonde d'humidité implantée dans la zone b, sur une parcelle de maïs grain en 2016

Prétraitements en vue de la modélisation

Les périodes de consommation sont marquées par une variation diurne de l'humidité du sol (Figure. 57). Il ne s'agit pas d'une augmentation journalière de la quantité d'eau, mais d'un effet provoqué par la variation de la température du sol. Cet impact est plus significatif en surface qu'en profondeur (Dalton et al., 2015; Romano, 2014). Le « défaut » attribué à la température serait lié au phénomène de changement d'état liquide/ vapeur dans les

macroporosités. Une telle information apporte une compréhension fine des processus dans le sol et peut être utilisée pour caractériser l'activité des racines par horizon. Dans le cadre de la modélisation, il est nécessaire de s'en affranchir en sélectionnant uniquement les valeurs à 1h du matin (à ± 15 min, en fonction de l'heure d'acquisition). La mesure nocturne est la moins touchée par la variation diurne et se caractérise par une absence de consommation de la plante. La valeur relevée s'applique comme réserve d'eau disponible pour le jour suivant avec un pas de temps journalier en accord avec la modélisation. Les traitements sont automatisés avec le logiciel Matlab après un export des fichiers au format csv depuis Irrimax. La Figure. 58 montre l'évolution journalière de l'humidité du sol sur la même parcelle que celle de la Figure. 57, en se restreignant aux mesures de 0 à 0.5 m, avec transformation en valeurs journalières. Sur ces profils la variation diurne a été lissée. Dans le cadre de la modélisation, ces profils peuvent être cumulés pour présenter l'évolution globale du stock d'eau disponible pour la plante (de 0 à 0.5 m).

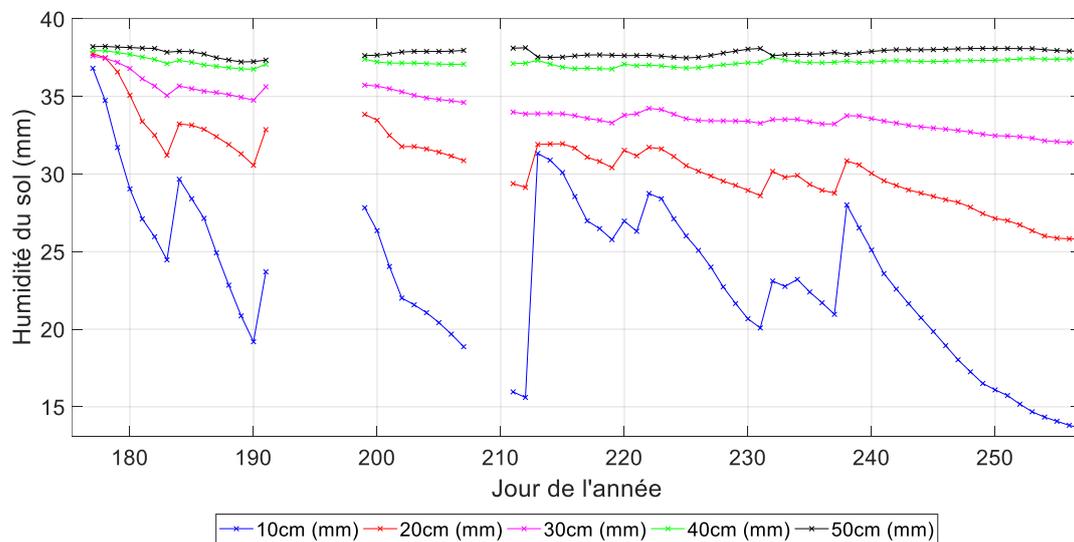


Figure. 58. Évolution au pas de temps journalier de l'humidité du sol par intervalles de 0.1 m jusqu'à 0.5 m, mesurée par une sonde d'humidité implantée dans la zone b, sur une parcelle de maïs grain en 2016

Classification des parcelles irriguées par unité pédologique

Les doses et dates d'irrigation sont uniquement disponibles sur 23 parcelles de maïs grain équipées de sondes d'humidité (11 en 2015 et 12 en 2016). Parmi elles, une se situe au sud-est de la zone d'étude dans la zone « d » délimitée sur la Figure. 49, celles restantes se positionnent dans la zone « e ». Toutes ces parcelles sont irriguées par un système de pivot central. Elles sont classées par unité pédologique (UP) sur la Figure. 59, en respectant un critère de proximité (< 10 km) au sein d'une unité cartographique des sols (UCS). Ces UCS sont extraites du Référentiel Régional Pédologique du Lot-et-Garonne (47) fourni par l'École Nationale Supérieure des Sciences Agronomiques de Bordeaux à l'échelle de 1/250 000.

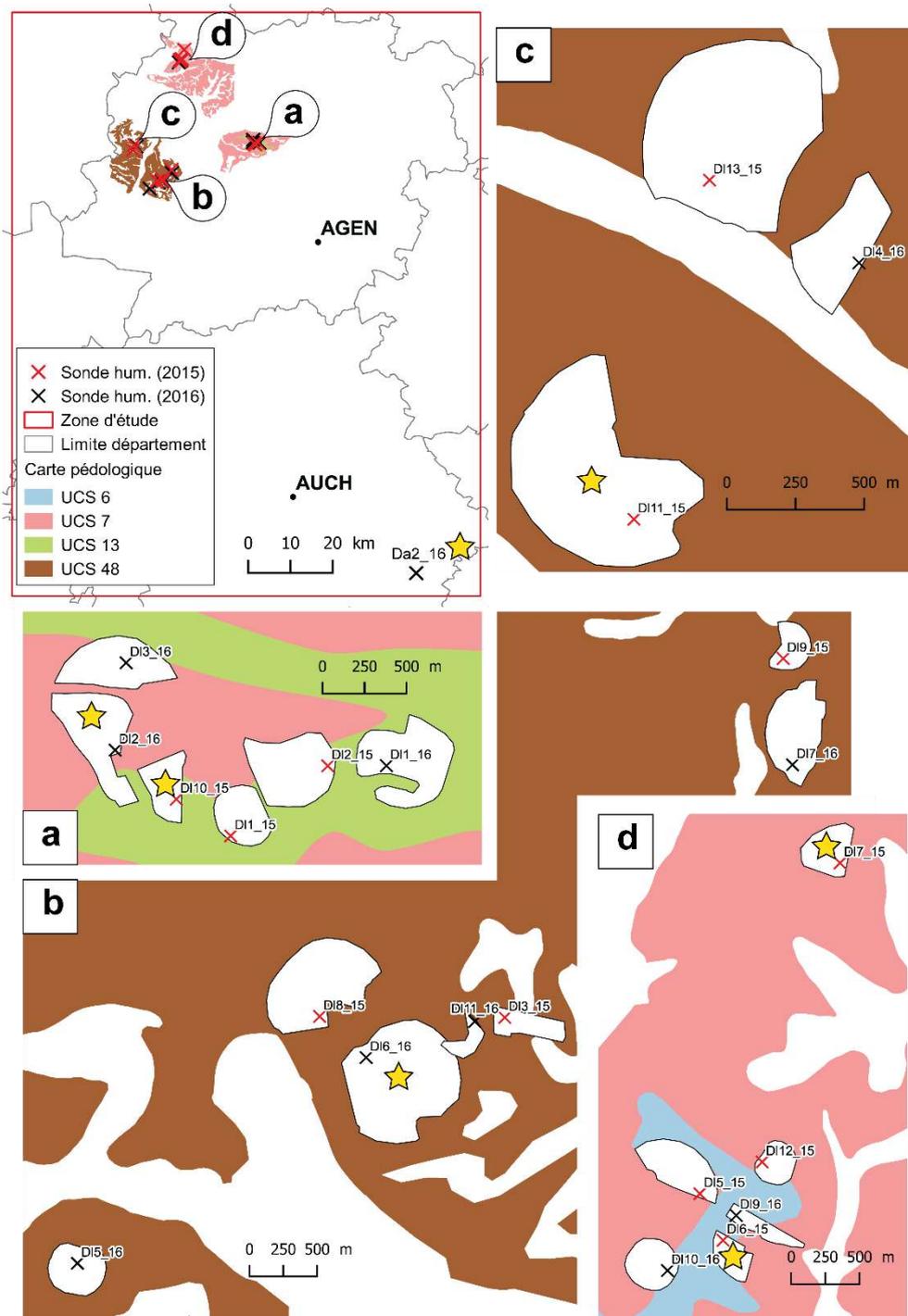


Figure. 59. Répartition des 23 parcelles irriguées de maïs grain (en 2015 et 2016) sur 4 Unités Cartographiques de Sol (UCS). L'UCS n'est pas disponible pour la parcelle « Da2_16 », isolée au sud-est de la zone d'étude. Les étoiles symbolisent les parcelles de référence par UP

La parcelle « Da2_16 » étant isolée, elle ne bénéficie pas d'information pédologique et est considérée comme unité pédologique à part entière (UP 1). Les autres parcelles se répartissent en 6 unités dans le Tableau. 12. Lorsqu'une d'entre elle recouvre plusieurs UCS, c'est la localisation de la sonde qui prime dans la répartition par UP. En raison de leur éloignement (> 10 km), plusieurs UP sont définies au sein d'une même UCS afin de créer des unités communes. Cela concerne les UP 4 et 5, ainsi que 3 et 6 (respectivement pour les UCS 48 et 7).

Tableau. 12. Répartition des parcelles des 23 parcelles irriguées de maïs grain en fonction des unités pédologiques (UP) en 2015 et 2016

	UCS recoupée par la sonde	Parcelles
UP1	-	Da2_16
UP2	UCS 13 : sols calcimorphes, argilo-limoneux à argileux, sur calcaire de l'Agenais	D11_15 ; D12_15 ; D110_15 ; D11_16
UP3	UCS 7 : sols bruns calcimorphes et sols lessivés hydromorphes, sur calcaire et molasse de l'Agenais	D12_16 ; D13_16
UP4	UCS 48 : sols bruns calciques à calcaires, à texture argileuse, sur molasse de l'Agenais	D13_15 ; D14_15 ; D18_15 ; D19_15 D15_16 ; D16_16 ; D17_16
UP5	UCS 48	D111_15 ; D113_15 ; D14_16
UP6	UCS 7	D15_15 ; D17_15 ; D112_15
UP7	UCS 6 : sols bruns calciques à sols lessivés plus ou moins hydromorphes, sur molasse de l'Agenais	D16_15 ; D19_16 ; D110_16

2.5 Acquisitions satellitaires

Le travail se focalise sur l'utilisation de l'imagerie optique (visible et proche-infrarouge) et du radar à l'aide des missions Sentinel-1 et Landsat-8.

2.5.1 Images optiques

Les premières images du satellite Sentinel-2 (lancé en juin 2015) sont disponibles à partir de fin novembre 2015 sur la zone. La mise en place des outils de prétraitement a nécessité quelques mois de développement et de tests des différents algorithmes, notamment au niveau des outils de corrections atmosphériques. Au moment d'écrire ce manuscrit, il est possible d'affirmer que les produits Sentinel-2 sont maintenant disponibles en routine. Toutefois pendant la thèse, il a fallu utiliser un autre satellite aux caractéristiques proches, le satellite Landsat-8.

2.5.1.1 Principales caractéristiques

Le satellite Landsat-8 reprend la suite de la grande famille Landsat qui a débuté en 1972 avec le satellite Landsat-1. La longue période d'acquisition est assurée sans interruption, notamment grâce à la longévité de Landsat-5 (29 ans). Le satellite Landsat-8 (Tableau. 13) est lancé en février 2013, en collaboration entre la NASA (National Aeronautics and Space Administration) et l'USGS (United States Geological Survey). Son jumeau, Landsat-9, devrait être envoyé en orbite en 2020. Seules les informations du capteur multispectral (OLI : Operational Land Imager) sont utilisées.

Tableau. 13. Caractéristiques du satellite Landsat 8 (optique)

Mission	Landsat-8
Lancement	Février 2013
Durée de vie	5 ans (au minimum)
Fauchée	185 km
Résolution spatiale	30/15m (multispectral/panchro.)
Répétitivité	16 j
Altitude	705 km (orbite polaire)
Résolution spectrale (μm)	B1 (aérosol) : 0.43 – 0.45
(Capteur OLI)	B2 (bleu) : 0.45 – 0.52
	B3 (vert) : 0.53 – 0.60
	B4 (rouge) : 0.63 – 0.68
	B5 (PIR) : 0.85 – 0.89
	B6 (MIR) : 1.56 – 1.66
	B7 (MIR) : 2.1 – 2.3
	B8 (pan) : 0.5 – 0.68
	B9 (cirrus) : 1.36 – 1.39

2.5.1.2 Acquisitions des images

Pour couvrir la zone d'étude, 4 tuiles Landsat-8 sont nécessaires (Figure. 60), ce qui représente un total de 122 images du 31 mars (jour 90) à fin octobre (jour 290) sur les deux années (66 en 2015 et 56 en 2016, Tableau. 14).

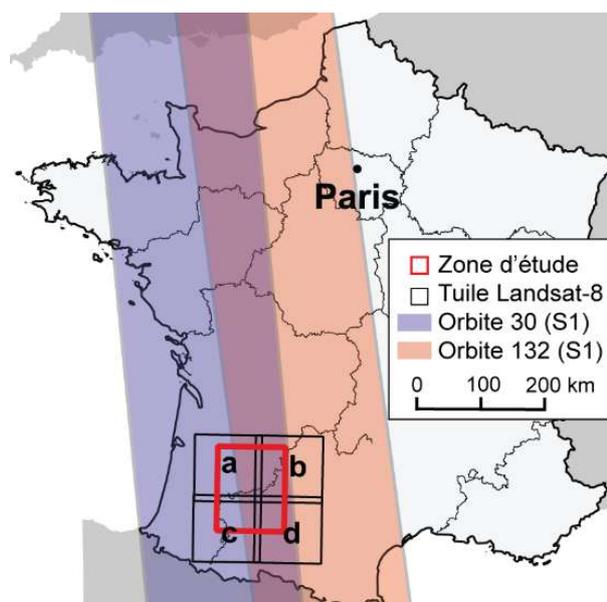


Figure. 60. Emprise des acquisitions satellitaires avec les tuiles Landsat-8 (a, b, c, d) et les orbites (30 et 132) de Sentinel-1 (S1)

Tableau. 14. Images Landsat-8 acquises en 2015 et 2016 sur les 4 tuiles de la zone d'étude (Figure. 60)

	a	b	c	d	Total
Nb. d'images (2015)	19	16	15	16	66
Nb. d'images (2016)	14	15	16	11	56

L'information tirée de ces images, à partir des parcelles de maïs grain et de maïs pop est présentée dans le chronogramme des acquisitions en incluant la notion de couverture nuageuse (Figure. 61). Les images avec une nébulosité totale ne sont pas téléchargées. Malgré cette précaution, les parcelles sont parfois recouvertes de nuages (taux de nébulosité parcellaire de 100%). Bien que les acquisitions soient régulières, peu d'informations sont disponibles au début des cycles culturaux à cause de la forte couverture nuageuse. En 2016, cette couverture est importante sur une grande partie du cycle cultural.

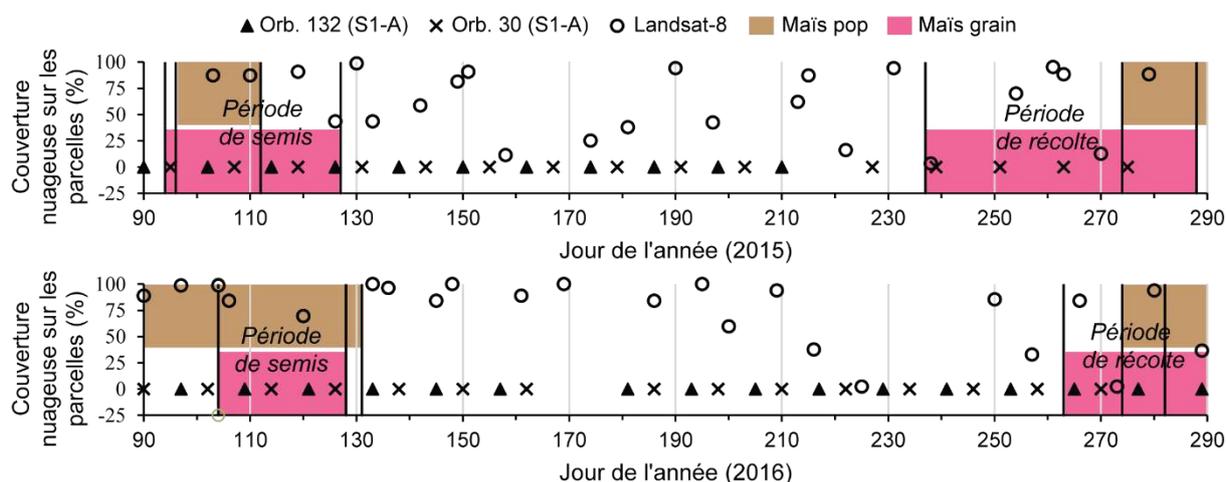


Figure. 61. Chronogramme des acquisitions optiques (Landsat-8) et radar (Sentinel-1 ou S1-A) et le taux de couverture nuageuse sur les parcelles de maïs grain et de maïs pop

2.5.1.3 Préparation des images

La chaîne de préparation des images est représentée sur la Figure. 62. Le "Pôle Thématique Surfaces Continentales" (<http://www.theia-land.fr/>), chargé de valoriser les données satellitaires en France, télécharge les images fournies par l'USGS au niveau 1T. Ce niveau offre des images calibrées radiométriquement et orthorectifiées à l'aide de points de contrôles et d'un modèle numérique de terrain afin de corriger des effets du relief. Les images sont découpées en tuiles dans Théia et traitées en suivant ce quadrillage.

Ces images, en réflectances au-dessus de l'atmosphère, sont impactées par les effets d'absorption et de diffusions atmosphériques et sont corrigées en réflectances au sol dans la chaîne de traitement MAJA.

Cette chaîne se base sur la chaîne MACCS (Multi-sensor Atmospheric Correction and Cloud Screening), développée par le CESBIO et le CNES et reprend des éléments du logiciel ATCOR développé par DLR (German Aerospace Center) afin de réaliser les corrections atmosphériques (documentation détaillée : Hagolle et al., 2017). Les images en sortie sont au niveau 2A (réflectances de surface) avec les masques de nuages, le tout dans la projection Lambert 93 et peuvent être téléchargées manuellement ou à l'aide d'un script python développé au CESBIO par Olivier Hagolle (<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=9388>). Elles sont stockées sur un serveur à Toulouse au sein du laboratoire CESBIO. Des requêtes automatisées sont développées pour appliquer les masques et extraire l'information. Pour des raisons de sécurité du réseau, il n'y a pas d'accès direct à ces services depuis Auch. Le téléchargement et le stockage sont donc réalisés en doublon au moyen d'un serveur local.

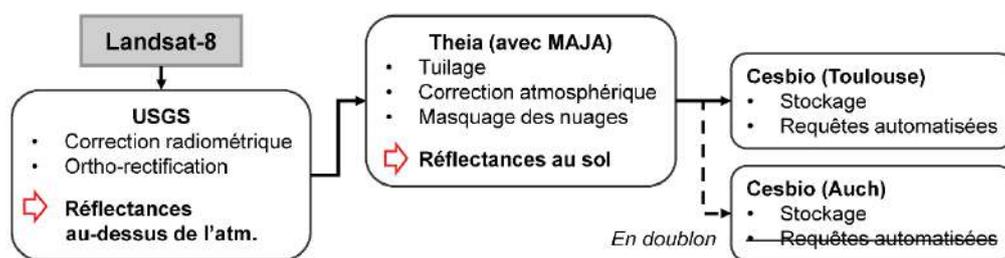


Figure. 62. Chaîne de préparation des images optiques Landsat-8

Les images sont utilisées pour extraire l'information sur le couvert végétal (le GAI) à l'aide du modèle BVnet. Une partie des images de 2015 a été traitée dans le cadre de la thèse de Marjorie Battude avec une application des masques de nuages faite par Florian Helen (alors ingénieur d'étude au CESBIO). Le reste est traité en local (Figure. 62) à l'aide d'un script python pour appliquer les masques de nuages en respectant les recommandations (<http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=9388>).

2.5.2 Images SAR (Sentinel-1)

2.5.2.1 Caractéristiques

Sentinel-1 est le premier satellite de la constellation Sentinel faisant partie du programme Copernicus de l'Union Européenne en partenariat avec l'ESA. Ce programme a pour mission de fournir un accès libre aux données. Ce premier satellite est lancé en avril 2014 (S1A), suivi de S1B en avril 2016. L'arrivée de Sentinel-1 permet d'assurer la continuité des missions radar en bande C, avec les missions ERS 1-2 (European Remote Sensing satellite) et Envisat (ENVironment SATellite), respectivement achevées en 2011 et 2012, et depuis assurées par le satellite canadien Radarsat-2.

Tableau. 15. Caractéristiques du satellite Sentinel-1

Mission	Sentinel-1A
Lancement	Avril 2014
Durée de vie	7 ans (au minimum)
Fauchée	250 km
Répétitivité	12 j
Résolution spatiale	20 x 5 m ² (IW)
Angle d'incidence	30° à 46°
Fréquence	Bande C : 5.405 GHz (5.54 cm)
Polarisation	VV, VH

Le Tableau. 15 reprend les principales caractéristiques du satellite Sentinel-1 (S1). La documentation de Suhet, 2013 détaille les caractéristiques ainsi que le fonctionnement du satellite. Les acquisitions sont planifiées par l'ESA avec le mode IW (Interferometric Wide) au-dessus de la zone Europe (Figure. 63). Le mode IW est un bon compromis entre résolution spatiale et largeur de fauchée par rapport aux autres modes présentés sur la Figure. 64. Il a l'avantage de fournir des images sur une large fauchée de 250 km avec une haute résolution spatiale (5x20 m). Les images de ce mode sont composées de trois sous images utilisant la technique TOPSAR de balayage progressif.

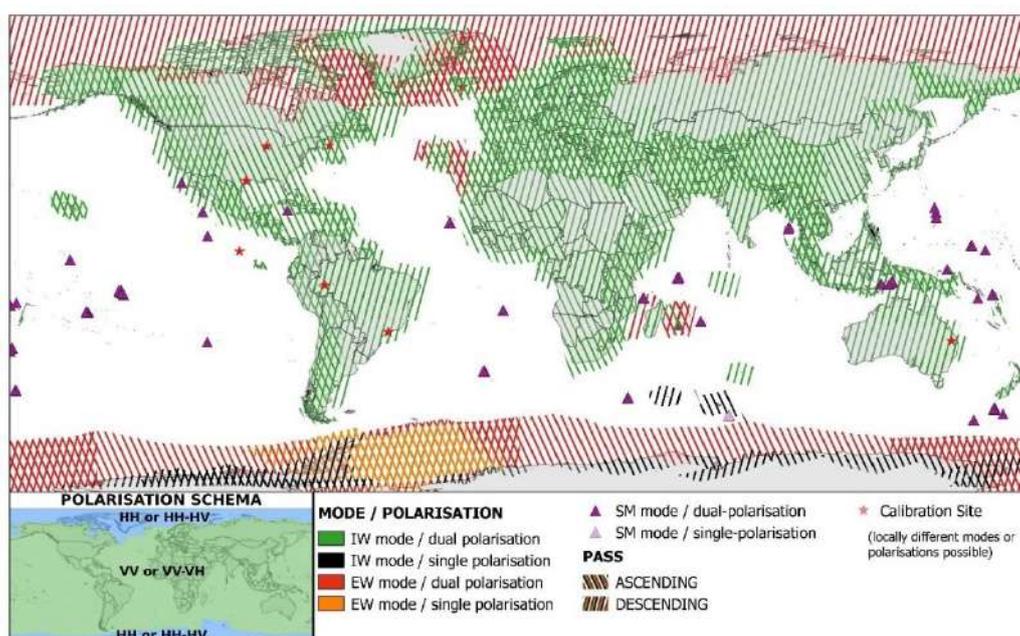


Figure. 63. Scénario d'acquisition des images Sentinel-1, valide en février 2018

Deux types de produits sont disponibles à partir de ce mode. Les SLC (abréviation de « Single Look Complex ») contiennent les informations sur la phase et la puissance alors que l'information sur la phase est perdue avec les données GRD (abréviation de GROUND).

Bien que l'information soit plus riche en SLC, le choix s'est porté sur les données GRD pour des raisons de limites de stockage et de traitement (1 Go contre 8 Go au téléchargement). Seules les polarisations VV et VH sont disponibles au-dessus de notre zone.

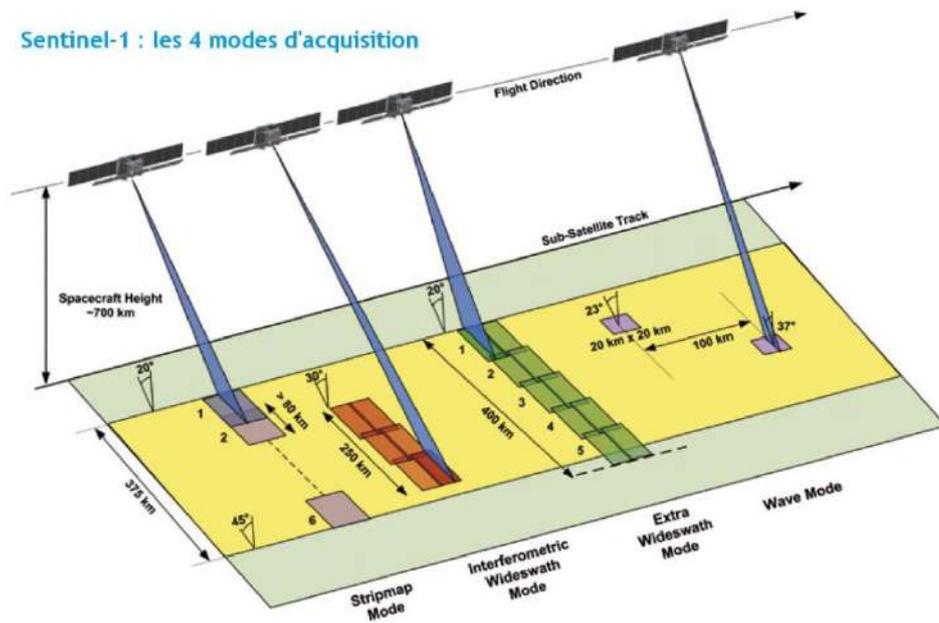


Figure. 64. Modes d'acquisition du satellite Sentinel-1 (source : <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario>)

2.5.2.2 Acquisitions des images

La zone est recouverte par le passage de 4 orbites. Les orbites 30 et 132 sont descendantes et couvrent la zone en fin de journée (18h, temps universel coordonné (UTC)) alors que celles ascendantes (orbites 8 et 110) passent le matin (6h UTC). Seules les orbites 30 et 132 (Figure. 60) sont gardées, afin d'éviter les effets de rosée et de gel souvent présents lors des passages des orbites matinales (Ameline et al., 2017, 2016; Auquier et al., 1998). L'utilisation de deux orbites améliore le potentiel de revisite en passant d'une image tous les 12j à une tous les 6 jours en moyenne (avec Sentinel-1A uniquement). Contrairement à l'optique (Figure. 61), les images ne sont pas impactées par la couverture nuageuse, ce qui donne un taux de recouvrement complet pour chaque date. Une interruption a lieu en 2015 pour l'orbite 132 en raison de tests de modes d'acquisitions (mode extra-wide) faits par l'ESA. La cause de l'interruption de service autour du jour 170 (en 2016) est inconnue. Cette même année, malgré un impact par un débris (le 23/08/2016) (Krag et al., 2017), aucune perturbation n'est à noter sur notre zone.

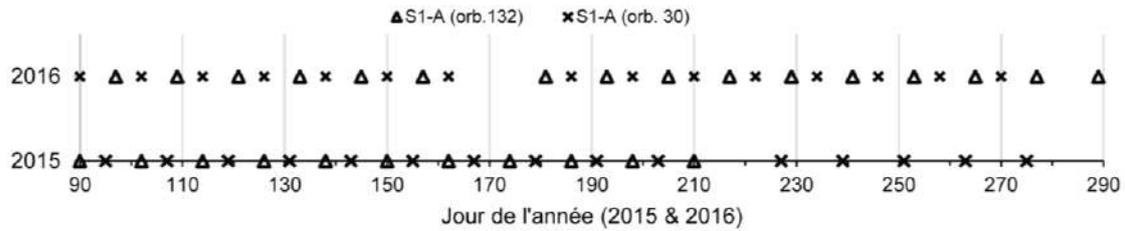


Figure. 65. Chronogramme des acquisitions Sentinel-1 pour les orbites 30 et 132 en 2015 et 2016 (repris de la Figure. 61)

2.5.2.3 Chaînes de prétraitement

Étapes de prétraitement

Les différentes étapes de prétraitement des images S1 (format GRD), du téléchargement à l'exploitation des statistiques zonales à l'échelle parcellaire, sont renseignées sur la Figure. 66 et présentées ici :

- Téléchargement des images : les images GRD sont disponibles sur le site de données satellite de Copernicus (<https://scihub.copernicus.eu/>) et sur des sites miroirs comme ceux du CNES (<https://peps.cnes.fr/rocket/>) ou de l'ASF (abréviation anglaise de « Alaska Satellite Facility »). Cette étape de téléchargement peut être automatisée à l'aide de script.
- Application du fichier orbite : l'information sur la localisation de l'orbite fournie dans les métadonnées de l'image correspond à celle prévue et peut légèrement dévier de l'orbite réelle. Cette correction n'est pas exécutable dans le cas d'un traitement en temps réel car le fichier correctif n'est disponible que plusieurs jours à plusieurs semaines après l'acquisition (<https://qc.sentinel1.eo.esa.int/>).
- Élimination du bruit à la frontière des images GRD : Après le passage des images au format GRD, des valeurs erronées (très basses) peuvent être présentes sur les bordures de l'image. Cette étape supprime ces valeurs au moyen d'un seuillage mais n'a aucun impact si les parcelles ne se situent pas sur les bordures de l'image.
- Correction du bruit thermique : le bruit thermique dans les images SAR (bruit additif) est provoqué par le mouvement microscopique des électrons dû à la température (Carsey, 1992), particulièrement pour les zones ayant une faible rétrodiffusion (ex : lac) (Bourbigot et al., 2015). Les métadonnées de l'image contiennent les informations pour réaliser cette correction.
- Calibration radiométrique : le but de la calibration est de fournir une image dans laquelle les valeurs de pixels peuvent être directement liées à la rétrodiffusion radar de la scène (équation 25).

$$\sigma_i^0 = \frac{|DN_i|^2}{A_i^2} \text{ avec } A_i : \text{sigma zéro } t(i) \quad (25)$$

- Correction géométrique: les distances sol/capteur peuvent être déformées par l'effet topographique et l'inclinaison du capteur. La correction géométrique compense ces effets en se basant sur un modèle numérique d'élévation. La méthode Range Doppler Terrain Correction est détaillée par Small and Schubert, 2008.
- Pour rappel, le filtrage lisse le chatoiement et améliore l'interprétation visuelle des images.
- Les statistiques zonales (min, max, moyenne, médiane, écart-type) sont extraites pour chaque date/parcelle de maïs grain et de maïs pop.
- Normalisation angulaire : l'intérêt de la normalisation angulaire porte sur le fait que deux orbites sont utilisées, ce qui signifie que les images sont prises sous des angles de visée différents. Enfin, les parcelles se situent sur des zones de collines et la pente va influencer les valeurs rétrodiffusées.

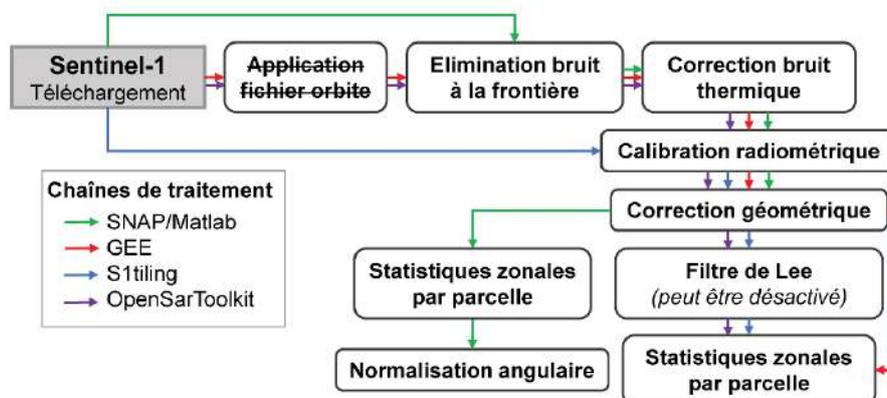


Figure. 66. Les étapes possibles de prétraitement des images SAR suivant la chaîne utilisée (SNAP (ESA), GEE : Google Earth Engine, S1tiling (CNES/CESBIO), OpenSar Toolkit (FAO))

Chaînes de traitements disponibles

Différents outils sont mis en place pour traiter les images S1 comme le logiciel libre SNAP (SeNtinel Application Platform) de l'ESA. Comme son nom l'indique, le logiciel est configuré pour les différentes missions Sentinel. Il bénéficie de mises à jour régulières grâce à une communauté très réactive sur le forum de l'ESA et est supporté par les différents systèmes d'exploitation. Le « batch processing » est développé pour automatiser les traitements mais il n'y a pas de chaîne de traitement SNAP à part entière. Les modules nécessaires sont tous disponibles, excepté la normalisation angulaire qui est mise en place suite à l'extraction des statistiques zonales dans le logiciel Matlab (Figure. 66).

La chaîne de traitement « S1tiling » est développée au sein du CESBIO et du CNES et mise à disposition depuis janvier 2017 sur le Gitlab du laboratoire (<http://tully.ups-tlse.fr/koleckt/s1tiling>).

Cette chaîne se base sur les bibliothèques de l'Orfeo Toolbox et fonctionne en ligne de commande python (sous Linux). Sa première fonction est une utilisation sur les couverts forestiers. Ces espaces, très bruités, peuvent être corrigés à l'aide d'un filtre spatial (par défaut de 3×3). La correction du bruit thermique est implémentée récemment le 19/03/2019.

Sur ce même modèle, la chaîne Open SAR Toolkit est développée par la FAO (Vollrath et al., 2016). Cette chaîne appelle les fonctions développées dans le cadre du logiciel SNAP. Elle réalise presque toutes les corrections (dont la correction du bruit thermique) et le filtrage spatial (sous forme d'option) sauf une normalisation angulaire.

L'entreprise Google a choisi une tout autre approche, à la fois libre et mercantile. Elle a développé une plateforme en ligne (GEE : Google Earth Engine) accessible gratuitement à la communauté scientifique (ou à l'enseignement). Cette plateforme donne accès à de nombreuses données, à travers le monde, comme les images Sentinel-1. Les images sont prétraitées par des partenaires comme Airbus en utilisant les bibliothèques de SNAP. GEE offre la puissance de calcul des serveurs Google avec un travail en ligne grâce à une interface où l'utilisateur peut importer des outils et développer en JavaScript. Aujourd'hui, une vaste communauté (notamment dans les pays en développement) s'est formée car elle offre gratuitement des capacités de calculs en ne nécessitant que des bases en programmation (Gorelick et al., 2017). Il est important de noter que les codes peuvent être utilisés par Google sans condition. C'est un formidable outil de prospective mettant à profit des compétences scientifiques potentiellement innovantes. Malgré cette dépendance, son usage est aisé pour les petites entités ne possédant pas d'importants moyens de calcul. La normalisation angulaire n'est pas non plus disponible, tout comme le filtrage spatial.

2.5.2.4 Choix parmi les prétraitements discordants

Certains prétraitements sont communs à toutes les chaînes de prétraitements, tel que la calibration radiométrique et la correction géométrique, en revanche d'autres sont discordants. Il convient alors de déterminer l'utilité de ces prétraitements en vue de choisir la chaîne de traitement la plus pertinente.

Correction du bruit thermique

La Figure. 67 présente la chaîne de traitement pour évaluer l'impact d'une correction du bruit thermique. L'information statistique (médiane) est extraite à partir du parcellaire de maïs grain en 2016 et comparée sur des images avec ou sans correction du bruit thermique (Figure. 68). Dans le cas de la polarisation VH, la correction a un impact allant jusqu'à deux dB sur les faibles rétrodiffusions (-24 dB). À l'inverse la correction n'a aucun impact avec le σ°_{VV} , ce qui est conforme avec la littérature (Park et al., 2018). Une différence selon l'orbite considérée

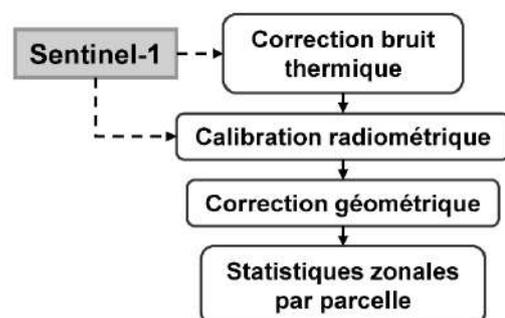


Figure. 67. Prétraitements appliqués pour observer l'impact du bruit thermique sur les valeurs de rétrodiffusions à l'échelle parcellaire

s'explique probablement par la répartition des parcelles sur les images. Elles sont mieux réparties sur l'orbite 30 que sur la 132 qui est légèrement décalée vers l'Est. Dans l'ensemble, si σ_{VH}^0 est utilisé, la correction thermique est essentielle dans le cas d'études sur l'humidité du sol (fortes rétrodiffusions) ou sur les faibles couverts végétaux.

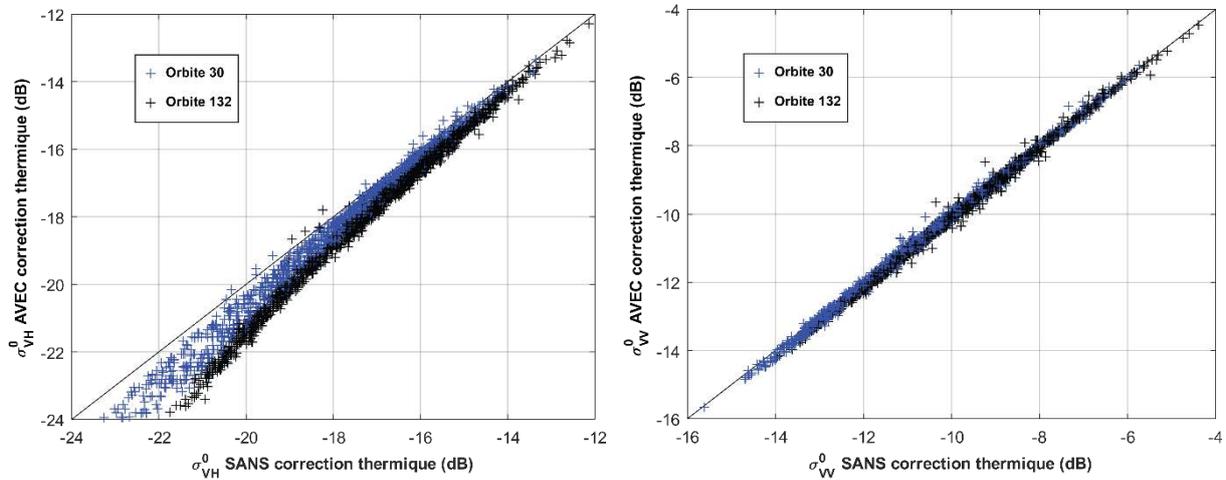


Figure. 68. Comparaison des coefficients de rétrodiffusion (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0) extraits des parcelles de maïs grain en 2016 avec ou sans l'application d'une correction du bruit thermique sur les images SAR

Filtrage des données

Le positionnement de la fonction de filtrage dans la chaîne de traitement est présenté sur la Figure. 69. Les statistiques zonales (médiane par parcelle de maïs grain en 2016) sont extraites sur des images avec ou sans application d'un filtre médian (avec une fenêtre glissante de 3×3) (Figure. 70). Quelle que soit l'orbite ou la polarisation choisie, le filtre n'a aucun impact sur les valeurs car il conserve la médiane qui est la statistique extraite à l'échelle parcellaire. Faire une statistique zonale à l'échelle parcellaire revient à appliquer un filtre moyen. L'application de la fenêtre glissante est ici redondante et uniquement adaptée pour l'interprétation visuelle, ou pour une étude utilisant l'information au niveau du pixel.

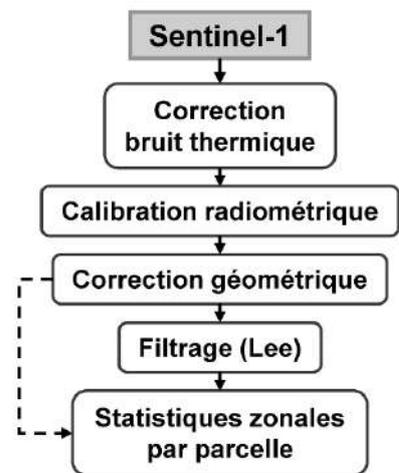


Figure. 69. Prétraitements appliqués pour observer l'impact du filtrage sur les valeurs de rétrodiffusions à l'échelle parcellaire

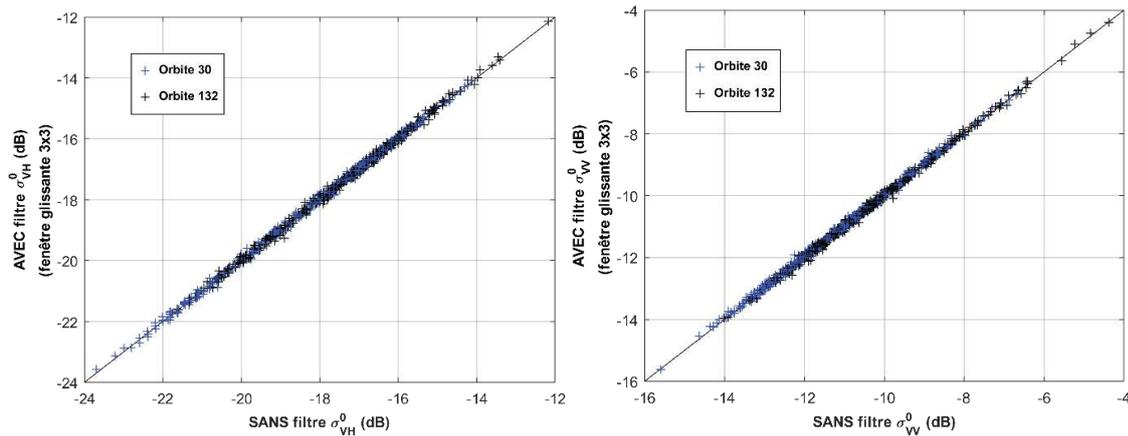


Figure. 70. Comparaison des coefficients de rétrodiffusion (σ°_{VH} , σ°_{VV}) extraits des parcelles de maïs grain en 2016 avec ou sans l'application d'un filtre spatial Lee

Normalisation angulaire

Le principe général de la normalisation angulaire consiste à débiaiser les valeurs du signal radar (σ°) des effets angulaires de sa configuration de visée (θ_i), en utilisant un même angle de référence (θ_{ref}), défini à l'avance, afin que ces valeurs soient comparables. La méthode présentée sur la Figure. 71, est basée sur celle développée par Fieuzal, 2013. Par rapport à cette méthode, la nouveauté est d'utiliser l'angle d'incidence locale, qui tient à la fois compte de l'angle de visée et du relief, à la place de l'angle de visée du capteur. Cet angle d'incidence locale est généré par le logiciel SNAP à partir du modèle numérique d'élévation (SRTM).

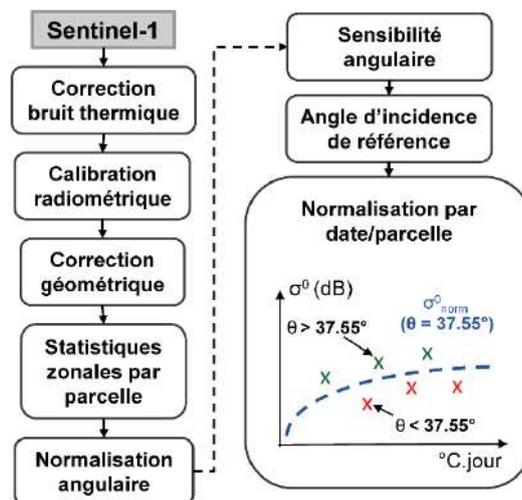


Figure. 71. Prétraitements appliqués dans le cadre d'une normalisation angulaire au niveau parcellaire

$$\tau_i = \frac{|\sigma_1^0 - \sigma_2^0|}{|\theta_1 - \theta_2|} \quad (26)$$

Avec τ_i : sensibilité angulaire entre deux acquisitions ($\text{dB} \cdot ^\circ^{-1}$), θ_1 et θ_2 : angle d'incidence locale ($^\circ$), σ_1^0 et σ_2^0 : signal radar de la parcelle (dB)

$$\theta_{ref} = \frac{\theta_A + \theta_B}{2} \quad (27)$$

Avec θ_{ref} : angle de référence (37.55°), θ_A : angle de visée proximal (29.1°), θ_B : angle de visée distale (46°)

$$\sigma_{norm}^0 = (\theta_{\sigma_0} - \theta_{ref}) \times \bar{\tau}_i + \sigma_i^0 \quad (28)$$

Avec σ_{norm}^0 : signal radar normalisé, θ_{σ_0} : angle d'incidence locale, $\bar{\tau}_i$: sensibilité angulaire moyenne et σ_i^0 : signal radar initial

La première étape consiste à déterminer la sensibilité angulaire du signal (τ_i) en fonction de la variation de l'angle d'incidence (équation 26). Pour que les valeurs σ_1^0 et σ_2^0 puissent être comparées, il faut que l'état de surface (humidité, végétation) soit analogue entre les acquisitions et que la différence d'angle soit bien distincte ($\theta_1 - \theta_2 > 5^\circ$). Concernant l'état de surface de la végétation, un seuil de 6 jours est fixé afin d'éviter un grand écart de développement de la végétation. À propos de l'état de l'humidité du sol, la méthode la plus robuste serait d'utiliser les mesures de l'humidité du sol sur les 5 premiers cm (le signal n'est pas sensible au-delà). Puisque ces données ne sont pas disponibles sur l'ensemble du cycle cultural, une méthode alternative est utilisée en se basant sur les données de pluviométrie (Figure. 72). L'impact des précipitations va varier suivant la quantité tombée. Les seuils sont établis sur les précipitations afin d'éliminer les parcelles où le signal a pu être impacté (σ_i^0) par une hausse de l'humidité du sol.

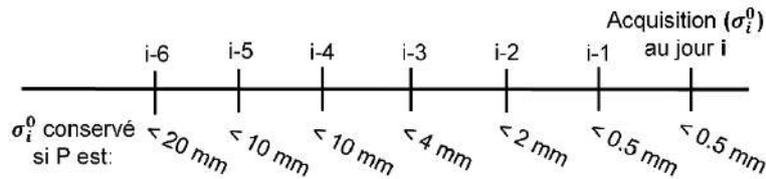


Figure. 72. Seuils établis sur les précipitations pour éliminer les acquisitions impactées par une hausse de l'humidité du sol

La sensibilité angulaire est présentée en fonction du nombre de degrés jour et s'arrête à $2000^\circ\text{C} \cdot \text{jour}$, avant le début des premières récoltes. La sensibilité angulaire du maïs pop est présentée sur la Figure. 73. Les valeurs sont majoritairement comprises entre 0 et $0.15 \text{ dB} \cdot ^\circ^{-1}$, excepté dans le cas de la polarisation V où les sensibilités angulaires ont davantage d'amplitude surtout en début de cycle avec des valeurs dépassant $0.3 \text{ dB} \cdot ^\circ^{-1}$ (entre 300 et $600^\circ\text{C} \cdot \text{jour}$).

Sur cette polarisation, Fieuzal, 2013 avait déduit une tendance exponentielle décroissante avec des valeurs hautes en début de cycle (à un NDVI = 0.3 soit $\approx 300^{\circ}\text{C.jour}$) et peu de variation au-delà. À défaut de retrouver une relation claire, un τ_i moyen ($\bar{\tau}_i$) est calculé sur l'ensemble du cycle en différenciant le maïs grain du maïs pop (Tableau. 16).

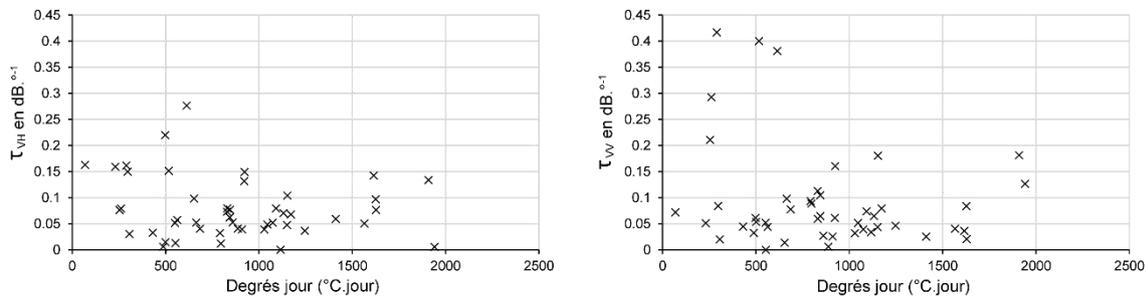


Figure. 73. Les valeurs de sensibilité angulaire calculées à partir des coefficients de rétrodiffusions radar (σ_{VH}^0 et σ_{VV}^0) extraits des parcelles de maïs pop sur les années 2015 et 2016

Tableau. 16. Les valeurs de sensibilité angulaire moyennes pour les années 2015 et 2016

	Maïs grain	Maïs pop
$\bar{\tau}_{VH}$ (dB.° ⁻¹)	0.06	0.08
$\bar{\tau}_{VV}$ (dB.° ⁻¹)	0.07	0.09

La sensibilité angulaire moyenne est comparable entre les deux types de maïs et de polarisation (de 0.06 à 0.09 dB.°⁻¹). Ces valeurs sont utilisées pour normaliser le signal d'après la formule 28. L'angle d'incidence de référence est défini à partir des angles de visée de la portée distale et proximale (angles de 29.1 et 46°) (équation 27).

Sur la Figure. 74, la normalisation permet d'utiliser les deux orbites de manière complémentaire et aide à corriger le biais régulier visible suivant l'orbite considérée. Elle ne supprime pas les hausses du signal (premiers pics après le semis) car ces derniers sont provoquées par un évènement pluvieux (ou une irrigation). La normalisation angulaire est appliquée dans la chaîne de traitement des images SAR.

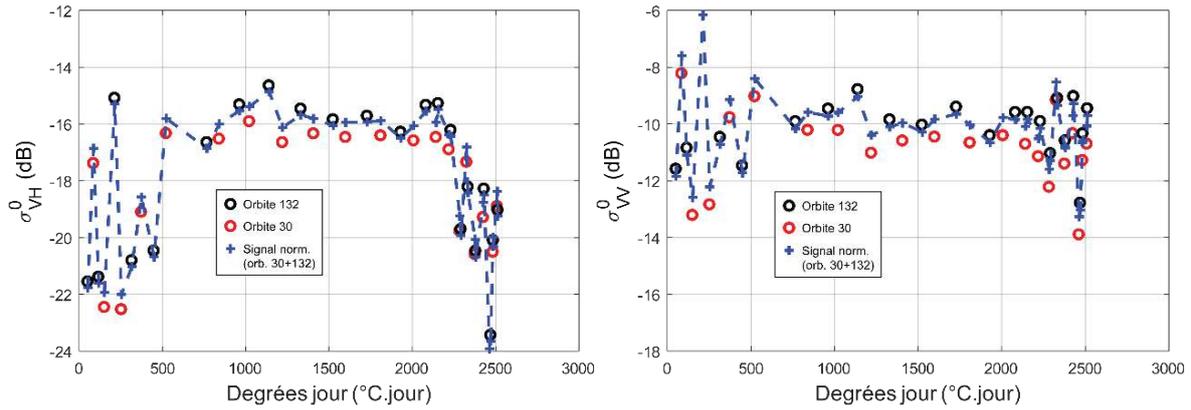


Figure. 74. Exemples de signaux normalisés (σ_{VH} (a) et σ_{VV} (b)) à partir des orbites 30 et 132 sur une parcelle de maïs pop en 2016

Choix de la chaîne de prétraitements

Au début de la thèse, le développement des chaînes de prétraitements était à ses balbutiements et seul le logiciel SNAP était réellement opérationnel. Ce dernier est utilisé pour réaliser une chaîne de traitements semi-automatisée, en vert sur la Figure. 66. Couplée à un script codé à l'aide du logiciel Matlab, cette chaîne est la seule à utiliser une méthode de normalisation angulaire.

La chaîne de traitement GEE intègre l'ensemble des traitements nécessaires et est la plus optimale en termes de calcul et de rapidité de mise en place. En ce sens, un code est développé (dans le cadre de la thèse) pour les activités de recherche de l'ACMG, notamment dans le cadre de stages. La licence d'utilisation ne permet pas son utilisation dans un contexte de service commercial.

La chaîne OpenSAR Toolkit (Vollrath et al., 2016) propose les mêmes options de prétraitements que la chaîne GEE, avec en plus l'option de réaliser un filtrage des images. Elle a l'avantage d'être libre d'utilisation et de laisser la main sur les données traitées. Dans l'attente du développement d'un module de normalisation angulaire, cette chaîne est à privilégier en complément du script de normalisation angulaire.

En l'état actuel, la chaîne de traitement S1tiling n'est pas adaptée au suivi des cultures agricoles en raison de l'absence de correction du bruit thermique.

2.5.3 Interprétation des signatures temporelles

L'information statistique est extraite par date et par parcelle à partir des séries temporelles des images SAR et optique (GAI_{opt}). Cette information permet de créer une signature temporelle sur l'ensemble du cycle cultural du maïs. Le ratio $\sigma_{VH/VV}^0$ est calculé à partir des signaux normalisés (VV et VH). Il est affiché en parallèle des signatures SAR (σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0), et de profils optiques (GAI_{opt}) sélectionnés sur deux parcelles sur lesquelles des mesures de biomasses sont réalisées (EDM_{mea} , PDM_{mea} et TDM_{mea}).

Les profils sont tracés sur la Figure. 75 (pour le maïs grain) et la Figure. 76 (pour le maïs pop) en fonction de la somme en degrés jour pour ramener les profils au même point de départ : le semis (0°C.jour).

2.5.3.1 Pour le maïs grain

L'évolution du GAI_{opt} représente la dynamique végétative de la plante. Il croît légèrement du semis jusqu'à 300°C.jour, ce qui correspond aux stades allant de l'émergence à la mise en place des premières feuilles. Sa croissance est ensuite plus soutenue jusqu'à marquer un début de plateau aux environs de 750°C.jour en 2015 et 1000°C.jour en 2016, correspondant au maximum de production des feuilles (stade de floraison). Ce plateau s'étend durant la période de développement de l'épi et se termine vers 1250°C.jour en 2015 et 1500°C.jour en 2016, soit au début de l'entrée du maïs dans sa phase de maturation. Le déclin du GAI_{opt} débute lors de l'entrée en sénescence des feuilles jusqu'à parvenir à son minimum, à l'approche de la récolte. Les deux exemples de parcelles présentés sont semées avec le même type de variété (précocité tardive), pourtant une avance de croissance et d'entrée en sénescence est visible en 2015. La parcelle D133_15 (zone b - Figure. 49), irriguée, s'est développée plus rapidement et la récolte s'est faite avant la fin de la sénescence en prévision d'intempéries. Plusieurs parcelles sont récoltées précocement sur cette zone, ce qui participe à étendre la durée de la période de moisson cette même année.

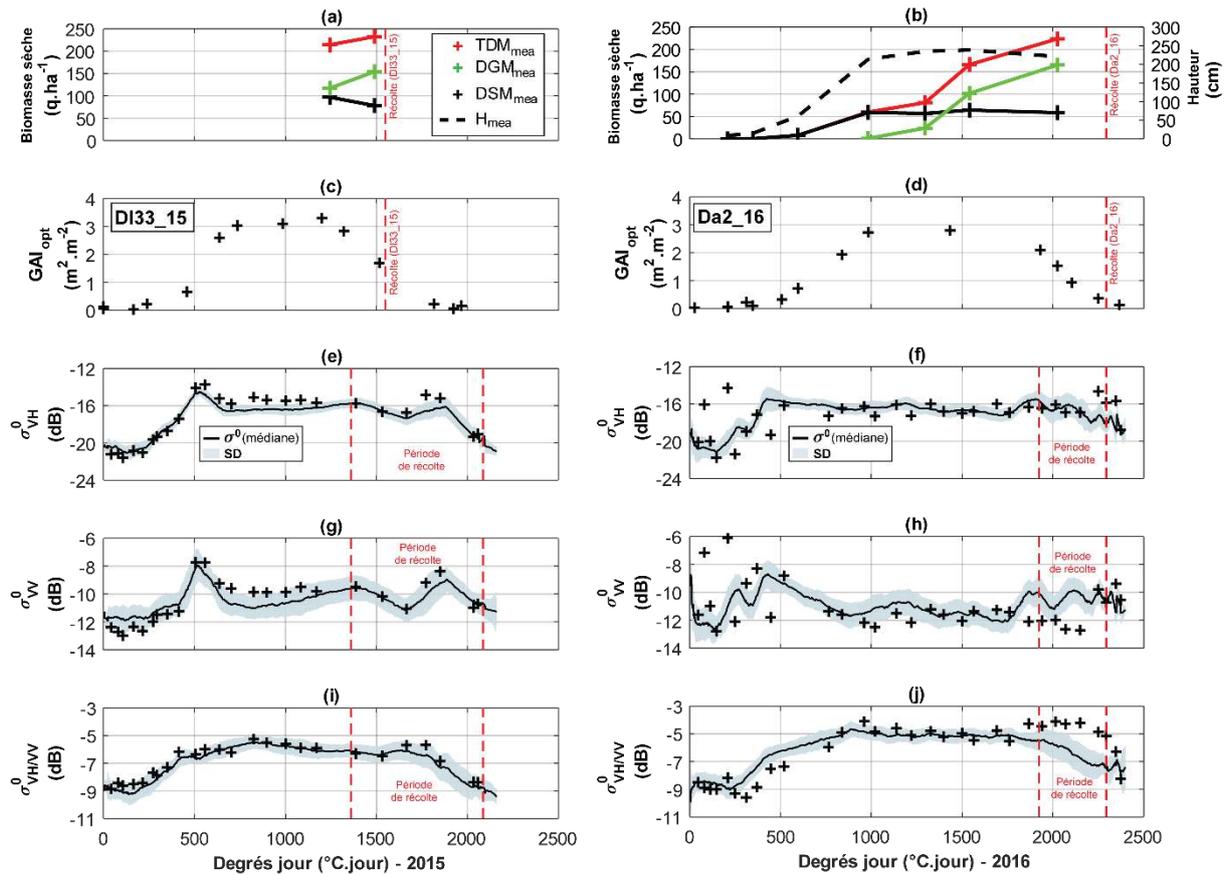


Figure. 75. Signatures temporelles de biomasse fraîche (EDM_{mea} , PDM_{mea} , TDM_{mea}) et de GAI_{opt} sur des parcelles échantillonnées (DI33_15, zone b Figure. 49 ; Da2_16, zone d Figure. 49), mises en parallèles des signatures SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur l'ensemble des parcelles de maïs grain en 2015 et 2016

L'interprétation des signaux radar est moins naturelle que l'optique. L'accroissement des signaux σ°_{VH} et σ°_{VV} démarre à partir de $300^{\circ}C.jour$ jusqu'à atteindre un plateau à $750^{\circ}C.jour$ en 2015 et $1000^{\circ}C.jour$ en 2016. Ce plateau ne diminue que pendant la période de récolte, surtout pour σ°_{VH} qui est sensible à la structure de la végétation et non à sa verdure comme l'est le GAI_{opt} . Le σ°_{VV} est plus sensible à l'humidité et varie légèrement avant la période de récolte. Pendant cette période, les feuilles sèchent et la profondeur de pénétration du signal VV dans le couvert augmente et réagit aux variations d'humidité. Ce phénomène est plus visible lorsque la végétation est moins développée. Les deux signaux σ°_{VH} et σ°_{VV} sont sensibles aux événements pluvieux avec une hausse du signal (à $500^{\circ}C.jour$ en 2015 et à deux dates en 2016 : 250 et $400^{\circ}C.jour$). D'autres événements pluvieux ont eu lieu ensuite, mais ne sont plus perceptibles une fois que la végétation est développée. À l'opposé, pour les deux années, le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ lisse les impacts liés à la variation de l'humidité sur l'ensemble du cycle cultural et se rapproche davantage du profil du GAI_{opt} (même si son amplitude est moins importante).

De 0 à 300°C.jour, $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ décroît légèrement pour atteindre un minimum marqué par les stades 4-5 feuilles (Figure. 75). Cette période est peu pluvieuse et le sol s'assèche en raison d'une forte demande évaporative (5 mm.jour⁻¹) associée au prélèvement de la végétation. La croissance du signal, qui suit ce minimum, peut être interprétée par la mise en place du couvert végétal qui produirait un changement des propriétés de rétrodiffusions sans variation significative de la biomasse. Cette interprétation contredit celle avancée par Veloso et al., 2017, aucun passage de herse est réalisé à ce stade sur les parcelles. À partir de ce minimum, $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ atteint le plateau à 1000°C.jour (alors que la biomasse continue de croître), et ne redescend pas avant la récolte. Dès le début des périodes de récolte, le signal montre une forte variabilité couplée à une hausse des valeurs d'écart-types. Cette période est caractérisée par un étalement des dates de récolte en fonction des indices de précocité et du type d'irrigation. À indice constant, une parcelle non irriguée a une récolte plus précoce qu'une parcelle irriguée. Or en 2015, des parcelles ont souffert du manque d'eau en fin de saison ce qui a provoqué des récoltes plus précoces, et par conséquent augmenté la durée de la période de récolte. Le nombre de parcelles concernées reste limité et le signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ n'est véritablement marqué par une baisse qu'à partir de 1750 °C.jour (du fait des récoltes).

2.5.3.2 Pour le maïs pop

Les profils de GAI_{opt} (Figure. 76) des parcelles semées en maïs pop sont comparables à ceux présentés sur le maïs grain (Figure. 75). Le couvert végétal est cependant moins développé en dépassant à peine 2 m².m⁻² sur les deux parcelles prises en exemples. La période de récolte est définie par les bornes minimales et maximales des jours de récolte. En 2015, ces bornes sont les jours 274 et 293 (Tableau. 6) qui, converties en degrés jour, donnent respectivement 2356 et 2357 °C.jour. La date de semis est décalée et explique que les degrés jour semblent être identiques. Cette même année, les profils médians des signaux σ°_{VH} et σ°_{VV} , suivent une tendance décroissante jusqu'à 400 °C.jour puis croissante avant d'être marquée par plusieurs rebonds entre 600 et 900 °C.jour. Au-delà de 900 °C.jour, les signaux stagnent jusqu'à la récolte. Ces rebonds correspondent à des événements pluvieux importants ayant eu lieu sur l'ensemble de la zone d'étude. Pour les deux années, le signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ présente des variations importantes en début de cycle, durant la période 0-500 °C.jour. Une fois cette période passée, l'écart type diminue pour revenir à des valeurs similaires à celles observées sur le maïs grain (Figure. 75).

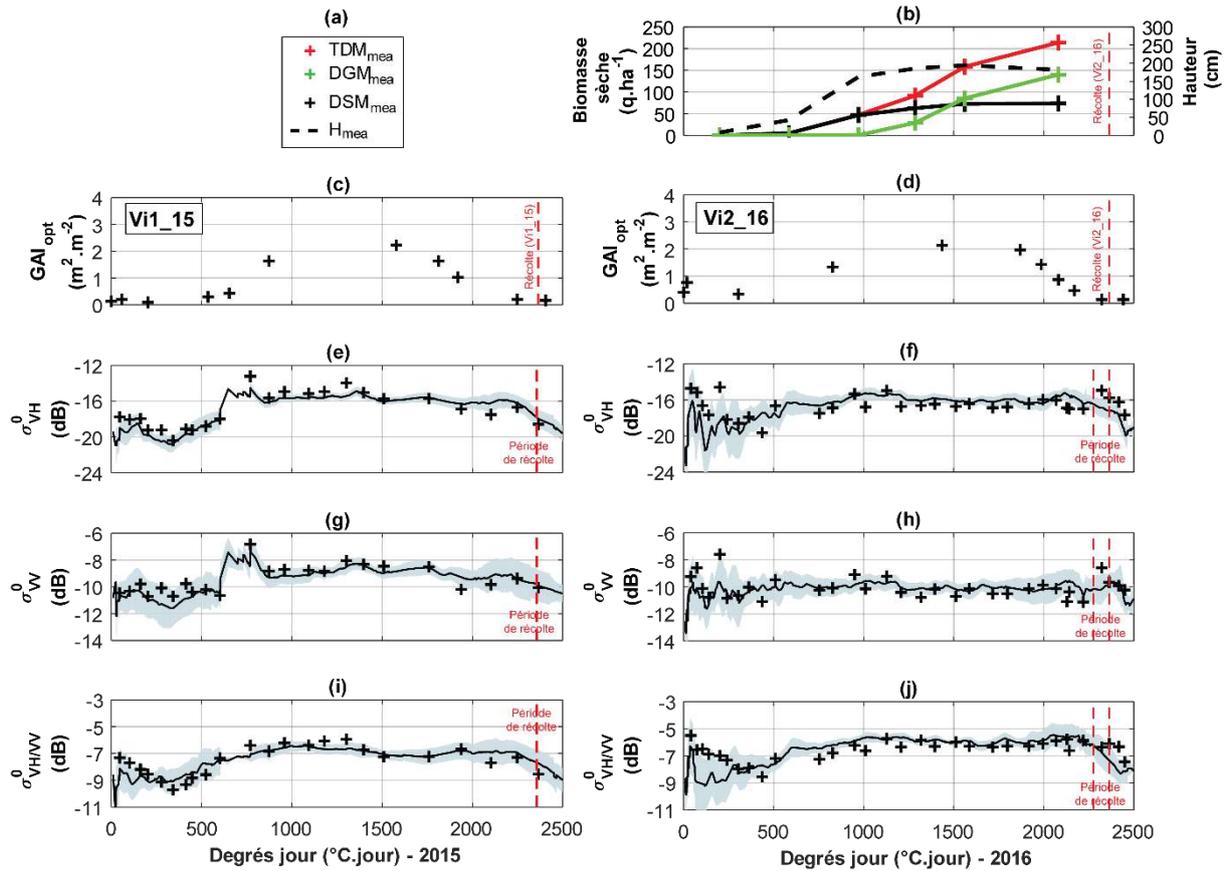


Figure. 76. Signatures temporelles de biomasse fraîche (EDM_{mea} , PDM_{mea} , TDM_{mea}) et de GAI_{opt} sur des parcelles échantillonnées, mises en parallèles des signatures SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur l'ensemble des parcelles de maïs pop en 2015 et 2016

Les profils de deux parcelles bien contrastées sont présentés sur la Figure. 77 pour expliquer ces fluctuations. Ces parcelles ont des profils de GAI_{opt} comparables, en partant de faibles valeurs après le semis jusqu'à atteindre $2 \text{ m}^2.\text{m}^{-2}$ aux environs de $1000^{\circ}\text{C}.\text{jour}$. Une légère hausse est à noter juste après le semis, sur la parcelle Vi2_16 avec une valeur du GAI_{opt} de $0.5 \text{ m}^2.\text{m}^{-2}$. Le profil de $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ de la parcelle Da3_16 est similaire à celui observé sur le maïs grain (Figure. 75). Du semis à $300^{\circ}\text{C}.\text{jour}$, le signal est en moyenne décroissant, puis il repart à la hausse et sature entre 900 et $1000^{\circ}\text{C}.\text{jour}$. L'amplitude est moins importante car la végétation est moins développée que sur le maïs grain. Le profil $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ de la parcelle Vi2_16 a un fort coefficient de rétrodiffusion (-6 dB) après le semis mais décroît jusqu'à environ $500^{\circ}\text{C}.\text{jour}$ pour ensuite suivre le profil de la parcelle Da3_16.

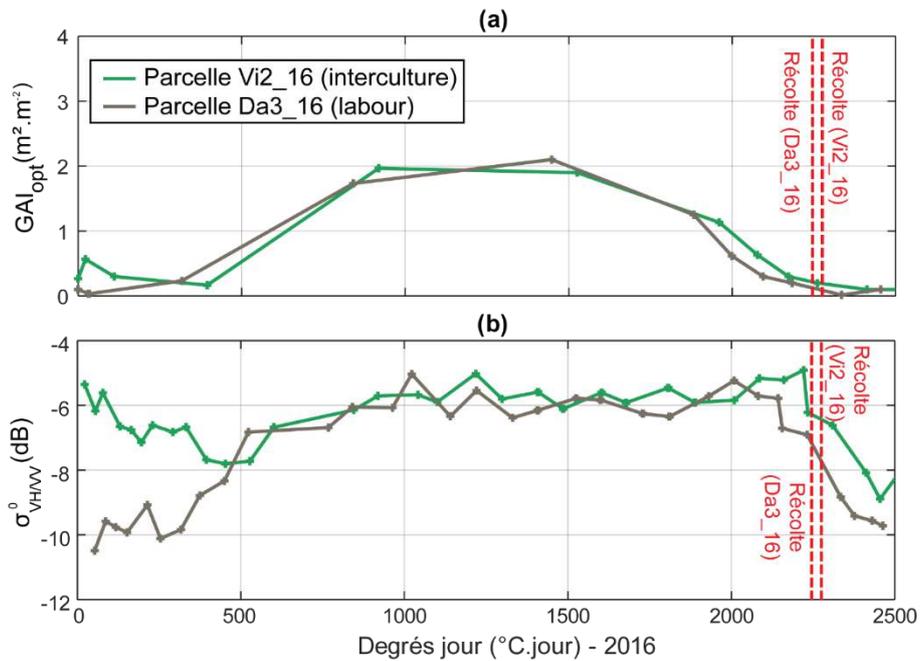


Figure. 77. Signatures temporelles (GAI_{opt} et $\sigma^0_{VH/VV}$) sur deux parcelles de maïs pop possédant deux types de pratiques agricoles (labour vs intercultures)

Ces différences entre les deux parcelles s'expliquent par les pratiques culturales. Sur la parcelle Vi2_16, un couvert végétal est mis en place puis détruit au moment du semis (méthode Nataïs), ce qui explique la décroissance du GAI_{opt} . Après le semis, le couvert végétal va effectivement rester actif (vert) quelques jours avant que les dernières feuilles ne fanent. Le maïs va ensuite se développer à travers ces résidus de couvert comme l'atteste la Figure. 78 – a. Au stade phénologique 4-5 feuilles du maïs (correspondant normalement au minimum de $\sigma^0_{VH/VV}$) le couvert végétal n'est plus actif mais la structure des résidus a pour effet d'augmenter la rugosité de surface et de provoquer une hausse du signal. Au fur et à mesure de la croissance, ces résidus se décomposent et sont recouverts par la végétation (Figure. 78 -b) si bien qu'à partir de 500°C.jour la variation du signal est uniquement liée au développement du maïs (jusqu'à ce que le signal sature). En résumé, le GAI_{opt} n'est pas perturbé par la présence d'un couvert détruit alors qu'il doit être pris en compte dans le cas du radar.

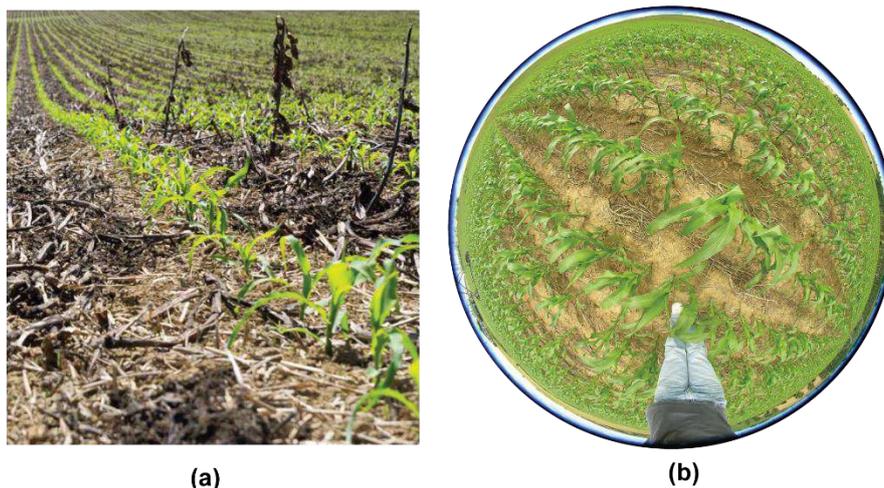


Figure. 78. Résidus d'intercultures dans une parcelle de maïs pop aux premiers stades végétatifs, source : Nataïs (a) et 17 juin 2016 (JJ : 169 ou 585°C.jour) (b)

2.6 Conclusion

En s'implantant sur deux régions (Occitanie et Nouvelle-Aquitaine), notre site d'étude intègre une grande diversité paysagère et pédologique en couvrant la vallée de la Garonne riche en alluvions, les terreforts aux sols argileux et des Landes aux terrains sableux. Notre zone est marquée par une transition climatique avec des influences méditerranéenne par le sud-est et océanique par l'ouest. Les deux années culturales (2015 et 2016) sont uniques du point de vue météorologique. L'année 2016 est marquée par un printemps pluvieux et une fin de saison sèche alors que les pluies sont plus irrégulières en 2015.

L'ensemble de la zone est couverte par un réseau de stations météorologiques géré par l'ACMG. Certaines variables comme les températures ou la pluie sont mesurées avec une densité inédite. Une vaste enquête est réalisée sur ces deux années auprès de 22 agriculteurs afin de récupérer les itinéraires techniques sur plus de 1800 ha de maïs (dont environ 400 ha en pop). La diversité des surfaces (de 2.4 à 62 ha), des pentes (de 0.3 à 11.2°) et des variétés (pour le maïs grain) est représentative du Sud-Ouest sur les deux années. La fiabilité des mesures de rendements spatialisés est confirmée grâce aux valeurs de pesées. Ces données sont exploitées pour définir des parcelles aux pratiques agricoles identiques. En parallèle, un dispositif de mesures permet de collecter des échantillons de biomasse sur 10 parcelles, ainsi que des mesures de hauteur, des photographies hémisphériques et de l'information sur les stades phénologiques, avec une répétition toutes les 3 semaines en moyenne. Après nettoyage de la base de données, seuls 52 points de mesures d'humidité restent exploitables sur les 127 sondes Sentek implantées.

Grâce aux missions Sentinel-1 et Landsat-8, l'ensemble de la zone est couverte en données satellitaires. 122 images optiques permettent de déduire le GAI à partir du modèle BVnet. Malgré cela, peu d'informations sont disponibles au début des cycles culturaux en raison de la forte couverture nuageuse. En 2016, cette nébulosité couvre même une grande partie du cycle cultural. En raison des limites de stockage et de ressources informatiques, le choix s'est porté sur l'utilisation des données GRD de Sentinel-1. L'application d'une normalisation angulaire permet d'augmenter la répétitivité de 12 à 6 jours en fusionnant les orbites 30 et 132.

Une importante base de données est désormais disponible. Le modèle peut fonctionner grâce aux données météorologiques et être piloté par l'information issue de l'imagerie satellitaire (optique et radar). Les mesures réalisées dans les parcelles (prélèvements de biomasse, mesures d'humidité, etc.) sont couplées aux itinéraires techniques récoltés auprès des exploitants pour calibrer et valider les simulations du modèle. Les données sont exploitées suivant l'objectif recherché. Le rendement à la récolte est par exemple utilisé pour l'estimation de la production (Chapitre 3), tandis que les mesures d'humidité servent dans le cadre de l'estimation des besoins hydriques (Chapitre 4).

Chapitre 3

Estimation de la production

En s'appuyant sur la modélisation, le chapitre 3 traite de l'estimation de la production des maïs grain et pop depuis la biomasse jusqu'au rendement. Le fonctionnement du modèle utilisé (SAFY-WB) est présenté dans la première partie (partie 3.1). La méthodologie (partie 3.2) explique les différentes étapes de la calibration à la validation. Le chapitre se termine par la présentation des résultats (partie 3.3) qui intègrent l'analyse et l'inversion du signal radar ainsi que les résultats de simulations du modèle sur le maïs grain puis sur le maïs pop.

3.1 Fonctionnement du modèle SAFY-WB

Le modèle SAFY est à l'origine conçu pour estimer le rendement du blé en milieu semi-aride à partir d'images satellites (Duchemin, 2005; Duchemin et al., 2008). Une version améliorée du modèle est capable d'estimer le bilan hydrique grâce à l'ajout d'un module basé sur les équations de la FAO 56 (Allen et al., 1998). Cette version est publiée sous le nom de SAFY-WB par Duchemin et al., 2015. L'objectif du chapitre étant l'estimation de la production, le module hydrique est désactivé, ce qui signifie que l'apport en eau n'est pas un facteur limitant pour le développement de la culture. Le choix s'est porté sur l'utilisation de SAFY-WB (avec le module hydrique désactivé), et non SAFY, car les équations calibrées sur la version SAFY-WB pourront être appliquées dans le travail sur les besoins hydriques présentés dans le Chapitre 4.

3.1.1 Description du module de production

Le module de production de la végétation est schématisé avec ses principales équations sur la Figure. 80. Il simule au pas de temps journalier l'évolution temporelle du GAI (GAI_{sim}) à partir du jour de l'émergence de la végétation (D_0) jusqu'à la récolte. D_0 est estimé à partir d'un seuil sur le GAI_{sim} , déduit de la biomasse (DAM_0) et de la surface spécifique foliaire à l'émergence (SLA_0) (équation 29). DAM_0 est issue de mesures sur la parcelle Da2_16 pour le maïs grain et est fixé à 5.32 g contre 3.17 g pour le maïs pop à partir de la parcelle Da3_16. Ce seuil minimal est également utilisé pour déterminer la date de récolte.

$$GAI(D_0) = DAM_0 \times SLA_0 \quad (29)$$

Les variables climatiques contrôlent les processus physiques. Le rayonnement global (R_g) est utilisé dans le calcul du rayonnement photo-synthétiquement actif (PAR pour Photosynthetically-Active Radiation) défini par le GAI_{sim} de la veille, l'efficacité climatique (ε_c) et le coefficient d'interception (K_{ext}) dans l'équation 30. En se basant sur les relations établies par Monteith, 1972, le PAR permet ensuite de déterminer la biomasse totale de la plante en matière sèche (TDM_{sim}), dans l'équation 31 et 32, en accompagnement de l'efficacité de la lumière ELUE (Effective Light-Use Efficiency) et du coefficient de stress thermique (Figure. 79). Ce dernier est à son potentiel maximal ($Sc = 1$) à une température de 30 °C et la production devient nulle en dehors de l'intervalle: de températures de 6 - 42 °C (Sánchez et al., 2014).

$$PAR(j) = \varepsilon_c \times Rg(j) \times (1 - \exp(-K_{ext} \times GAI_{sim}(j - 1))) \quad (30)$$

$$\Delta TDM_{sim}(j) = ELUE \times PAR(j) \times T_s \quad (31)$$

$$TDM_{sim}(j) = TDM_{sim}(j - 1) + \Delta TDM_{sim}(j) \quad (32)$$

Avec ε_c : efficacité climatique ; Rg : rayonnement global ; K_{ext} : coefficient d'interception de la lumière ; $ELUE$: efficacité de la lumière (Effective Light-Use-Efficiency) ; PAR : Photosynthetically-Active Radiation ; T_s : coefficient de stress (température, celui hydrique étant nul) ; j : jour de l'année

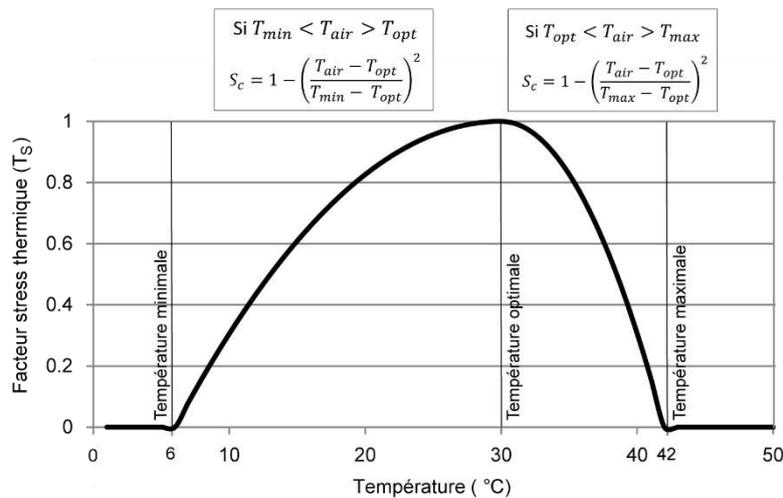


Figure. 79. Évolution du facteur de stress thermique (T_s) en fonction de la température journalière (°C). T_s est calculé à partir des seuils de températures minimale (T_{min}), maximale (T_{max}) et optimale (T_{opt})

L'évolution du GAI_{sim} se fait en trois grandes périodes présentées sur la Figure. 80. Pendant la croissance végétative, une partie de la production journalière de TDM_{sim} est allouée à la production des feuilles (relation empirique proposée par Maas, 1992).

De l'initialisation du modèle (D_0) au stade floraison, le GAI_{sim} croît ($\Delta GAI > 0$ dans l'équation 33), il est fonction de ΔTDM (équation 34) et des paramètres SLA et PRT . La SLA est le rapport de la surface foliaire (GAI) ramenée au poids sec de cette surface foliaire (Roderick et al., 1999). Ce paramètre s'exprime en $m^2.g^{-1}$ et est fixé à 0.024 par Claverie Martin, 2012.

$$GAI_j = GAI_{j-1} + \Delta GAI_j \quad (33)$$

$$\text{Avec, } \Delta GAI_j = \Delta TDM \times SLA_j \times PLI_j \quad (34)$$

Avec SLA : surface foliaire spécifique (Specific Leaf Area); PLI : partition aux feuilles (Partition to Leaf Index); Sc : coefficient de Stress en eau et température (Stress Coefficient of water and temperature) ; j : jour de l'année

La variable PRT (partition) est fonction du jeu de paramètres : P_{1a} , P_{1b} (partition foliaire a et b) et de la somme de degrés jour (D_j) (équation 35).

$$PRT(j) = \max(1 - P_{1a} \times e^{P_{1b} \times D_j(j)}, 0) \quad (35)$$

Le modèle stoppe toute croissance végétative ($\Delta GAI = 0$) lorsque la variable PRT devient nulle. Cette étape marque le stade floraison (anthèse) où le GAI_{sim} a atteint son maximum de développement. La couverture foliaire continue d'assumer son rôle dans la photosynthèse en participant à la croissance de TDM_{sim} (équation 32). L'entrée dans le stade de sénescence est fixée par le paramètre S_{tt} (Sum of temperature threshold) à l'aide d'une somme de degrés jour préétablie. Ce paramètre amorce la décroissance du GAI ($\Delta GAI < 0$) jusqu'à la date de récolte (équation 36). À cette étape, la TDM_{sim} (associé au GAI_{sim}) voit sa croissance ralentir pour former un plateau en accord avec la période de maturation du grain.

$$\Delta GAI(j) = GAI_{sim}(j-1) \times \frac{D_j(j) - S_{tt}}{R_s} \quad (36)$$

La valeur de rendement à la récolte (rdt_{sim}) est déterminée dans l'équation 37, à partir d'un indice de récolte (IR) fixé à 0.61 (Claverie Martin, 2012) ou 0.5 (Battude, 2017). Cet indice a l'avantage majeur d'être facile à mettre en place mais ne peut être appliqué qu'à posteriori.

$$Rdt_{sim} = \max(TDM_{sim} \times IR) \quad (37)$$

Avec Rdt_{sim} = rendement final à la récolte ; IR : indice de récolte

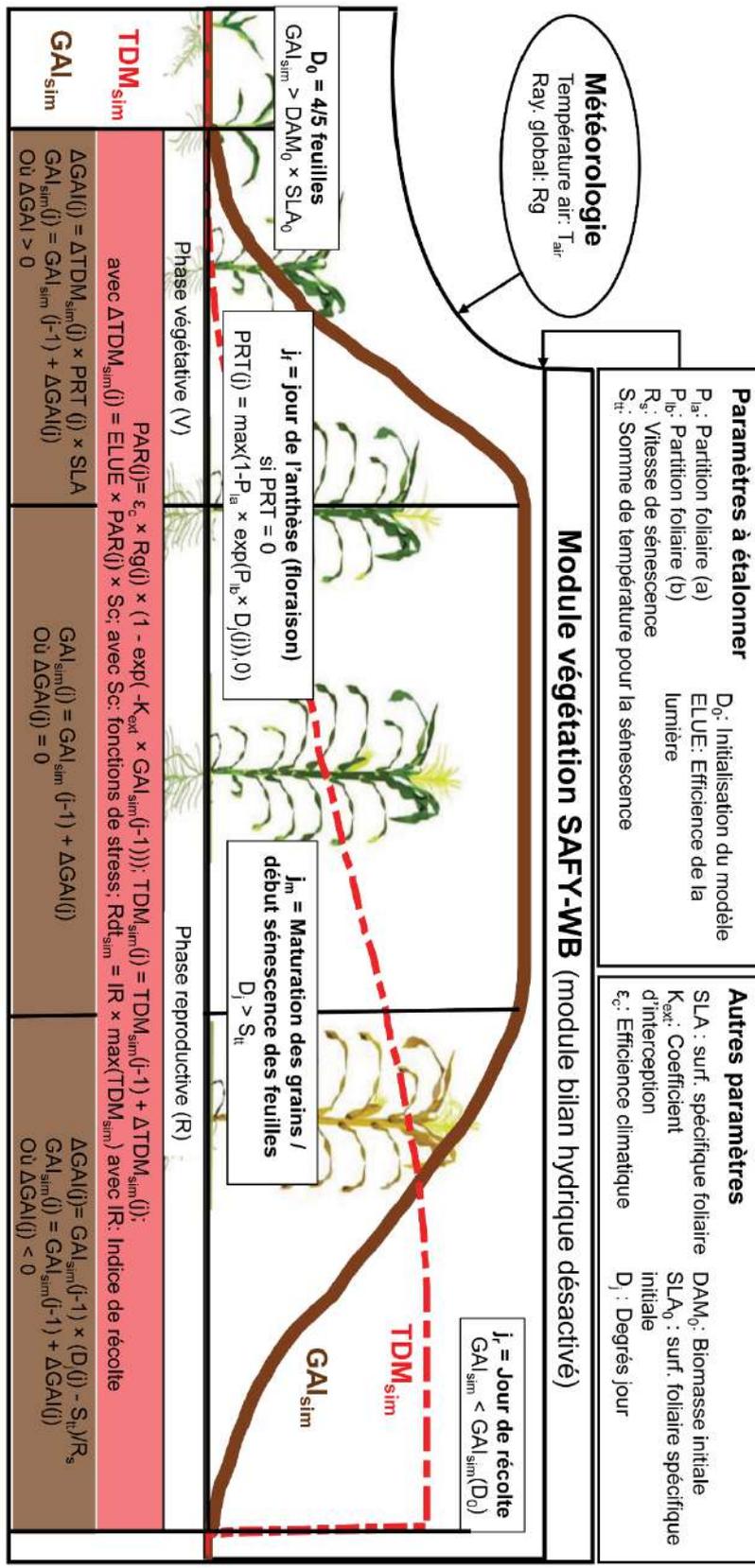


Figure. 80. Fonctionnement du module végétation de SAFY-WB. D_j : Degrés jour ($^{\circ}C \cdot jour$)

3.1.1.1 Améliorations proposées

Le modèle SAFY-WB est développé pour estimer la production des cultures de blé en milieu semi-aride. La simplicité des formalismes a facilité son adaptation à la culture du maïs durant la thèse de Claverie Martin, 2012 depuis enrichis par les apports de Battude, 2017. Ces derniers ont conservé la philosophie d'origine du modèle simplifié proposé par Duchemin et al., 2008 tout en apportant un gain de performance.

Variation dynamique de la surface spécifique foliaire (SLA)

Dès 1994, Danalatos et al., 1994 préconisent de faire varier dynamiquement le paramètre SLA dans les modèles, de façon à mieux décrire la croissance végétale. Ces préconisations sont validées (Figure. 81) sur le maïs grain dans le modèle SAFY grâce à Battude, 2017.

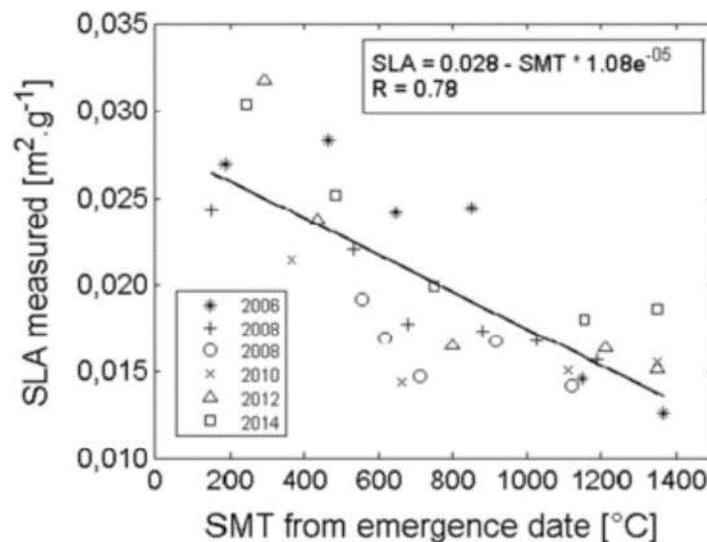


Figure. 81. Relation entre le SLA mesuré sur des parcelles de maïs grain sur plusieurs années en fonction du nombre de degrés jour, extrait de Battude et al., 2016

De manière à intégrer cette amélioration sur notre zone d'étude, la SLA est calculée à partir de PDM_{mea} et du GAI_{opt} . Les dates d'acquisition de GAI_{opt} sont mises en relation avec les mesures interpolées de PDM_{mea} . Les valeurs de SLA (en 2016) sont présentées en fonction du nombre de degrés jour en distinguant les parcelles de maïs grain (Figure. 82 - a) de celles de maïs pop (Figure. 82 - b). Contrairement à la relation établie par Battude et al., 2016 (Figure. 81), la somme de degrés jour est calculée à partir de la date du semis (connue), plutôt qu'à la date d'émergence. En effet cette dernière amène des imprécisions selon son origine (du modèle ou de l'observation) et la définition utilisée. Les corrélations sont très significatives ($R^2 = 0.72$ pour le maïs grain et $R^2 = 0.79$ pour le maïs pop) avec des erreurs relatives modérées ($rRMSE < 24.20\%$).

Pour les deux types de maïs, les valeurs de SLA débutent à $0.01 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$ ($500 \text{ }^\circ\text{C}.\text{jour}$) et déclinent dès les premiers stades pour atteindre $0.002 \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$ à l'approche de la récolte ($2000 \text{ }^\circ\text{C}.\text{jour}$) avec les mêmes coefficients de pente. En suivant la logique du modèle, cette décroissance révèle un déclin de la productivité des feuilles au fur et à mesure du temps, de par leur épaissement en début de cycle et du ralentissement de l'activité en fin de cycle (sénescence). Les valeurs de SLA sont plus basses que celles de la Figure. 81, le calcul ayant intégré les valeurs de PDM_{mea} (biomasse de la tige et des feuilles) et non uniquement la biomasse foliaire (non disponible). La SLA est intégrée dans le modèle SAFY-WB en appliquant les équations de la Figure. 82 pour le maïs grain (à gauche) et pour le maïs pop (à droite).

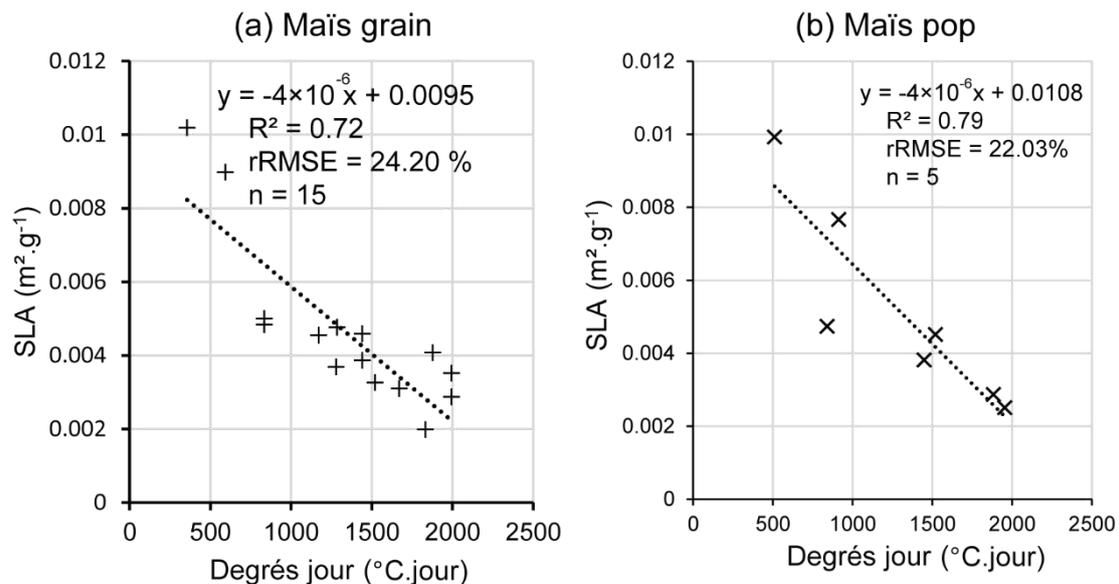


Figure. 82. Evolution des valeurs de SLA en fonction du nombre de degrés jour sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans interculture) (b) sur l'ensemble du cycle cultural de 2016

Simulation de la composante du rendement

À l'origine, le modèle SAFY (Duchemin et al., 2008) était capable de simuler de manière journalière la production de la biomasse du grain de blé grâce à une fonction allouant une partie de la TDM_{sim} à la production du grain. Cette fonction n'est pas calibrée pour le maïs, d'où l'utilisation d'un indice de récolte.

Nous proposons ici un nouveau module de production indépendant de celui développé sur le blé, qui se base sur les mesures de biomasses (TDM_{mea} et EDM_{mea}) en 2016. Le ratio de EDM_{mea} sur TDM_{mea} est tracé en fonction du nombre de degrés jour sur la Figure. 83. Le modèle statistique établi est du type polynomial (2^{nd} degré) et offre de très bonnes corrélations pour les deux types de maïs ($R^2 > 0.98$) avec de faibles erreurs relatives ($\text{rRMSE} < 6.72\%$). La part d' EDM_{mea} augmente régulièrement à partir de $1000 \text{ }^\circ\text{C}.\text{jour}$ (stade floraison) jusqu'à se stabiliser à partir de $1750 \text{ }^\circ\text{C}.\text{jour}$ (période de maturation des grains).

Les relations obtenues sont quasi-similaires pour les maïs pop et grain. Celui-ci doit avoir une taille supérieure et produire davantage de biomasse pour compenser la différence de rendement avec le maïs pop.

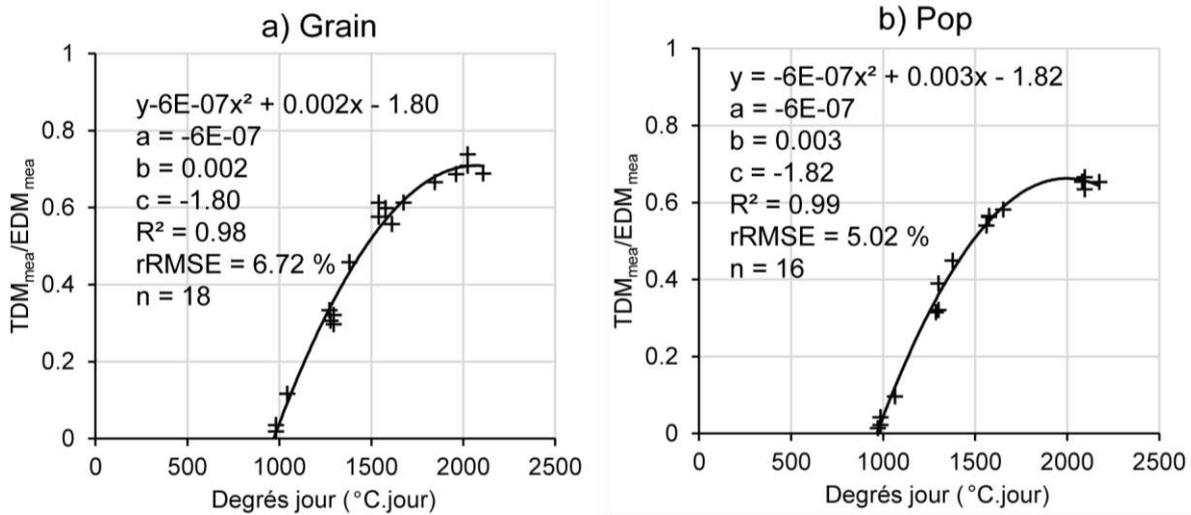


Figure. 83. Evolution de la part d'EDM_{mea} sur TDM_{mea} en fonction du nombre de degrés jour sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (b) sur l'ensemble du cycle cultural

Ces relations remplacent l'utilisation de l'IR dans le module végétation de SAFY-WB afin de simuler l'évolution de la croissance de l'épi de manière temporelle (équation 38). Il faut rappeler que l'EDM_{sim} intègre tous les composants de l'épi (grain, soies, etc.) et que pour en déduire le rendement final (Rdt_{sim}), il faut en extraire la part du grain sur l'épi (PRT_e) (équation 39). Ce dernier est déterminé lors de l'étape de calibration du modèle en faisant le ratio du maximum de TDM_{sim} par le rendement mesuré (Rdt_{mea}).

$$EDM_{sim}(j) = TDM_{sim}(j) \times (a \times D_j^2 + b \times D_j + c) \quad (38)$$

Avec a, b, c présentés sur la Figure. 83

$$Rdt_{sim} = \max(EDM_{sim}) \times PRT_e \quad (39)$$

Avec PRT_e: partition de l'épi

Prise en compte de l'effet variétal

Bien que développé pour répondre à des études à l'échelle régionale, le modèle SAFY-WB n'est pas apte à prendre en compte l'effet variétal. La précocité variétale est une manière de classer les variétés selon la durée théorique de leur cycle cultural. Sans complexifier l'algorithme, nous proposons de faire varier la précocité via le paramètre S_{tt} (S_{tt(var)}) (équation 40). Cette variation (V_{ref}) est calculée à partir de l'écart en nombre de degrés jour par rapport à la variété tardive (présente sur la parcelle de calibration) (Tableau. 17).

La durée de la période d'entrée en sénescence est ainsi réduite de 13.65% pour un maïs précoce par rapport à la variété tardive de référence.

$$S_{tt(var)} = S_{tt} * (1 + V_{ref}) \quad (40)$$

Avec V_{ref} compris entre 0 et 1

Tableau. 17. Variation de l'indice de précocité, présentée en nombre de degrés jour, suivant la variété considérée, sur des parcelles en maïs grain (en 2015 et 2016)

Indice de précocité	Degrés jour (°C.jour)	V_{ref} : variation par rapport à la parc. de cal. (%)	Nb de parc. (2015)	Nb de parc. (2016)
Précoce	1740	-13.65	3	0
Semi-précoce	1800	-10.70	0	2
Demi-tardif	1940	-3.72	45	36
Tardif (réf.)	2015	0	15	17
Très tardif	2090	3.72	3	0

Simulation des principaux stades phénologiques

Le modèle SAFY-WB se base sur les étapes clés du développement de la plante. Ces changements se rapportent à plusieurs stades phénologiques majeurs : l'émergence (dans le cas du blé), l'anthèse, l'entrée en sénescence du couvert végétal. Le stade 4-5 feuilles est défini grâce au jour d'initialisation du modèle défini par le paramètre D_0 .

3.1.1.2 Nouvelle version du modèle

Ces améliorations sont regroupées au sein d'une nouvelle version du modèle (Ameline et al., 2018) qui est présentée dans la Figure. 84. Les principaux ajouts concernent la production de EDM_{sim} à partir de laquelle la production de PDM_{sim} est déduite en s'appuyant sur TDM_{sim} . Ce dernier est désormais calculé à partir d'un paramètre SLA qui varie en fonction du nombre de degrés jour et la $S_{tt(var)}$ est modulée selon la variété sans modifications des équations d'origine. Ces apports offrent la possibilité d'étudier l'évolution temporelle des différentes composantes du maïs sur l'ensemble du cycle cultural ainsi que le rendement final (rd_{sim}) avec le paramètre PRT_e .

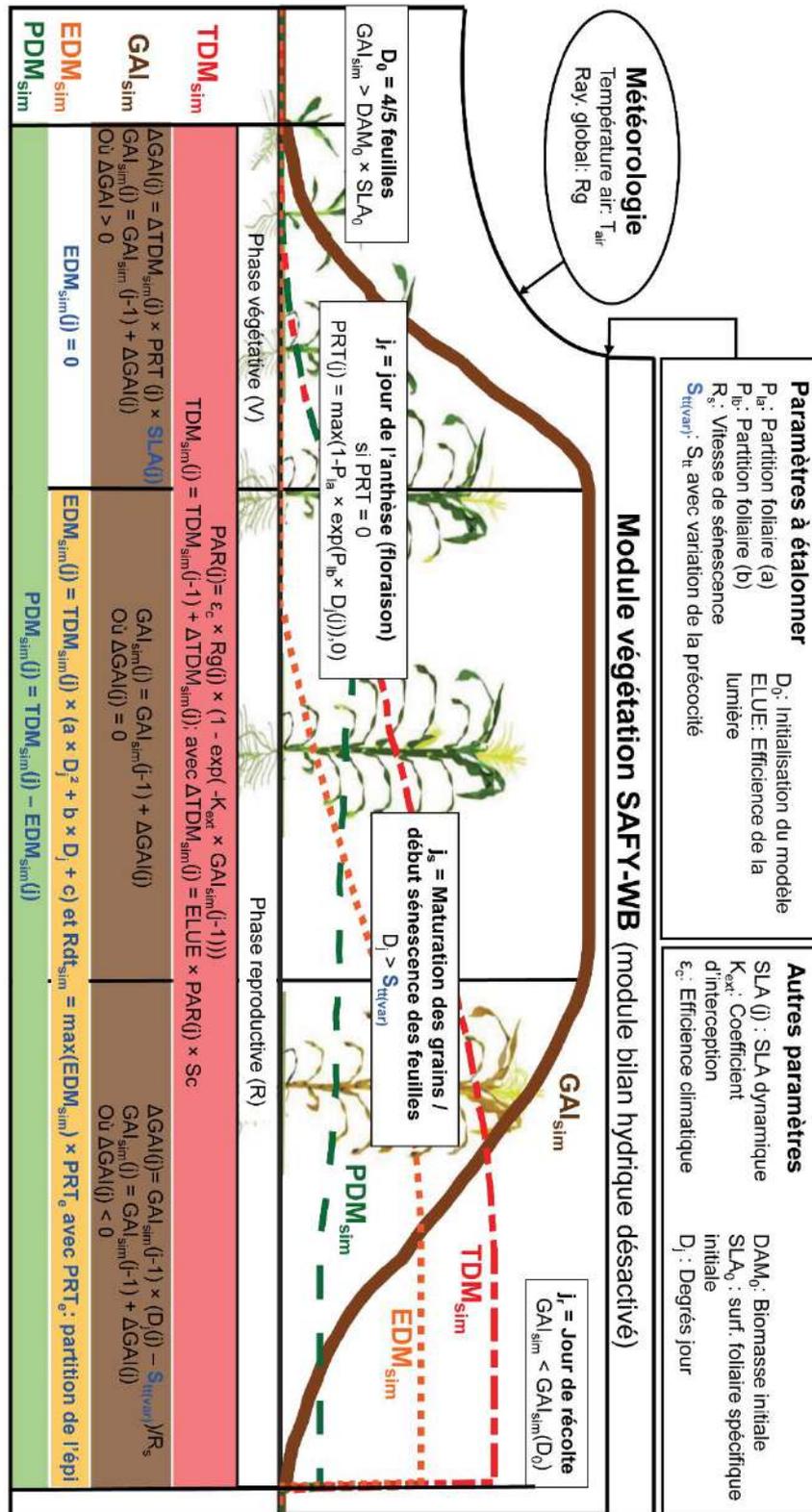


Figure. 84. Fonctionnement du module végétation de SAFY-WB incluant les améliorations (en bleu) : la variation de S_t ($S_{t(var)}$) selon la précocité, la variation dynamique de SLA, la simulation temporelle de EDM_{sim} et PDM_{sim} .

3.1.2 Étalonnage du modèle

3.1.2.1 Présentation des paramètres

L'étalonnage consiste à ajuster de manière optimale un jeu de paramètres qui reproduit au mieux les variables observées (Duchemin et al., 2008). Les différents paramètres de la nouvelle version du modèle Figure. 84, repris dans le Tableau. 18, sont classés en trois catégories par Duchemin et al., 2008:

- Dans la première catégorie, il isole les paramètres ayant une interprétation biophysique et dont les valeurs sont connues grâce aux résultats expérimentaux réalisés sur le terrain d'étude (SLA) ou présentés dans la littérature (ε_c , K_{ext}).
- La seconde catégorie reprend les paramètres liés à la phénologie et aux caractéristiques de la culture (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} et R_s).
- Les paramètres de la dernière catégorie sont dépendants des conditions agro-environnementales inhérentes à la parcelle et concernent D_0 et ELUE. Ces derniers sont jugés indépendants par l'étude de sensibilité de Duchemin et al., 2008. Le paramètre D_0 va varier en fonction des pratiques agricoles de la parcelle considérée (date de semis) alors que l'ELUE intègre les différents stress environnementaux. Les parcelles ayant une irrigation et une fertilisation optimales (sans dommage) auront une biomasse bien développée et une forte ELUE ($> 3.5 \text{ g.MJ}^{-1}$).

Tableau. 18. Listes des paramètres du module végétation de SAFY-WB en fonction des catégories présentées par Duchemin et al., 2008

Notation	Nom	Origine/ Valeur	Unité	Hypothèse de variation (Claverie et al., 2012)
1^{ère} catégorie: Littérature				
ε_c	Efficience climatique	0.48	-	(Varlet-Grancher et al., 1982)
Tmin, Topt, Tmax	Températures critiques	6, 30, 42	°C	(Ranum et al., 2014)
K_{ext}	Coefficient d'interception	0.5	-	(Cavero et al., 2000)
1^{ère} catégorie: Expérimentale				
SLA	Surface foliaire spécifique	Figure. 82	$\text{M}^2.\text{g}^{-1}$	-
DAM_0	Biomasse initiale	Mesurée	g.m^2	-
PRT_e	Part du grain sur l'épi (à la récolte)	Mesurée	-	-
2^e catégorie: phénologie, dépendant de la culture				
P_{1a}	Partition foliaire (a)	Calibrée	-	[0.05 – 0.5]
P_{1b}	Partition foliaire (b)	Calibrée	-	[10^{-5} – 10^{-2}]
S_{tt}	Somme de température pour la sénescence	Calibrée	°C.jour	[0 – 2000]
R_s	Vitesse de sénescence	Calibrée	°C	[0 – 10^5]
3^e catégorie : Phase 2 d'étalonnage				
D_0	Date d'initialisation du modèle (émergence)	Calibré	Jour	[90 – 250]
ELUE	Efficience de conversion de la lumière	Calibré	g.MJ^{-1}	[0.5 – 6]

3.1.2.2 Procédure d'étalonnage des paramètres

Un phénomène de compensation ou de dépendance est observé entre les paramètres, ce qui a pour effet d'induire des « équifinalités » (Beven and Franks, 1999; Franks et al., 1997). Autrement dit, des jeux de paramètres pourtant distincts peuvent donner des résultats similaires. À l'inverse, une dépendance peut conduire, pour des jeux de paramètres semblables, à des simulations contradictoires. La procédure a pour rôle de limiter ce phénomène. Elle est reprise de Claverie Martin, 2012 qui l'a adaptée au maïs à partir de celle proposée par Duchemin et al., 2008. Les paramètres de la 1^{ère} catégorie sont fixés au préalable. Pour les autres, l'étalonnage est réalisé en deux étapes afin de limiter les effets de compensation. La première phase de calibration consiste à ajuster les paramètres de la 2nd catégorie, spécifiques à la culture du maïs. Lors de la 2nd étape (la validation), ils sont fixés et seuls ceux caractérisant de manière particulière chaque parcelle (3^e catégorie) sont ajustés. En se basant sur la littérature, Claverie Martin, 2012 fait l'hypothèse d'intervalles de variation devant être respectés par les 6 paramètres (Tableau. 18).

3.1.2.3 Méthode d'étalonnage

Plusieurs méthodes d'assimilation des données observées existent pour étalonner un modèle et sont regroupées en trois catégories (Basso et al., 2013; Delécolle et al., 1992; Fischer et al., 1997; Jin et al., 2018; Maas, 1988; Moulin et al., 1998):

- La méthode de calibration : les paramètres du modèle sont ajustés par comparaison entre les valeurs simulées et celles observées.
- La méthode de forçage (« forcing »): les données sont utilisées comme une entrée du modèle. La variable simulée par le modèle remplace celle observée, ce qui nécessite de connaître avec une certaine précision les valeurs observées.
- Méthode de réactualisation (« updating »): elle remplace la valeur simulée dès qu'une nouvelle observation est disponible, et réajuste la courbe de simulation. De la même manière que pour la méthode de forçage, il faut s'assurer de la précision de la mesure.

L'étalonnage du modèle SAFY (-WB) s'établit avec la méthode de calibration présentée par Duchemin et al., 2008. Les simulations effectuées sont comparées avec des mesures temporelles, d'origines satellitaire ou in situ (GAI ou de biomasse) au moyen d'une fonction coût dans l'intention de définir le jeu de paramètres optimal.

3.1.2.4 Fonction coût

La fonction coût utilisée dans le modèle, se base sur la méthode de Nelder-Mead, qui est reprise dans la fonction « fminsearch » du logiciel Matlab (Lagarias et al., 1998). Elle consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les valeurs observées et les valeurs simulées, en tirant parti d'un algorithme d'optimisation heuristique non-linéaire.

La dénomination heuristique indique que la fonction est capable de déterminer rapidement les valeurs minimales (entre celles observées et simulées), sans garantir que ces valeurs soient les plus optimales. L'algorithme est dit non linéaire puisqu'il effectue une exploration aléatoire à chaque itération, en modifiant une forme géométrique appelée simplexe (triangle à plusieurs dimensions).

Dans le modèle SAFY, la fonction coût est, à l'origine, employée avec les données de GAI (optique (GAI_{opt}) ou terrain) (Duchemin et al., 2008) en suivant l'équation 41. Des études ont par la suite assimilé du GAI (GAI_{sar}) et de la biomasse (TDM_{sar}) dérivés de l'imagerie radar (Betbeder et al., 2016; Rémy Fieuzal et al., 2017). La fonction coût peut intégrer plusieurs variables simultanément tels que TDM (mesurée, SAR ou optique) et du GAI pour calibrer les 6 paramètres cibles du modèle (équations 41-43).

$$C_{GAI} = \sqrt{N_{GAI_{mea}}^{-1} \sum_{0 < j < 2500} [GAI_{sim}(j) - GAI_{mea}(j)]^2} \quad (41)$$

$$C_{TDM} = \sqrt{N_{TDM_{mea}}^{-1} \sum_{0 < j < 2500} [TDM_{sim}(j) - TDM_{mea}(j)]^2} \quad (42)$$

$$\bar{C} = sum \left(\frac{GAI_{mea}^{-1} \times C_{GAI}}{TDM_{mea}^{-1} \times C_{TDM}} \right) \quad (43)$$

Avec GAI_{sim} ou TDM_{sim} : variables simulées par le modèle au jour (j), GAI_{mea} et TDM_{mea} : variables obtenues à partir des mesures (satellites ou terrains), N : nombre de données collecté entre le semis (0°C.jour) et la récolte (environ 2500°C.jour)

La Figure. 85 présente le couplage des données satellitaires (ou terrain) avec la nouvelle version du module végétation de SAFY-WB. Le rôle des 6 paramètres à optimiser est mis en avant à travers les simulations des profils de TDM_{sim} , PDM_{sim} et EDM_{sim} . La modulation de la précocité (« effet variétal ») est représentée sur ces simulations.

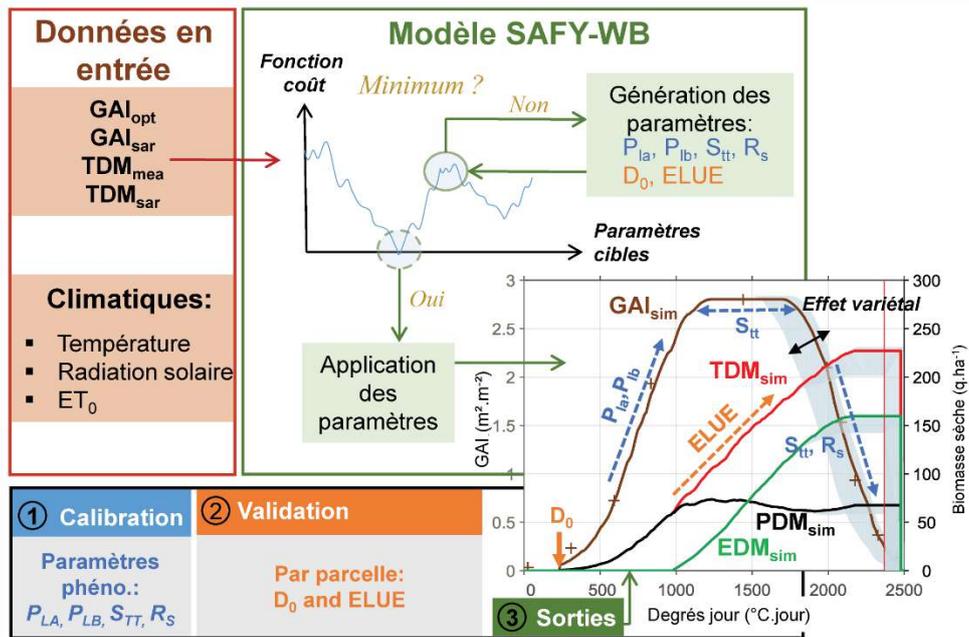


Figure. 85. Couplage des données satellitaires (ou terrain) avec la nouvelle version du module végétation de SAFY-WB

3.2 Méthodologie

La méthodologie générale (Figure. 86) est commune aux deux types de maïs (grain et pop) même si son application est dissociée pour chacun.

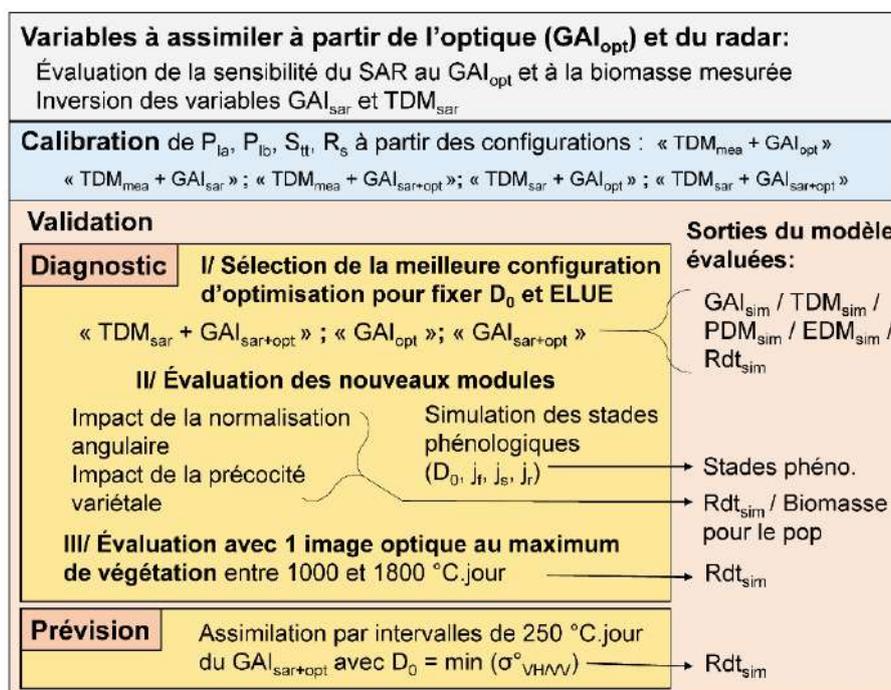


Figure. 86. Méthodologie des variables assimilées dans le modèle lors des étapes de calibration et de validation pour les parcelles de maïs grain et de maïs pop

3.2.1 Définition des variables à assimiler

La première étape consiste à identifier les variables pouvant être assimilées dans la fonction coût du modèle SAFY-WB. L'optimisation peut s'appuyer sur les variables GAI (configuration d'origine du modèle) et TDM. La variable TDM_{mea} est mesurée in-situ et est uniquement utilisée pour l'étape de calibration. Les autres variables sont dérivées des images satellites. Le GAI issu de l'optique (GAI_{opt}) est utilisable en l'état. Pour le radar, des relations statistiques sont établies avec les variables biophysiques (GAI et biomasse) pour étudier la faisabilité d'une inversion des variables « TDM_{sar} » ou « GAI_{sar} ». La biomasse n'est pas dérivée de l'optique, en effet en raison des contraintes nuageuses, nous faisons le choix d'en limiter l'usage au profit du radar.

3.2.2 Calibration

L'étape de calibration consiste à étalonner les paramètres liés à la phénologie du maïs (P_{1a} , P_{1b} , S_{1t} , R_s) grâce à l'assimilation de configurations de variables dans la fonction coût. Les configurations combinent les variables traitant de la biomasse (TDM_{mea} , TDM_{sar}) et de la couverture foliaire (GAI_{opt} , GAI_{sar}). Au total, 5 configurations de contraintes sont constituées: « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ », « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». L'évaluation des jeux de paramètres se base sur des comparaisons statistiques entre les valeurs observées (TDM_{mea} , PDM_{mea} , EDM_{mea} , GAI_{opt}) et celles simulées par le modèle (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim} , GAI_{opt}). Les configurations donnant les résultats les plus aberrants sont éliminées alors que les configurations les plus prometteuses sont ensuite testées dans l'étape de validation (diagnostic et prévision) (Figure. 86).

La part du grain (PRT_e) sur l'épi, utilisée pour déterminer rdt_{sim} dans la partie validation, est calculée en faisant le ratio entre le maximum d' EDM_{sim} et le rendement mesuré à la récolte dans chacune des parcelles (équation 44).

$$PRT_e = \frac{rdt_{mea} \times 100}{\max(EDM_{sim})} \quad (44)$$

Les parcelles sélectionnées pour la calibration bénéficient d'un suivi complet de mesures terrains et satellitaires (optique et SAR), sur l'ensemble du cycle cultural. La parcelle Da3_16 de maïs pop bénéficie d'un couvert végétal (détruit au semis) alors que Da2_16 est semée d'un maïs grain de type tardif suite à un labour (localisation sur la Figure. 49). Ces deux parcelles sont irriguées et n'ont pas subi de dégât ou de stress. Elles représentent de parfaits modèles de maïs intensifs cultivés sous des conditions optimales de développement.

3.2.3 Validation

Pour l'étape de validation, le principe général est de reprendre les paramètres P_{1a} , P_{1b} , S_{1t} , R_s fixés précédemment et d'optimiser les paramètres spécifiques à chaque parcelle (D_0 et ELUE). En l'absence de mesures sur l'ensemble des parcelles, seules les variables satellitaires sont assimilées dans l'étape de validation pour contraindre les paramètres du modèle. Une seule configuration est retenue à la suite de l'évaluation des performances des configurations « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ », « GAI_{opt} », « $GAI_{sar+opt}$ ». Les performances sont évaluées sur les simulations de biomasse (PDM_{sim} , EDM_{sim} , TDM_{sim}), de GAI_{sim} et rdt_{sim} , par comparaison avec les mesures de biomasse sèches (PDM_{mea} , EDM_{mea} , TDM_{mea}), de GAI_{opt} et du rdt_{mea} .

La validation est divisée en deux approches:

L'approche diagnostic exploite l'intégralité de l'information satellitaire disponible au cours du cycle cultural, ce qui nécessite d'attendre que le cycle soit écoulé pour assimiler les données (approche post-récolte).

Cette approche se rapporte à la validation classique, présentée dans les précédentes études utilisant SAFY (Battude et al., 2016; Betbeder et al., 2016; Claverie et al., 2012; Rémy Fieuzal et al., 2017). La configuration donnant les meilleures performances (« $GAI_{sar+opt}$ ») pour estimer les variables biophysiques est sélectionnée parmi plusieurs configurations ressortant de la calibration (« $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ », « GAI_{opt} » et « $GAI_{sar+opt}$ »).

Les améliorations apportées à la nouvelle version du modèle sont évaluées en utilisant « $GAI_{sar+opt}$ » en désactivant successivement les nouvelles fonctionnalités. En raison de l'absence de mesures de biomasse sur toutes les parcelles, l'évaluation des performances se fait uniquement par comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et celui mesuré (rdt_{mea}). L'apport de la normalisation angulaire dans la chaîne de préparation des images est évalué de la même manière. Une fois les améliorations validées, la performance de l'estimation des principaux stades phénologiques simulés par le modèle (D_0 , j_f , j_s , j_r , présentés sur la Figure. 84) est comparée aux stades observées sur le terrain en 2016.

L'opérationnalité du modèle est testée avec un jeu de données optiques réduit au minimum pouvant correspondre à une année avec de fortes contraintes atmosphériques. Une seule acquisition optique est retenue pendant le maximum de végétation (plateau de GAI_{sim}) entre 1000 et 1800 °C.jour (soit plus d'un mois) en complément des données radar (GAI_{sar}). D_0 est fixé à l'aide du minimum de $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ (présenté par la suite) pour forcer l'initialisation du modèle.

L'approche prévision est présentée sur la Figure. 87. Son but est d'estimer le rendement du maïs en temps quasi réel. Il s'agit d'une première expérimentation pour évaluer le modèle dans un contexte opérationnel. La prévision est mise en place en tenant compte des images satellites successivement acquises. Pour simplifier, la liste d'images assimilées dans le modèle est mise à jour (en tenant compte des images précédentes) chaque 250 °C.jour à partir du semis jusqu'à la fin du cycle cultural (2500 °C.jour). L'initialisation du modèle (D_0) est fixée au moyen du minimum de $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$. Seule la configuration la plus prometteuse (issue des résultats de l'approche diagnostic) est testée dans cette étape (« $GAI_{sar+opt}$ »).

Une cartographie des résultats est réalisée à partir de l'approche ayant donné les estimations de la production les plus fiables (avec l'approche diagnostic).

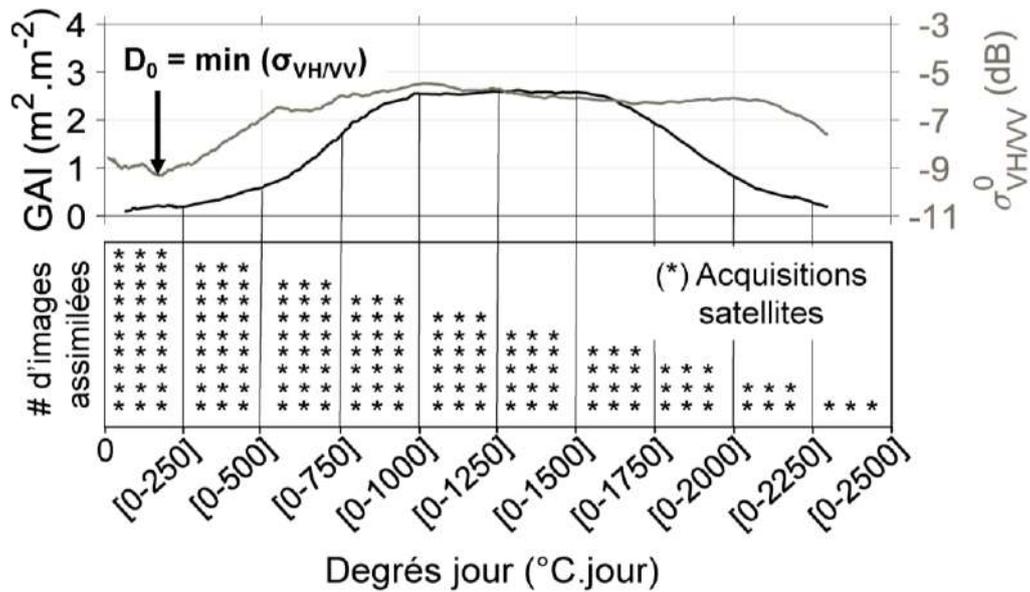


Figure. 87. Représentation de l'approche prévision suivant une assimilation des variables satellitaires disponibles ($GAI_{sar+opt}$) successivement acquises ([0-250], [0-500], ... [0-2500] °C.jour) depuis le semis jusqu'à la fin du cycle cultural

Les deux approches se basent sur les valeurs des paramètres P_{la} , P_{lb} , S_{tt} , R_s , fixées lors de l'étape de calibration (déterminées par configuration). Toutes les parcelles sont indépendantes de celles évaluées lors de la calibration. La méthodologie est appliquée sur 66 parcelles de maïs grain en 2015 et 55 en 2016. Le nombre de parcelles est plus réduit pour l'étude du maïs pop (16 pour chacune des années).

3.3 Résultats et discussion

3.3.1 Sensibilité du SAR aux variables biophysiques

La sensibilité de l'information radar est évaluée sur les variables relatives à la couverture foliaire (GAI), les valeurs de biomasses (EFM_{mea} , PFM_{mea} , TFM_{mea} , EDM_{mea} , PDM_{mea} et TDM_{mea}) et sur la hauteur (H_{mea}).

3.3.1.1 Effets de la couverture foliaire

Sur l'ensemble du cycle végétal

La sensibilité des signaux radar au GAI_{opt} est établie sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour). La régression utilisée dans le cas du maïs grain a une forme non linéaire (exponentielle) alors que seule une relation linéaire a pu être établie avec le maïs pop. Les résultats statistiques sont regroupés dans le Tableau. 19.

Tableau. 19. Relations établies entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et les signaux SAR (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) sur les parcelles de maïs grain et pop (sans intercultures) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour) et du semis au stade de floraison (1000°C.jour).

	Maïs grain				Maïs pop			
	0 à 2500 °C.jour (exponentielle)		0 à 1000 °C.jour (exponentielle)		0 à 2500 °C.jour (linéaire)		0 à 1000 °C.jour (exponentielle)	
	R ²	rRMSE (%)	R ²	rRMSE (%)	R ²	rRMSE (%)	R ²	rRMSE (%)
σ°_{VH}	0.33	89.2	0.56	89.3	0.08	91.76	0.60	69.9
σ°_{VV}	< 0.01	103.23	0.13	106.1	0.01	95.40	0.19	102.5
$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.56	79.4	0.72	71.5	0.11	90.39	0.60	66.1

En raison d'une forte nébulosité, peu d'images sont disponibles pour le maïs grain en 2015, les analyses se basent donc sur le GAI_{opt} de 2016. Les parcelles de maïs avec intercultures sont écartées pour éviter toute influence sur le signal radar. Les relations obtenues ne sont pas significatives avec un R^2 moyen de 0.3 sur le maïs grain et de 0.07 sur le maïs pop. La relation établie sur le maïs grain entre le signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ et le GAI_{opt} est l'unique exception avec un R^2 de 0.56 et un rRMSE de 79.4%. D'après le détail des valeurs, observable sur la Figure. 88 (a), cette relation s'établit avec une forte concentration des valeurs de -10 à -8 dB lorsque la végétation est peu développée (faibles GAI_{opt}). Les valeurs de GAI_{opt} s'écartent progressivement du modèle au-delà de 2 m².m⁻², lorsque le signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ n'est plus lié à la croissance de la végétation en raison de sa saturation (observée aux environs du stade floraison dans la partie 2.5.3.1). La distribution des points est plus aléatoire dans le cas du maïs pop (Figure. 88 – b) et aucune relation n'en ressort.

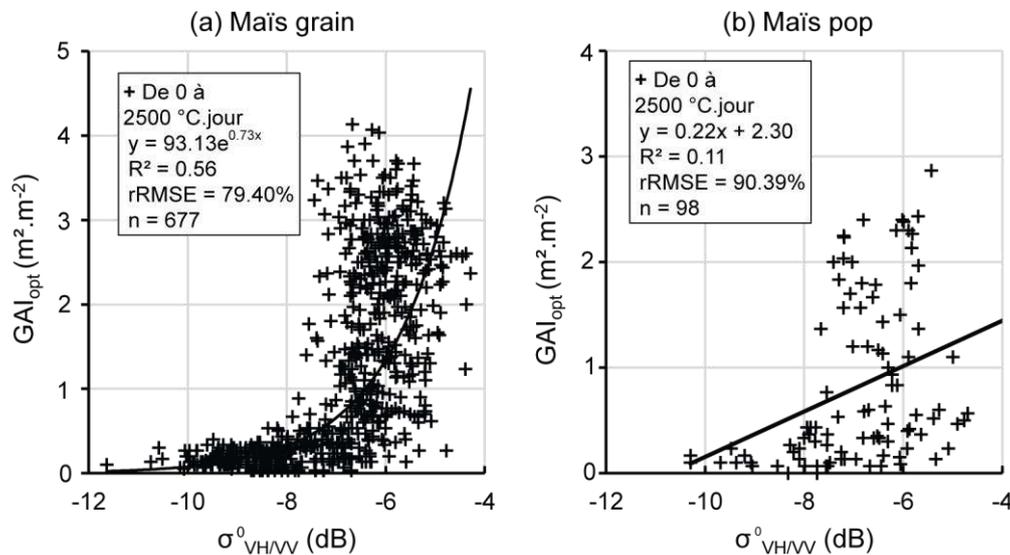


Figure. 88. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans intercultures) (b) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour)

Jusqu'au stade floraison (1000°C)

Une régression exponentielle est établie du semis jusqu'au stade floraison (1000°C.jour) pour exclure les valeurs saturées du signal radar. Les résultats statistiques (Tableau. 19) sont plus significatifs avec des R^2 moyens comparables entre le maïs grain (moyenne des R^2 de 0.47) et le maïs pop (moyenne des R^2 de 0.46). En détaillant par polarisation, les relations basées sur VV ne sont pas satisfaisantes pour les deux types de maïs ($R^2 < 0.19$ et $rRMSE > 102.5\%$) et la polarisation VH a un intérêt limité sur le maïs grain en 2015 ($R^2 = 0.56$ et $rRMSE = 89.3\%$). Ces deux mono-polarisations (VH et VV) sont en effet sensibles aux variations de l'humidité du sol. Les bonnes performances avec σ°_{VH} sur le maïs pop sont probablement liées à l'ajout des données de l'année 2016 qui améliore la qualité du jeu de données. Cette année-là, le signal VH n'est pas influencé par une variation de l'humidité puisque le maïs pop est semé en décalage avec les périodes pluvieuses (environ trois semaines avant le maïs grain). Le ratio de VH sur VV ($\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) donne les meilleurs résultats sur le maïs grain avec un R^2 de 0.72 ($rRMSE$ de 71.5 %) tandis que pour le maïs pop, les précisions sont équivalentes pour σ°_{VH} et $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ ($R^2 = 0.60$ et un $rRMSE < 69.9\%$). σ°_{VH} et $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sont sensibles à la diffusion de volume, liée au développement de la végétation. En l'absence de précipitation, il est fort probable que leurs performances soient comparables. En raison de sa moindre sensibilité à la variation d'humidité, le choix se porte sur le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ pour expliquer la variation du GAI_{opt} .

D'après la Figure. 88, limiter l'usage du signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ à la période 0-1000°C permet de supprimer une grande partie des valeurs s'écartant du modèle statistique pour le maïs grain (Figure. 89 – a). Dans le cas du maïs pop (Figure. 89 – b), une véritable corrélation peut même être établie entre le signal $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ et le GAI_{opt} . Malgré ces améliorations, l'utilisation de ces relations présente des limites pour des fortes valeurs de GAI_{opt} . Des seuils basés sur l'observation des résidus précisent donc le domaine de validité (-7.5 dB pour le maïs grain et -8 dB pour le maïs pop).

La fonction exponentielle est adaptée à l'inversion du GAI_{mea} . Les équations (45 pour le maïs grain et 46 pour le maïs pop) permettent de dériver un GAI (GAI_{sar}) à partir du ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$.

$$GAI_{sar} = 90.52e^{0.69 \times \sigma^{\circ}_{VH/VV}} \text{ pour } \sigma^{\circ}_{VH/VV} < -7.5 \text{ dB} \quad (45)$$

$$GAI_{sar} = 83.42e^{0.71 \times \sigma^{\circ}_{VH/VV}} \text{ pour } \sigma^{\circ}_{VH/VV} < -8 \text{ dB} \quad (46)$$

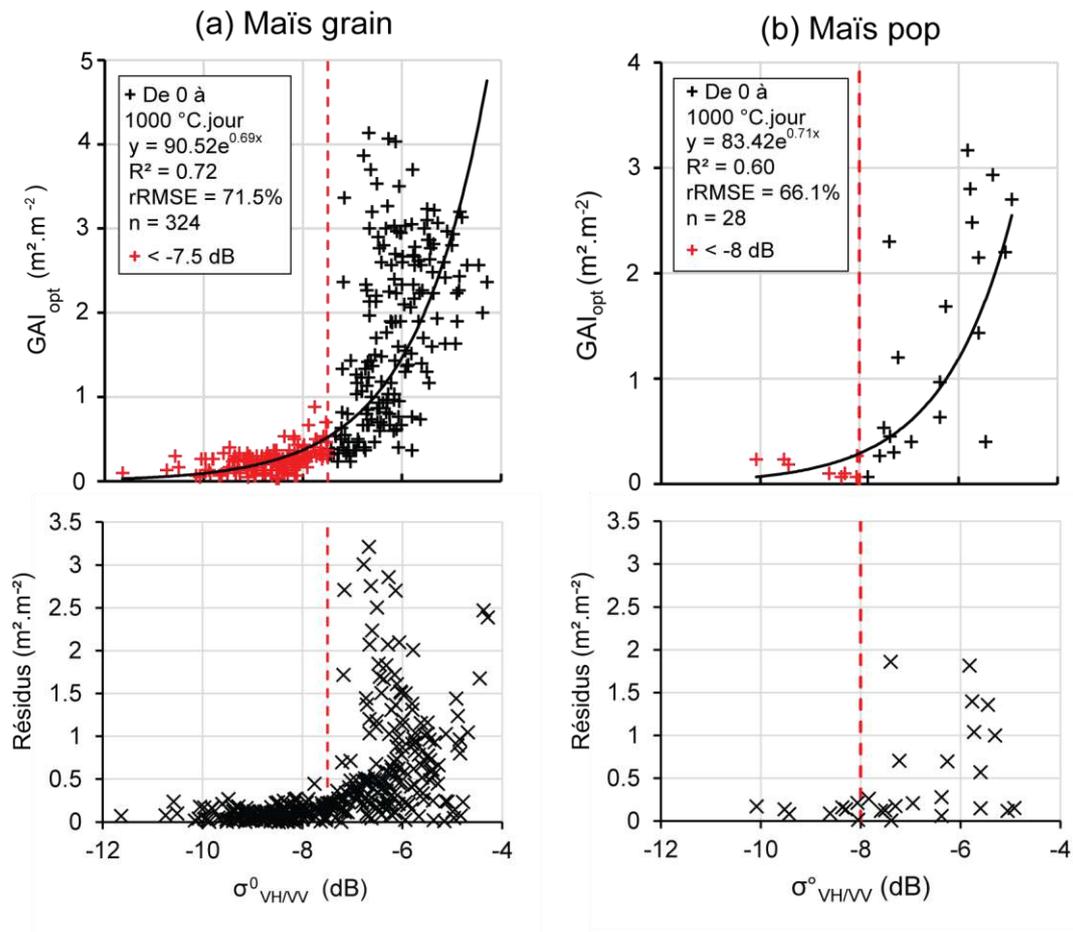


Figure. 89. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sur les parcelles de maïs grain (a) et de maïs pop (sans intercultures) (b), du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis

3.3.1.2 Effets de la biomasse (et de la hauteur) de la plante

Sur l'ensemble du cycle végétal (0-2500°C.jour)

La sensibilité des signaux radar (σ°_{VH} , σ°_{VV} , $\sigma^{\circ}_{VH/V}$) aux valeurs de biomasses fraîches (EFM_{mea}, PFM_{mea}, TFM_{mea}) et sèches (EDM_{mea}, PDM_{mea}, TDM_{mea}) est observée sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour) en suivant une régression non linéaire (exponentielle). Les résultats statistiques (R^2) sont regroupés dans le Tableau. 20. Pour les deux types de maïs, le ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ est le seul à montrer des résultats très significatifs ($R^2 \geq 0.7$ de couleur verte) alors que les polarisations VH et VV ne sont pas adaptées au suivi de l'évolution de la biomasse (ou de WC_{mea}). Au demeurant, aucune variable n'est corrélée à la polarisation VV ($R^2 < 0.32$) et les variables (WC_{mea}, EFM_{mea} et EDM_{mea}) ne peuvent être expliquées par aucune des polarisations ($R^2 < 0.38$). Enfin, l'utilisation de l'information SAR ne permet pas de suivre l'évolution du contenu en eau de la plante, qui est pourtant un élément clé pour certains stades critiques (ex : l'entrée en sénescence de la culture).

Tableau. 20. Coefficients de détermination des relations entre la biomasse fraîche ou sèche ($R^2 < 0.5$: rouge, $0.5 \leq R^2 < 0.7$: orange, $R^2 \geq 0.7$: vert, * : relation linéaire) sur l'ensemble du cycle cultural (0-2500 °C.jour)

		Maïs grain	Maïs pop
		R^2	R^2
		(exponentielle)	(exponentielle)
EFM_{mea}	σ°_{VH}	0.11 (n = 70) *	0.21 (n = 102) *
	σ°_{VV}	0.15 (n = 70) *	0.01 (n = 102) *
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.30 (n = 70) *	0.38 (n = 102) *
PFM_{mea}	σ°_{VH}	0.54 (n = 70)	0.55 (n = 102)
	σ°_{VV}	0.25 (n = 70)	0.13 (n = 102)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.88 (n = 70)	0.70 (n = 102)
TFM_{mea}	σ°_{VH}	0.53 (n = 70)	0.55 (n = 102)
	σ°_{VV}	0.27 (n = 70)	0.11 (n = 102)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.90 (n = 70)	0.73 (n = 102)
EDM_{mea}	σ°_{VH}	0.08 (n = 70) *	0.14 (n = 102) *
	σ°_{VV}	0.10 (n = 70) *	< 0.01 (n = 102) *
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.20 (n = 70) *	0.26 (n = 102) *
PDM_{mea}	σ°_{VH}	0.52 (n = 70)	0.53 (n = 102)
	σ°_{VV}	0.28 (n = 70)	0.10 (n = 102)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.91 (n = 70)	0.72 (n = 102)
TDM_{mea}	σ°_{VH}	0.48 (n = 70)	0.51 (n = 102)
	σ°_{VV}	0.28 (n = 70)	0.09 (n = 102)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.87 (n = 70)	0.72 (n = 102)
WC_{mea}	σ°_{VH}	0.09 (n = 70) *	0.14 (n = 102) *
	σ°_{VV}	0.07 (n = 70) *	0.01 (n = 102) *
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.20 (n = 70) *	0.25 (n = 102) *
H_{mea}	σ°_{VH}	0.60 (n = 40)	0.54 (n = 102)
	σ°_{VV}	0.22 (n = 40)	0.10 (n = 102)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.92 (n = 40)	0.75 (n = 102)

La suite des observations écarte les polarisations VH et VV de l'interprétation. Sans en connaître l'origine, les résultats statistiques obtenus avec $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$, montrent que le maïs grain est davantage corrélé que le maïs pop avec des R^2 plus significatifs. Parmi les biomasses fraîches, les relations basées sur TFM_{mea} ont de meilleurs résultats de corrélation que ceux établis avec PFM_{mea} pour les deux types de maïs (+ 0.03 R^2 en moyenne avec $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$). Exception faite de l'épi, le ratio semble adapté au suivi de la croissance de la biomasse. Dans le cas de l'étude de la biomasse sèche du maïs pop, aucune amélioration n'est à noter entre la PDM_{mea} et la TDM_{mea} ($R^2 = 0.72$) alors que la relation obtenue sur le maïs grain avec TDM_{mea} est légèrement dégradée par rapport à PDM_{mea} (-0.04 de R^2).

La variable TDM est une variable clé pour le modèle. Les mesures de TDM_{mea} sont donc présentées sur la Figure. 90 pour le maïs grain (a) et le maïs pop (b). L'évolution des coefficients de rétrodiffusion stagne dans les intervalles -4 à -6 dB pour le maïs grain et de -5 à -7 dB pour le maïs pop, alors que les valeurs de TDM_{mea} continuent à croître, sans effet sur les coefficients de rétrodiffusions. Ce phénomène résulte de la saturation du signal au-delà de 1000 °C.jour.

La H_{mea} (Figure. 90 - c et d) est la variable la mieux corrélée avec $\sigma^{\circ}_{\text{VH/VV}}$ ($R^2 = 0.92$ pour le maïs grain et $R^2 = 0.75$ pour le maïs pop). Une fois la hauteur maximale atteinte, les valeurs se dispersent par rapport au modèle statistique. Ces maxima mesurés correspondent à la période s'étalant de la floraison (1000 °C.jour) à la récolte. La dispersion des valeurs peut s'expliquer par un changement de structure de la végétation suivant le stade phénologique. Les feuilles ont par exemple tendance à chuter pendant la période de sénescence. Le signal SAR peut aussi être influencé suite à un apport en eau.

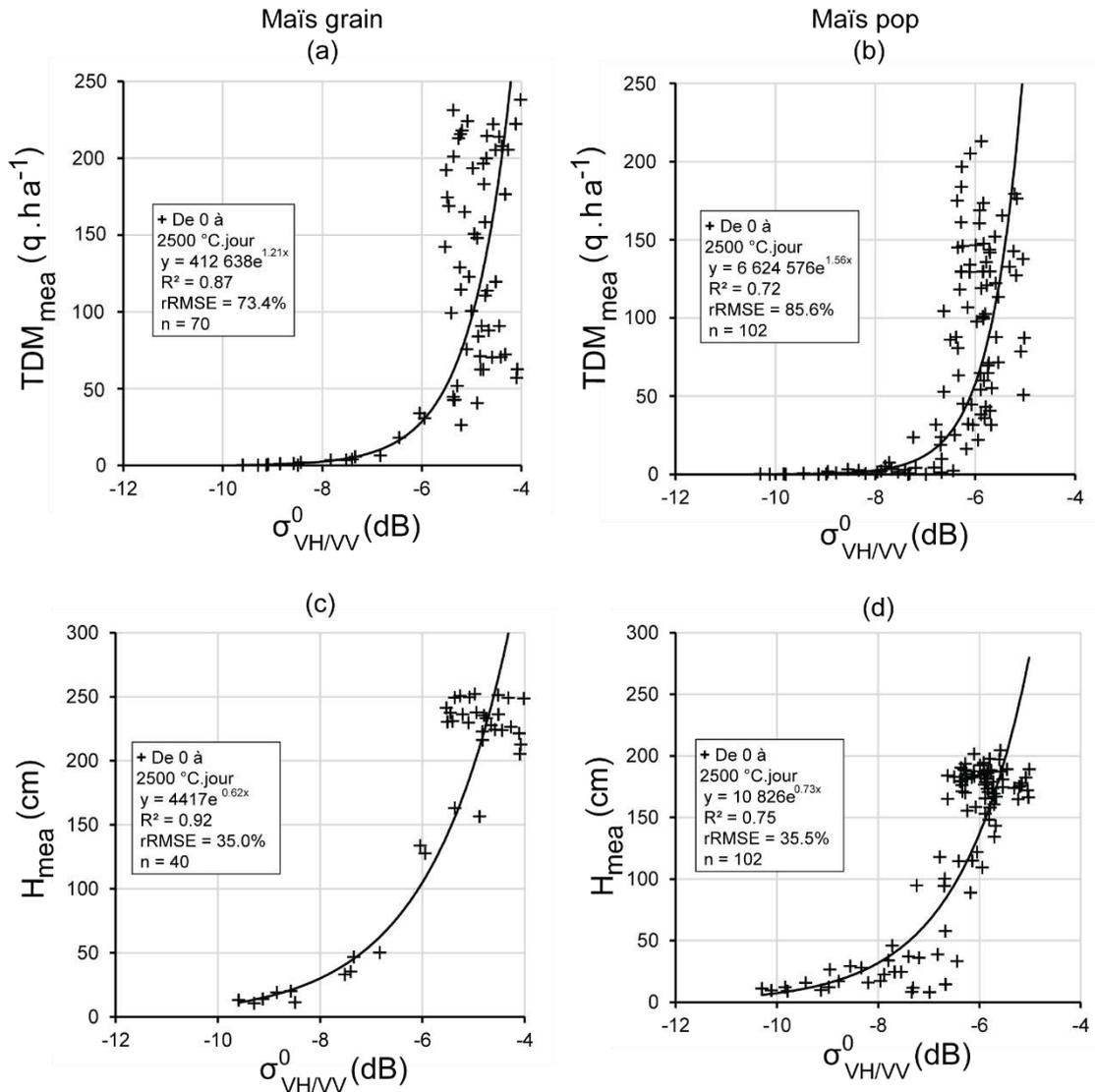


Figure. 90. Relations entre TDM_{mea} (a, b) et H_{mea} (c, d) et le ratio $\sigma^{\circ}_{\text{VH/VV}}$ sur les parcelles de maïs grain (a, c) et de maïs pop (sans intercultures) (b, d), sur l'ensemble du cycle cultural (2500 °C.jour)

Jusqu'au stade floraison (1000°C.jour)

En s'arrêtant au stade floraison (≈ 1000 °C.jour), toutes les valeurs liées à la saturation du signal radar sont exclues pour établir les relations statistiques présentées dans le Tableau. 21. Il est possible de reprendre l'interprétation faite précédemment, pour les polarisations VH et VV sur la biomasse de l'épi ou sur le contenu en eau (avec des R^2 non significatifs). Seules les relations basées sur $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ sont significatives. Avant 1000 °C.jour, l'épi est exclusivement formé d'une fleur femelle, ce qui explique la similitude des résultats associés aux mesures avec ou sans masse de l'épi ($PFM_{mea} \approx TFM_{mea}$ et $PDM_{mea} \approx TDM_{mea}$). Les résultats de corrélations avec $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ entre les mesures de biomasses fraîches (PFM_{mea} , TFM_{mea}) et sèches (PDM_{mea} , TDM_{mea}) sont comparables avec un R^2 égal à 0.93/0.94 pour le maïs grain et un R^2 égal à 0.68/0.69 pour le maïs pop. Ces bonnes corrélations s'expliquent par une plus faible dispersion des valeurs grâce à l'exclusion du signal radar saturé. Des exemples pour PDM_{mea} , TDM_{mea} et H_{mea} sont visibles sur la Figure. 91. Dans le cadre d'une inversion du signal, les corrélations sur les biomasses fraîches (PFM_{mea} et TFM_{mea}) ont un moindre intérêt que les biomasses sèches, simulées par le modèle.

Tableau. 21. Coefficients de détermination des relations entre la biomasse fraîche ou sèche ($R^2 < 0.5$: rouge, $0.5 \leq R^2 < 0.7$: orange, $R^2 \geq 0.7$: vert,) du semis jusqu'à 1000 °C.jour

		Maïs grain	Maïs pop
		R^2	R^2
		(pol. 2 nd degré)	(pol. 2 nd degré)
EFM_{mea}	σ°_{VH}	0.11 (n = 27)	0.25 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.11 (n = 27)	0.06 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.31 (n = 27)	0.47 (n = 40)
PFM_{mea}	σ°_{VH}	0.38 (n = 27)	0.40 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.31 (n = 27)	0.15 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.93 (n = 27)	0.68 (n = 40)
TFM_{mea}	σ°_{VH}	0.38 (n = 27)	0.41 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.32 (n = 27)	0.15 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.94 (n = 27)	0.69 (n = 40)
EDM_{mea}	σ°_{VH}	0.10 (n = 27)	0.26 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.10 (n = 27)	0.06 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.27 (n = 27)	0.50 (n = 40)
PDM_{mea}	σ°_{VH}	0.35 (n = 27)	0.39 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.32 (n = 27)	0.15 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.94 (n = 27)	0.67 (n = 40)
TDM_{mea}	σ°_{VH}	0.35 (n = 27)	0.40 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.32 (n = 27)	0.15 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.93 (n = 27)	0.67 (n = 40)
WC_{mea}	σ°_{VH}	0.15 (n = 27)	0.01 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.02 (n = 27)	0.02 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.22 (n = 27)	0.10 (n = 40)
H_{mea}	σ°_{VH}	0.15 (n = 16)	0.42 (n = 40)
	σ°_{VV}	0.25 (n = 16)	0.17 (n = 40)
	$\sigma^{\circ}_{VH/VV}$	0.96 (n = 16)	0.71 (n = 40)

La variable TDM est une composante principale simulée par le modèle, elle peut désormais être dérivée (TDM_{sar}) du signal radar ($\sigma^{\circ}_{VH/VV}$) à partir de l'équation 47 (maïs grain) et de l'équation 48 (maïs pop) en respectant l'intervalle 0 - 1000 °C.jour. Contrairement à des modèles plus complexes (exemple : STICS (Brisson et al., 2003)), il n'est alors pas nécessaire de dériver H_{sar} des données SAR car le modèle SAFY-WB n'intègre pas cette variable.

$$TDM_{sar} = 13.51 \times \sigma_{VH/VV}^0{}^2 + 298.20 \times \sigma_{VH/VV}^0 + 1578.95 \text{ (grain)} \quad (47)$$

$$TDM_{sar} = 37.98 \times \sigma_{VH/VV}^0{}^2 + 678.11 \times \sigma_{VH/VV}^0 + 3005.07 \text{ (pop)} \quad (48)$$

Contrairement au GAI, les inversions de biomasses sont validées sur un échantillon de parcelles non représentatif des parcelles suivies. Cet échantillon de mesures comprend uniquement des parcelles irriguées, caractérisées par une forte densité de semis (entre 80 000 et 95 000 gr.ha⁻¹) et composées d'un même type de sol (argilo-limoneux).

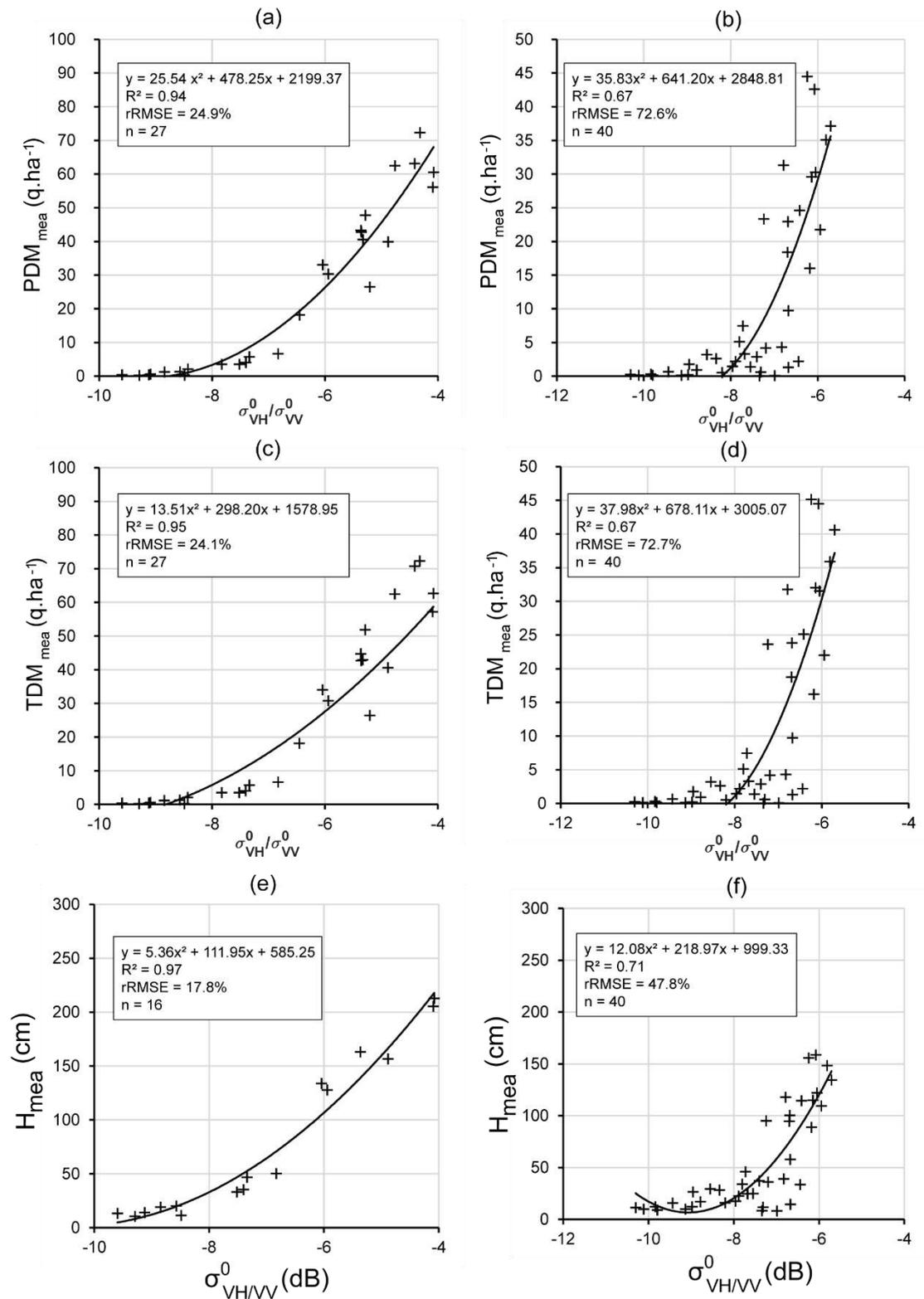


Figure. 91. Relations entre PDM_{mea} (a, b), TDM_{mea} (c, d) et H_{mea} (e, f) et le ratio $\sigma_{VH/VV}^0$ sur les parcelles de maïs grain (a, c, e) et de maïs pop (sans intercultures) (b, d, f), du semis à la floraison (1000 °C.jour)

Variables biophysiques assimilables dans le modèle

Plusieurs variables biophysiques, présentées sur la Figure. 92, peuvent désormais être dérivées de l'imagerie optique et SAR. La qualité des relations obtenues à la fois sur les parcelles de maïs grain et de maïs pop, pour les variables TDM_{sar} et GAI_{sar} , permet d'envisager l'assimilation de ces variables au même niveau que le GAI_{opt} .

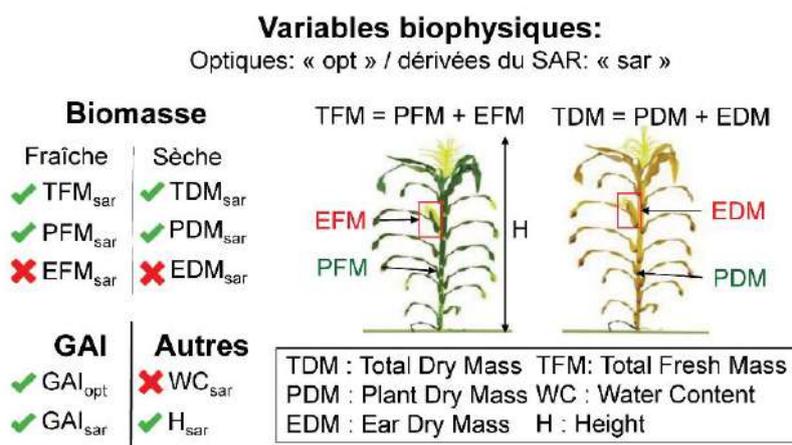


Figure. 92. Bilan des variables biophysiques déduites de l'imagerie optique et SAR sur des parcelles de maïs grain et de maïs pop, pouvant être assimilées dans un modèle. Les croix rouges indiquent que la variable n'a pas suffisamment de sensibilité avec la mesure satellite

3.3.2 Étape de calibration

3.3.2.1 Sur le maïs grain

Assimilation de la biomasse terrain et du GAI satellitaire

L'assimilation de la biomasse terrain et du GAI satellitaire est reprise dans les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Les valeurs des paramètres optimisés (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} , R_s , D_0 et ELUE) sont conformes pour toutes les configurations à la gamme définie par Claverie Martin, 2012, à l'exclusion de P_{1b} pour « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ ». Les valeurs des paramètres sont similaires en utilisant les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Les dates d'émergence (D_0) sont par exemple voisines, respectivement aux jours 134 et 137 (Tableau. 22). D'un point de vue agronomique et en se basant sur les observations terrains (Figure. 51), ces deux dates correspondent aux stades 4 et 5 feuilles, soit juste quelques jours après l'émergence proprement dite.

Tableau. 22. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : TDM_{mea} + GAI_{sar}, TDM_{mea} + GAI_{opt}, TDM_{mea} + GAI_{sar+opt} sur la Da2_16 de maïs grain en 2016

	TDM _{mea} + GAI _{sar}	TDM _{mea} + GAI _{opt}	TDM _{mea} + GAI _{sar+opt}	Hypothèse de variation (Claverie Martin, 2012)
P_{la}	0.22	0.15	0.10	[0.05 – 0.5]
P_{lb}	-10 ⁻⁴	0.002	0.002	[10 ⁻⁵ – 10 ⁻²]
S_{tt} (°C.jour)	1516	1553	1456	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	12129	6425	8520	[0 – 10 ⁵]
D₀ (jour de l'année)	121	134	137	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	3.72	4.42	3.91	[0.5 – 6]

Les 6 paramètres sont appliqués dans le modèle pour simuler les profils de GAI_{sim} et de biomasses sèches (TDM_{sim}, PDM_{sim}, EDM_{sim}), disponibles sur la Figure. 93. Sur cette figure, le GAI_{sim} (Figure. 93 b et c) croît jusqu'à un plateau autour de 1000/1200 °C.jour, la plante stoppe progressivement sa croissance végétative (et foliaire) et réalloue l'énergie au développement de la composante du rendement. La partition TDM_{sim} en EDM_{sim} et PDM_{sim} est bien réalisée par la fonction de réallocation à l'épi. Après 2000°C.jour, la végétation meurt, la production de biomasse s'arrête et la plante entre dans sa phase de maturation jusqu'à la récolte.

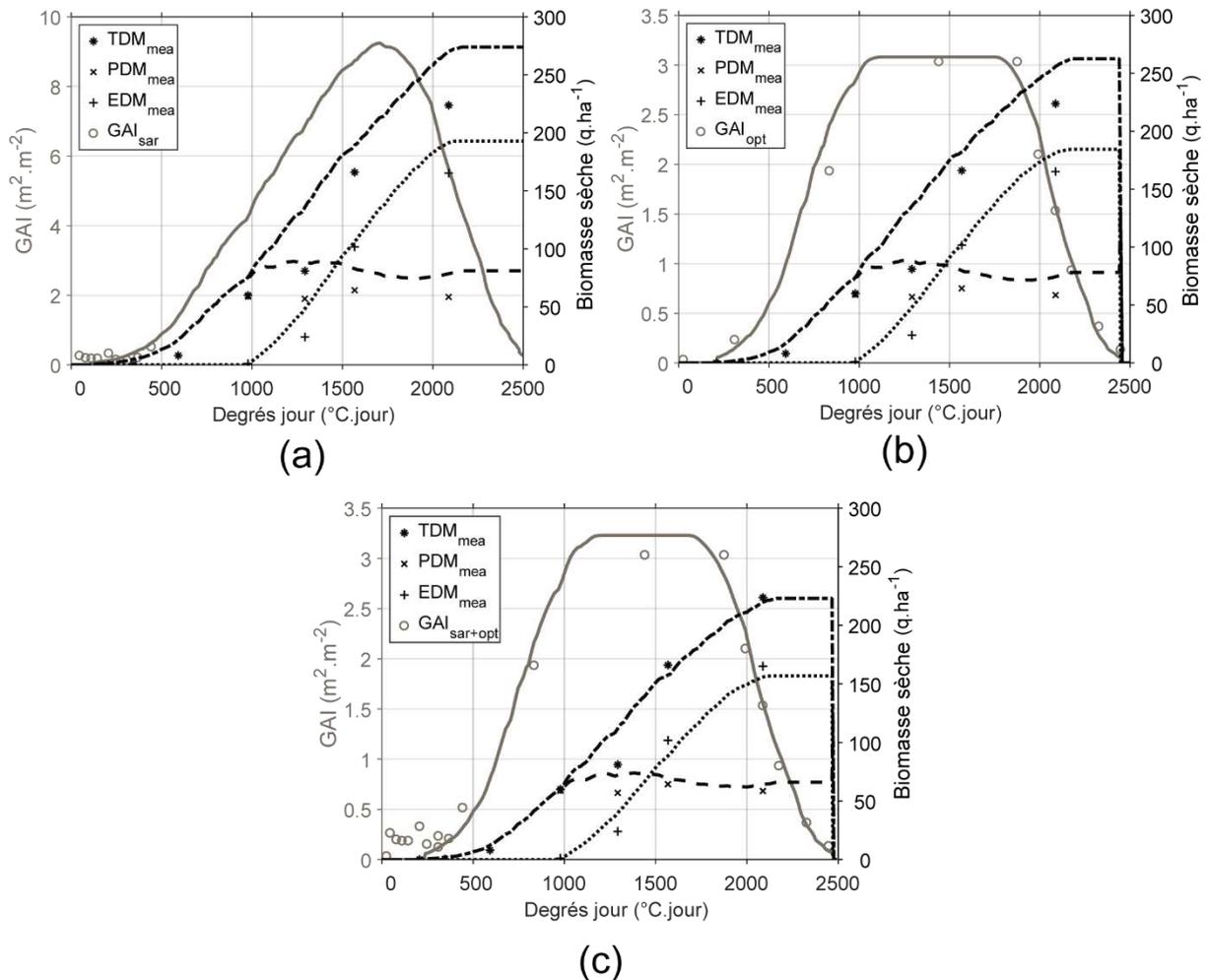


Figure. 93. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ (a), $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ (b), $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (c), dans le modèle, sur la parcelle Da2_16 de maïs grain

Les performances statistiques (Tableau. 23) sont comparables en contrôlant le modèle indépendamment par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ » ou par « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Les simulations reproduisent correctement le GAI_{opt} avec une faible erreur ($R^2 > 0.98$; $rRMSE < 12.18\%$) (Figure. 93). Les estimations de la biomasse sèche (PDM_{sim} , EDM_{sim} , TDM_{sim}) sont également fiables avec un fort coefficient de détermination ($R^2 > 0.97$) et un $rRMSE$ raisonnable (inférieur à 20.58 %).

Les résultats liés à « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ » se distinguent des deux autres configurations. En se fiant aux résultats de Claverie et al., 2012, la simulation du développement foliaire n'est pas réaliste avec un dépassement de $8\text{ m}^2.\text{m}^{-2}$ (Figure. 93 - a). Un décalage est d'ailleurs visible entre le maximum de surface foliaire et le début du développement de l'épi.

Cela s'explique par une mauvaise estimation du paramètre P_{lb} qui affecte la croissance du GAI_{sim} , décale son maximum de développement et conduit à des valeurs GAI_{sim} élevées. En l'absence de GAI_{opt} , l'assimilation des données GAI_{sar} ne permet pas de délimiter la dynamique de croissance foliaire. Sans TDM_{mea} , les performances se seraient probablement dégradées. En effet, malgré de mauvaises estimations du GAI_{sim} , le couplage du GAI_{sar} avec TDM_{mea} simule fidèlement les biomasses sèches avec un rRMSE allant de 17.60 % (TDM_{sim}) à 20.31 % (EDM_{sim}).

Tableau. 23. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Da2_16 de maïs grain

Contraintes	Variables	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
TDM_{mea} + GAI_{sar}	GAI_{sim}	0.87	73.62	9	2.61	0.60
	PDM_{sim}	0.98	14.71	7	1.27	57.49
	EDM_{sim}	0.99	20.31	7	1.12	26.93
	TDM_{sim}	0.98	17.60	7	1.16	104.86
TDM_{mea} + GAI_{opt}	GAI_{sim}	0.98	12.18	9	1.05	-0.01
	PDM_{sim}	0.98	15.71	7	1.27	29.69
	EDM_{sim}	0.98	20.58	7	1.06	30.33
	TDM_{sim}	0.97	19.61	7	1.12	93.17
TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}	GAI_{sim}	0.99	9.41	9	1.04	-0.01
	PDM_{sim}	0.98	11.58	7	1.08	16.56
	EDM_{sim}	0.99	16.15	7	0.92	23.56
	TDM_{sim}	0.98	14.85	7	0.97	60.66

Assimilation de TDM_{sar} et du GAI satellitaire

Comme nous l'avons vu précédemment, l'assimilation de GAI_{sar} fausse l'étalonnage de P_{lb} et l'estimation de la production. La configuration « $TDM_{sar} + GAI_{sar}$ » n'est donc pas retenue pour la suite. Les valeurs des paramètres avec les deux autres configurations : « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » sont reprises dans le Tableau. 24. Ces valeurs sont contrastées entre les deux configurations, à l'exception du paramètre ELUE dont les valeurs proches (3.45 et 3.61 g.MJ⁻¹). L'ensemble des paramètres liés à l'assimilation de TDM_{sar} respecte l'intervalle de variation et est appliqué pour simuler les profils des variables biophysiques de la Figure. 94.

Tableau. 24. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$, $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Da2_16 de maïs grain en 2016

	Hypothèse de variation		
	$TDM_{sar} + GAI_{opt}$	$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$	(Claverie Martin, 2012)
P_{1a}	0.27	0.09	[0.05 – 0.5]
P_{1b}	9×10^{-4}	0.002	$[10^{-5} - 10^{-2}]$
S_{tt} (°C.jour)	1705	1546	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	5240	7635	[0 – 10^5]
D_0 (jour de l'année)	115	130	[90 – 250]
ELUE (g.MJ ⁻¹)	3.45	3.61	[0.5 – 6]

Les valeurs maximales des profils de GAI_{sim} sont égales quelle que soit la configuration utilisée ($GAI_{sim} \approx 3 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$). La simulation présentée sur la Figure. 94 (a), avec la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ », a un début de plateau légèrement retardé (placé à environ $1400^\circ\text{C} \cdot \text{jour}$) par rapport à l'utilisation de la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » (à $1100^\circ\text{C} \cdot \text{jour}$, Figure. 94 - b). Les simulations utilisant la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » s'approchent le plus des valeurs de biomasse simulées (EDM_{sim} et PDM_{sim}) sans véritablement atteindre le maximum mesuré sur le terrain. La pente croissante du GAI_{sim} (déterminée par le couple P_{1a}/P_{1b}) est plus modérée avec la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » qu'avec « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » en raison d'une estimation plus précoce de D_0 (- 15 jours). Cette modération de la croissance foliaire entraîne une diminution de la production de TDM_{sim} .

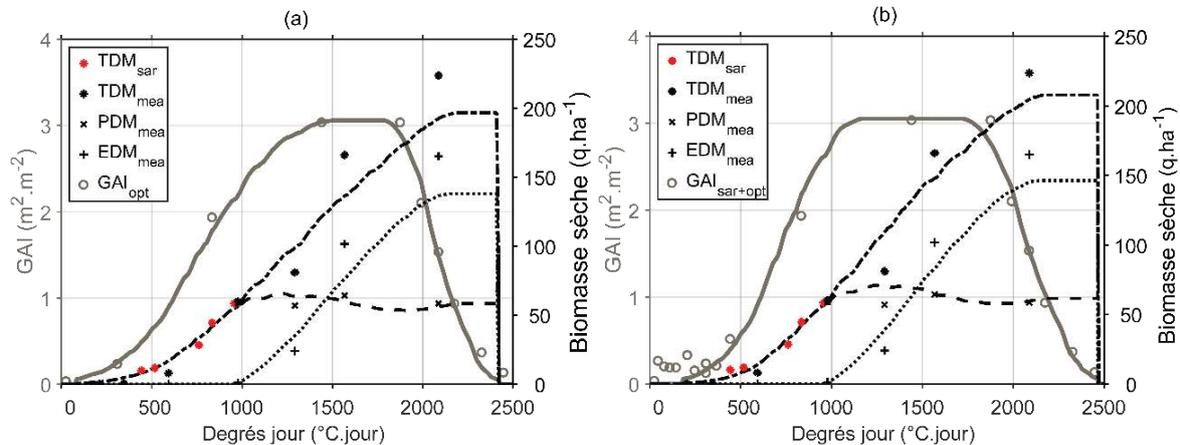


Figure. 94. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ (a), $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ (b) dans le modèle, sur la parcelle Da2_16 de maïs grain

Les performances statistiques des configurations « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » sont détaillées dans le Tableau. 25. Le GAI_{sim} est bien simulé pour les deux configurations ($R^2 > 0.98$ et $rRMSE < 9.5\%$), tout comme la biomasse sèche (PDM_{sim} , EDM_{sim} , TDM_{sim}) avec un coefficient de détermination supérieur à 0.97.

La configuration utilisant exclusivement le GAI_{opt} , améliore légèrement les résultats sur le GAI (+1.4% de rRMSE) et les biomasses sèches (+ 2% de rRMSE en moyenne) par rapport à « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». Bien que similaires entre les deux configurations, les valeurs statistiques (Tableau. 25) sont à relativiser car le biais reste plus important avec la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » qu’avec « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». Le modèle est capable de simuler des profils comparables aux configurations en utilisant la biomasse mesurée (TDM_{mea}) (Tableau. 23). Au vue de ces performances, l’assimilation de TDM_{sar} est envisageable pour la partie validation.

Tableau. 25. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Da2_16 de maïs grain

Contraintes	Variables	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
$TDM_{sar} + GAI_{opt}$	GAI_{sim}	0.99	8.1	9	1.02	-0.08
	PDM_{sim}	0.98	10.8	7	0.90	52.42
	EDM_{sim}	0.98	14.7	7	0.80	20.87
	TDM_{sim}	0.98	13.0	7	0.82	91.81
$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$	GAI_{sim}	0.98	9.5	9	1.00	0.008
	PDM_{sim}	0.98	12.8	7	1.01	28.82
	EDM_{sim}	0.98	16.3	7	0.85	25.44
	TDM_{sim}	0.97	15.7	7	0.89	79.36

Détermination de la part du grain sur l’épi (PRT_e)

La part du grain (PRT_e) est calculée pour chaque configuration à partir de la valeur de rendement mesurée (rdt_{mea}) sur la parcelle Da2_16 qui est de 133 q.ha⁻¹. Les PRT_e de chaque configuration sont comparées à la part du grain sur les épis prélevés *in-situ*, qui est de 86% en faisant la moyenne sur 10 échantillons d’épis secs (Tableau. 26). Lorsque l’écart entre les valeurs de PRT_e et les valeurs théoriques est négatif cela signifie que le modèle a largement sous-estimé la production de l’épi, comme c’est le cas avec les simulations basées sur la TDM_{sar} . Cette remarque est d’autant plus pertinente que PRT_e intègre la masse de 15% d’humidité, l’écart idéal doit donc se situer autour de cette valeur de 15%. Le PRT_e de la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » s’en rapproche le plus avec une valeur de 12.33 %. L’écart obtenu (26.03 %) avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ » indique une surestimation de la production. Ces coefficients sont utilisés pour dériver le rendement (rdt_{sim} du maximum d’ EDM_{sim}) dans la partie validation.

Tableau. 26. Valeurs de la part du grain (PRT_e) sur la biomasse des épis (EDM_{sim}) déterminée à partir de l'équation 44 avec pour valeur de $rdt_{mea} = 133 \text{ q.ha}^{-1}$ sur la parcelle Da2_16 de maïs grain

	$TDM_{mea} + GAI_{sar}$	$TDM_{mea} + GAI_{opt}$	$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$	$TDM_{sar} + GAI_{opt}$	$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$
max(EDM_{sim})	221.78 q.ha ⁻¹	168.49 q.ha ⁻¹	180.53 q.ha ⁻¹	138.08 q.ha ⁻¹	146.32 q.ha ⁻¹
PRT_e	59.97 %	78.94%	73.67%	96.32%	90.90%
Ecart à la mesure in-situ (86%)	26.03	7.06	12.33	-10.32	-4.9

3.3.2.2 Sur le maïs pop

Assimilation de la biomasse terrain et du GAI satellitaire

Dans le cas du maïs pop, le modèle est contraint par trois configurations utilisant la biomasse terrain et le GAI satellitaire (« $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ »). Une fois assimilées, ces configurations définissent les paramètres optimaux (Tableau. 27). L'ensemble des paramètres obtenus respectent l'intervalle de variation. À l'exception de D_0 qui est faible avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ » ($D_0 = 58$), les paramètres sont équivalents entre les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Par exemple, les dates d'émergence (D_0) sont simulées aux jours 121 et 125 (Tableau. 27).

Tableau. 27. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir des configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar}$, $TDM_{mea} + GAI_{opt}$, $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016

Paramètres	$TDM_{mea} + GAI_{sar}$	$TDM_{mea} + GAI_{opt}$	$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$	Hypothèse de variation (Claverie Martin, 2012)
P_{la}	0.19	0.09	0.11	[0.05 – 0.5]
P_{lb}	0.004	0.004	0.003	[10 ⁻⁵ – 10 ⁻²]
S_{tt} (°C.jour)	1150	1352	1328	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	4534	9370	8965	[0 – 10 ⁵]
D_0 (jour de l'année)	58	121	125	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	4.06	4.34	4.39	[0.5 – 6]

Les paramètres P_{la} , P_{lb} , S_{tt} , R_s , D_0 et ELUE sont ensuite appliqués dans le modèle pour estimer les variables biophysiques dont les profils sont disponibles sur la Figure. 95. Sur les (Figure. 95 b et c), les profils de GAI_{sim} se développent de 300°C.jour jusqu'à atteindre un plateau autour de 800 °C.jour. L'interprétation est semblable à celle faite sur le maïs grain. À ce stade, la plante stoppe progressivement sa croissance foliaire au profit du développement du grain. Après 1500 °C.jour, la plante entre dans sa phase de sénescence, puis de maturation, jusqu'à la récolte (ici fixée à environ 2500 °C.jour). Le début du plateau de GAI_{sim} et l'entrée en sénescence sont plus précoces que pour le maïs grain. Le développement maximal de GAI_{sim} (< 2 m².m⁻²) est également moins important. La description des résultats de la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ » peut être isolée : la production de GAI_{sim} est trop faible (0.35 m².m⁻²) pour

produire suffisamment de biomasse ($< 50 \text{ q.ha}^{-1}$). En raison de l'absence de GAI_{sar} au début du cycle cultural, la fonction coût n'est pas apte à estimer correctement D_0 en le fixant 30 jours avant la date de semis (jour 88). Pour rappel, l'utilisation du GAI_{sar} est limitée à -8 dB et ce seuil est dépassé juste après le semis compte tenu des résidus d'interculture (impact sur le signal expliqué sur la Figure. 77).

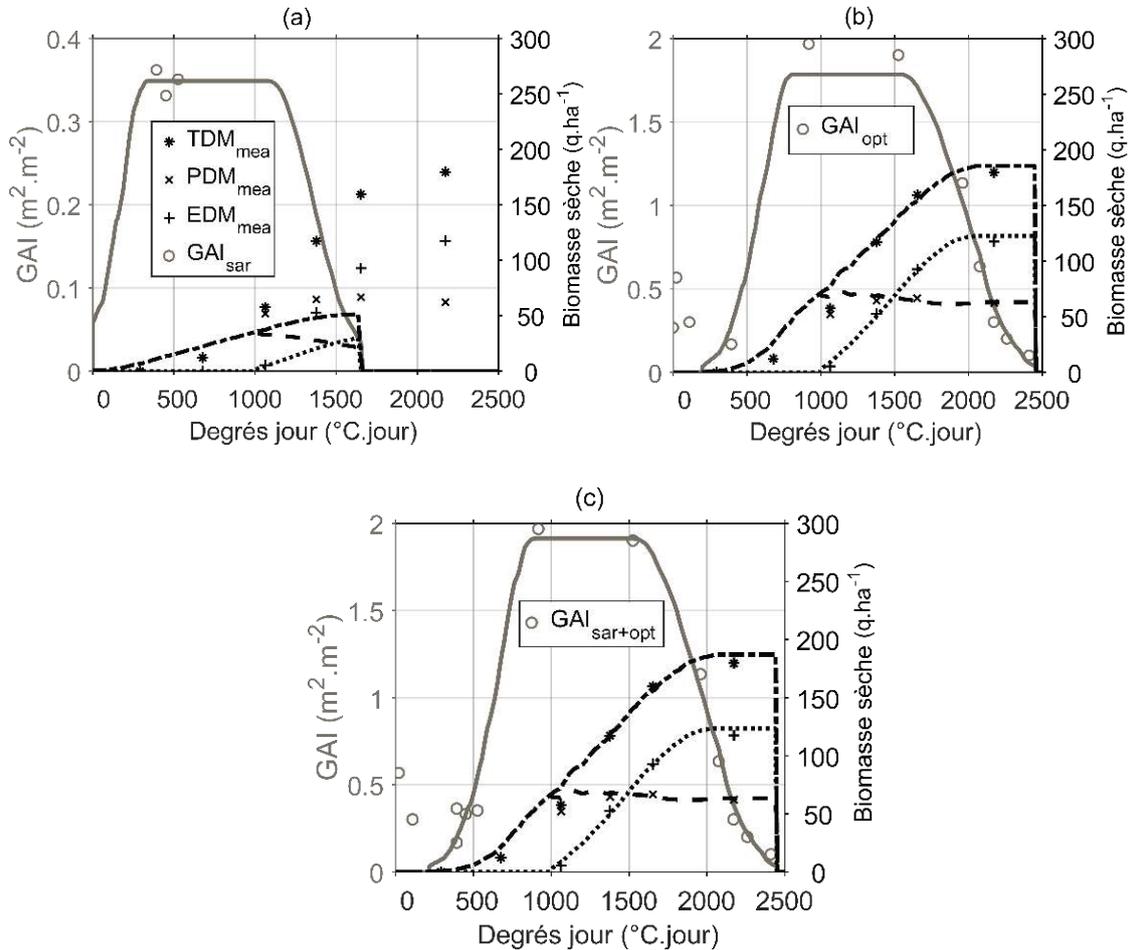


Figure. 95. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $\text{TDM}_{\text{mea}} + \text{GAI}_{\text{sar}}$ (a), $\text{TDM}_{\text{mea}} + \text{GAI}_{\text{opt}}$ (b), $\text{TDM}_{\text{mea}} + \text{GAI}_{\text{sar+opt}}$ (c), dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

Les performances statistiques associées aux simulations de GAI et de biomasse sèche (Tableau. 28) sont similaires en contrôlant le modèle indépendamment par le « $\text{TDM}_{\text{mea}} + \text{GAI}_{\text{opt}}$ » ou par le « $\text{TDM}_{\text{mea}} + \text{GAI}_{\text{sar+opt}}$ ». L'interprétation des résultats est comparable à celle faite sur le maïs grain. Les simulations reproduisent correctement le GAI_{opt} avec une faible erreur ($R^2 > 0.98$ et un $\text{rRMSE} < 14.79 \%$).

Pour la partie biomasse, le PDM_{sim} est légèrement moins bien estimé ($0.93 < R^2 < 0.96$ et un $rRMSE > 14.79$) que EDM_{sim} et TDM_{sim} dont les coefficients de détermination dépassent 0.98 (et des $rRMSE < 8.60\%$). Les statistiques liées à la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ » ne sont pas significatives avec des $R^2 < 0.3$. À l’instar du maïs grain, nous garderons les configurations basées sur le GAI_{opt} , dont celle combinée avec le GAI_{sar} .

Tableau. 28. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{sar}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ », « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

Configuration	Variable simulée	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
TDM_{mea} + GAI_{sar}	GAI_{sim}	<0.01	-	3	-	-
	PDM_{sim}	0.01	26.94	6	0.05	149.23
	EDM_{sim}	<0.01	16.61	6	9.12×10^{-4}	41.73
	TDM_{sim}	0.03	19.08	6	-0.04	245.09
TDM_{mea} + GAI_{opt}	GAI_{sim}	0.99	10.47	9	0.90	0.04
	PDM_{sim}	0.93	16.37	6	0.93	90.02
	EDM_{sim}	>0.99	5.84	6	1.01	3.88
	TDM_{sim}	0.99	8.60	6	0.95	113.19
TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}	GAI_{sim}	0.98	14.79	12	0.98	0.01
	PDM_{sim}	0.96	11.92	6	0.96	58.73
	EDM_{sim}	>0.99	6.09	6	1.02	0.72
	TDM_{sim}	0.99	6.99	6	0.97	75.40

Assimilation de TDM_{sar} et du GAI satellitaire

L’assimilation de TDM_{sar} et du GAI satellitaire concerne les configurations « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». L’intervalle de variation est respecté par l’ensemble des paramètres obtenus après optimisation (Tableau. 29). Leurs valeurs sont similaires entre les configurations « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ », à l’exception de S_{tt} et R_s . Ces 6 paramètres sont appliqués au modèle pour simuler les variables biophysiques sur la Figure. 96.

Tableau. 29. Les paramètres obtenus à l’issue d’une calibration à partir des configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$, $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016

	Hypothèse de variation		
	$TDM_{sar} + GAI_{opt}$	$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$	(Claverie Martin, 2012)
P_{la}	0.09	0.11	[0.05 – 0.5]
P_{lb}	0.03	0.003	[10^{-5} – 10^{-2}]
S_{tt} (°C.jour)	1241	1461	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	10686	5189	[0 – 10^5]
D_0 (jour de l’année)	126	121	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	3.65	3.46	[0.5 – 6]

Les profils de GAI_{sim} sont comparables suivant la configuration utilisée et atteignent des valeurs maximales proches de $2 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$. En effet, la moindre couverture de GAI_{sar} sur ces parcelles avec intercultures rend les données de GAI assimilées pratiquement identiques entre les deux configurations. Les profils de biomasse sont légèrement sous-estimés dans les deux configurations par rapport à celles utilisant TDM_{mea} , comme pour le maïs grain. La durée d'entrée en sénescence est plus courte pour la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ » avec une différence de $220 \text{ }^\circ\text{C}\cdot\text{jour}$ par rapport à la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». La durée du plateau est ainsi raccourcie sur la Figure. 96 (a). Le paramètre R_s est quasiment doublé avec la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ », ce qui se traduit par une décroissance plus modérée de GAI_{sim} (sénescence).

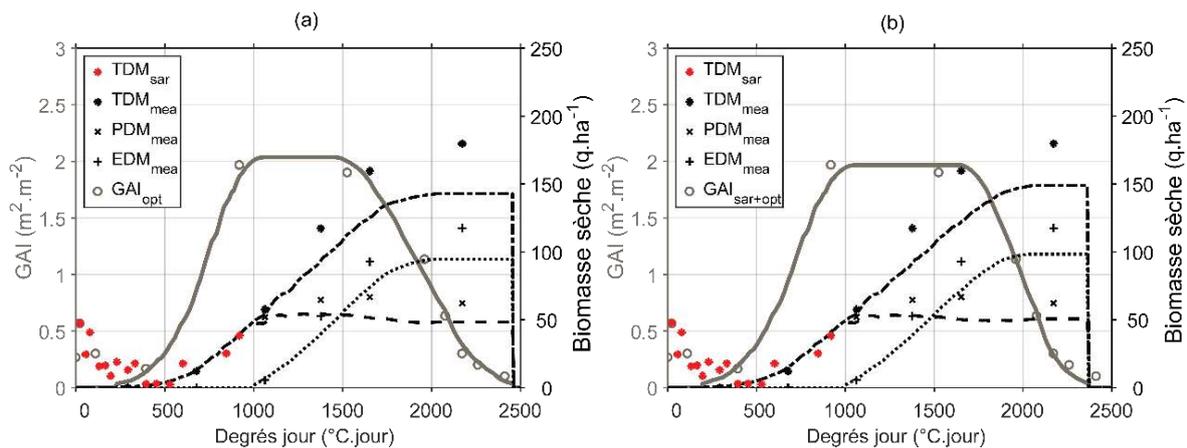


Figure. 96. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{sar} + GAI_{opt}$ (a), $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ (b) dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

La ressemblance entre les simulations est aussi visible à travers les performances statistiques (Tableau. 30). Le modèle reproduit correctement le GAI ($R^2 = 0.99$; $rRMSE < 11.1\%$) pour les deux configurations. Les estimations de la biomasse sèche (PDM_{sim} , EDM_{sim} , TDM_{sim}) ont un coefficient de détermination supérieur à 0.98. La plus mauvaise performance a un $rRMSE$ de 7.0% avec le PDM_{sim} . Les estimations sont donc robustes, avec de faibles marges d'erreurs. À l'instar du maïs grain, ces résultats statistiques sont à relativiser car le biais observé sur l'estimation de la biomasse (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) reste plus important qu'en utilisant les configurations « $TDM_{mea} + GAI_{opt}$ » et « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Au vue de ces performances, le remplacement de TDM_{mea} par TDM_{sar} doit être évalué dans la partie validation.

Tableau. 30. Résumé des performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par les configurations « TDM_{mea} + GAI_{sar} », « TDM_{mea} + GAI_{opt} », « TDM_{mea} + GAI_{sar+opt} ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

Configuration	Variable simulée	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
TDM _{sar} + GAI _{opt}	GAI _{sim}	0.99	11.1	9	1.00	-0.01
	PDM _{sim}	0.98	6.4	6	0.78	24.77
	EDM _{sim}	> 0.99	3.0	6	0.79	1.95
	TDM _{sim}	> 0.99	3.3	6	0.77	39.25
TDM _{sar} + GAI _{sar+opt}	GAI _{sim}	0.99	9.3	9	1.01	-0.04
	PDM _{sim}	0.98	7.0	6	0.75	36.71
	EDM _{sim}	> 0.99	5.7	6	0.80	-2.17
	TDM _{sim}	> 0.99	5.1	6	0.77	42.04

Détermination de la part du grain sur l'épi (PRT_e)

La part du grain (PRT_e) est calculée pour chaque configuration, à partir de la valeur de rendement mesurée (rdt_{mea}) sur la parcelle Vi4_16 qui est de 72.5 q.ha⁻¹. Elles sont comparées à la part du grain des épis prélevés *in-situ* qui est de 77% en moyenne sur 14 échantillons (Tableau. 31). Les PRT_e des configurations « TDM_{mea} + GAI_{opt} » et « TDM_{mea} + GAI_{sar+opt} » se rapprochent le plus de la valeur de 15% d'humidité avec respectivement 17.88 et 17.30 %. L'écart obtenu (-166.21 %) avec la configuration « TDM_{mea} + GAI_{sar} » indique une nette sous-évaluation de la production. Ces coefficients sont utilisés dans l'étape de validation, pour dériver rdt_{sim}.

Tableau. 31. Valeurs de la part du grain (PRT_e) sur la biomasse des épis (EDM_{sim}) déterminée à partir de l'équation 44 avec pour valeur de rdt_{mea} = 72.5 q.ha⁻¹ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

	TDM _{mea} + GAI _{sar}	TDM _{mea} + GAI _{opt}	TDM _{mea} + GAI _{sar+opt}	TDM _{sar} + GAI _{opt}	TDM _{sar} + GAI _{sar+opt}
max(EDM _{sim})	29.81 q.ha ⁻¹	122.64 q.ha ⁻¹	123.51 q.ha ⁻¹	94.63 q.ha ⁻¹	97.21 q.ha ⁻¹
PRT _e	243.21 %	59.12%	59.70%	76.61%	74.58%
Ecart à la mesure <i>in-situ</i> (77%)	- 166.21	17.88	17.30	0.39	2.42

Les interprétations sont voisines entre l'étude du maïs grain et du maïs pop. Les configurations retenues pour la validation reprennent le « GAI_{opt} », la combinaison « GAI_{sar+opt} » ainsi que la combinaison de la biomasse avec du GAI satellitaire (« TDM_{sar} + GAI_{sar+opt} »).

3.3.2.3 Bilan de l'étape de calibration

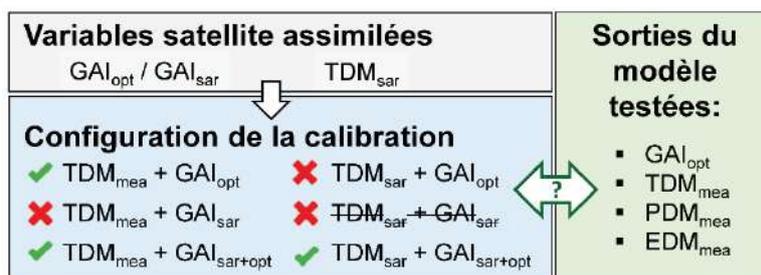


Figure. 97. Bilan des configurations évaluées durant l'étape de calibration à partir des variables GAI_{opt}, TDM_{mea}, PDM_{mea}, EDM_{mea} sur les parcelles de maïs grain et de maïs pop

Les configurations « TDM_{mea} + GAI_{sar} », « TDM_{sar} + GAI_{opt} » et « TDM_{sar} + GAI_{sar} » produisent des résultats inexacts et sont écartées. Les résultats de la calibration sont prometteurs pour l'assimilation de variables issues de l'imagerie SAR lorsqu'elles sont couplées à de l'information optique avec les configurations « TDM_{mea} + GAI_{opt} », « TDM_{mea} + GAI_{sar+opt} » et « TDM_{sar} + GAI_{sar+opt} ». Ces conclusions sont valides pour les parcelles de maïs grain et de maïs pop.

3.3.3 Validation : du diagnostic à la prévision

3.3.3.1 Approche diagnostic (maïs grain)

Assimilation des données satellitaires (maïs grain)

Pour chacune des configurations, les paramètres D₀ et ELUE sont associés à ceux calibrés (P_{1a}, P_{1b}, S_{1t}, R_s) pour simuler les variables biophysiques sur l'ensemble des parcelles. Leurs valeurs associées à l'assimilation des données satellitaires avec les configurations « GAI_{opt} », « GAI_{sar+opt} », « TDM_{sar} + GAI_{sar+opt} » sont résumées dans le Tableau. 32. L'ensemble des paramètres ELUE respecte l'intervalle de variation ; en revanche le paramètre D₀ n'a pu être estimé correctement (D₀ = 2) sur deux parcelles en 2016 avec les configurations « GAI_{opt} » et « TDM_{sar} + GAI_{sar+opt} ».

Tableau. 32. Les mesures statistiques des paramètres (D₀ et ELUE) obtenus à l'issue d'une validation à partir des configurations : GAI_{opt}, GAI_{sar+opt}, TDM_{sar} + GAI_{sar+opt} sur les parcelles de maïs grain en 2015 et 2016

	GAI _{opt}		GAI _{sar+opt}		TDM _{sar} + GAI _{sar+opt}		Hypothèse de variation (Claverie Martin, 2012)
	2015 [min. max. moy.]	2016 [min. max. moy.]	2015 [min. max. moy.]	2016 [min. max. moy.]	2015 [min. max. moy.]	2016 [min. max. moy.]	
D₀	[72 138 102]	[2 131 82]	[72 138 105]	[70 131 112]	[72 136 111]	[2 147 121]	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	[2.30 4.28 3.63]	[2.17 4.56 3.78]	[2.33 4.27 3.60]	[2.11 4.56 3.76]	[2.52 4.03 3.43]	[2.56 4.44 3.52]	[0.5 – 6]

Sur la Figure. 98 pour les configurations « $GAI_{sar+opt}$ » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ », les profils de GAI_{sim} atteignent $4 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ et les valeurs de TDM_{sim} dépassent les $250 \text{ q} \cdot \text{ha}^{-1}$, ce qui indique une forte amplitude de développement des cultures. Cet écart est plus modéré avec la configuration « GAI_{opt} » lorsque les valeurs ne dépassent pas $3 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ (GAI_{sim}) et $250 \text{ q} \cdot \text{ha}^{-1}$ (TDM_{sim}). Les profils montrent également une importante dynamique temporelle au niveau de la durée du plateau de GAI_{sim} qui se répercute sur la simulation de TDM_{sim} et de la date de récolte.

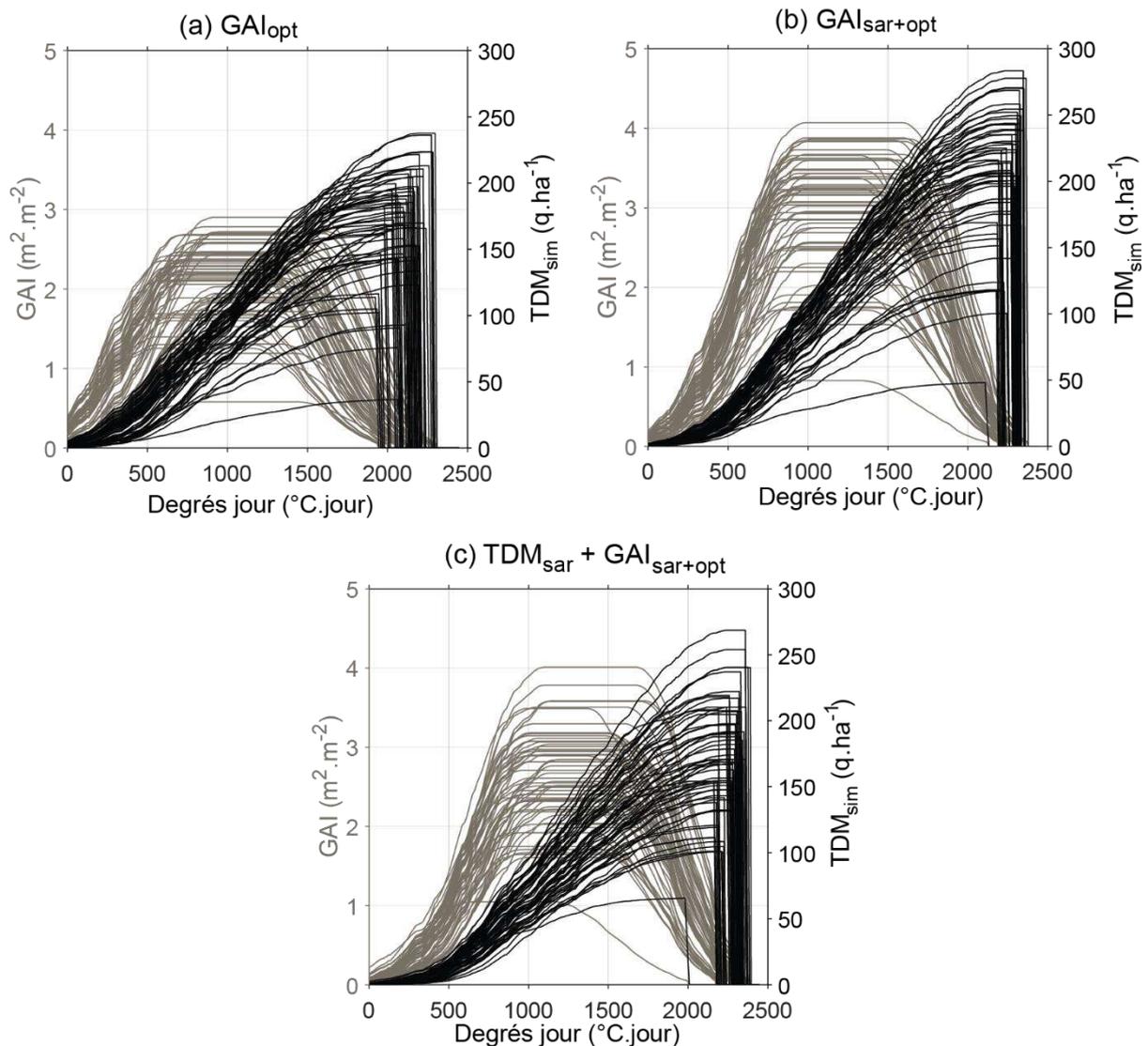


Figure. 98. Simulations de GAI_{sim} et de TDM_{sim} avec les configurations « GAI_{opt} » (a), « $GAI_{sar+opt}$ » (b), « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (c) sur les parcelles de maïs grain en 2016

Les performances associées aux estimations des variables de la plante (GAI_{sim} , TDM_{sim} , PDM_{sim} et EDM_{sim}) sont présentées dans le Tableau. 33. Les valeurs a et b correspondent à la

pente de la courbe et à la valeur de l'ordonnée à l'origine. Le modèle statistique idéal doit suivre la forme suivante : $a = 1$ et de $b = 0$.

Les résultats concernant la configuration « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » sont les plus médiocres pour l'ensemble des variables comme pour le GAI_{sim} ($R^2 = 0.87$ et $rRMSE = 27.75\%$ en 2015 et $R^2 = 0.72$ et $rRMSE = 30.79\%$ en 2016). En 2016, le PDM_{sim} est la variable la moins fidèlement estimée ($R^2 = 0.74$ et $rRMSE = 34.25\%$) lors de l'estimation de la biomasse. En se limitant à la période [0 – 1000 °C.jour], TDM_{sar} a tendance à biaiser le modèle en le contraignant à simuler moins de biomasse, ce qui explique la sous-estimation de TDM_{sim} (Figure. 94, Figure. 96).

Le GAI_{sim} est bien simulé dans les deux autres configurations avec un R^2 allant de 0.95 à 0.99 et un $rRMSE$ inférieur à 21.23 % ($n > 745$ en 2015 et $n > 384$ en 2016). En 2016, la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » donne les meilleurs résultats pour l'estimation de la biomasse sèche. La précision varie selon la variable considérée : TDM_{sim} et EDM_{sim} ont une faible erreur d'estimation (environ 15% en moyenne avec « $GAI_{sar+opt}$ »). Au même titre que pour la calibration, le modèle a des difficultés à simuler le PDM_{sim} avec un $rRMSE$ supérieur à 31.99 % et une surestimation visible sur les coefficients de régression ($a = 1.66$ et $b = 1.36$).

L'utilisation combinée du radar et de l'optique (configuration « $GAI_{sar+opt}$ ») améliore la précision de TDM_{sim} par rapport à l'assimilation seule de données optiques (configuration « GAI_{opt} ») en réduisant le $rRMSE$ (-15%) et en augmentant le R^2 (+0.08). Les meilleures estimations du TDM_{sim} sont associées à de bonnes simulations d' EDM_{sim} (variable d'intérêt pour l'estimation du rendement) avec un $rRMSE$ de 13.29 % pour la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ». Ces bons résultats sur l'estimation de la biomasse confirment la pertinence du nouveau module de production en permettant de suivre l'évolution de la composante du rendement (EDM_{sim}) sur l'ensemble du cycle cultural.

Tableau. 33. Résumé des performances statistiques de la validation (diagnostic) à partir des contraintes établies par les configurations « GAI_{opt} », « $GAI_{sar+opt}$ », « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ ». GAI_{opt} est utilisé comme valeur de référence pour être comparée au GAI_{sim} (pas de GAI_{mea} disponible). « a » et « b » représentent les coefficients des régressions linéaires utilisées entre les valeurs simulées et observées sur les parcelles de maïs grain en 2015 et 2016

Année	Configuration	Variables	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
2015	GAI_{opt}	GAI_{sim}	0.95	21.23	747	0.93	0.06
		Rdt_{sim}	0.76	15.65	66	1.12	2.86
	$GAI_{sar+opt}$	GAI_{sim}	0.96	19.00	745	0.94	0.03
		Rdt_{sim}	0.75	12.75	66	0.89	1.76
	$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$	GAI_{sim}	0.87	27.75	744	0.74	0.10
		Rdt_{sim}	0.56	13.65	66	0.62	19.20
2016	GAI_{opt}	GAI_{sim}	0.99	12.42	384	0.99	-0.03
		PDM_{sim}	0.85	43.76	19	1.66	81.24
		EDM_{sim}	0.92	20.28	11	1.06	55.97
		TDM_{sim}	0.87	31.83	19	1.02	238.85
		Rdt_{sim}	0.69	16.44	55	0.99	41.97
	$GAI_{sar+opt}$	GAI_{sim}	0.98	14.22	384	0.93	0.10
		PDM_{sim}	0.88	31.99	19	1.36	37.67
		EDM_{sim}	0.95	13.29	11	0.92	15.34
		TDM_{sim}	0.95	16.50	19	0.88	114.41
		Rdt_{sim}	0.77	12.07	55	0.88	17.05
	$TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$	GAI_{sim}	0.72	30.79	391	0.47	0.51
		PDM_{sim}	0.74	34.25	19	0.92	-24.00
		EDM_{sim}	0.95	17.32	19	0.63	-6.40
		TDM_{sim}	0.92	14.68	19	0.62	-17.39
		Rdt_{sim}	0.64	13.09	55	0.70	3.03

Deux cas particuliers de profils de GAI_{sim} issus des configurations « GAI_{opt} » et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » sont présentés sur la Figure. 99 pour mettre en évidence l'intérêt de la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ». Les parcelles concernées (DI5_16 et DI15_16) ont de très faibles rendements mesurés (respectivement $rdt_{mea} = 46 \text{ q.ha}^{-1}$ et 47 q.ha^{-1}) et ne sont pas irriguées. Sur DI5_16, avec la configuration « GAI_{opt} » (Figure. 99 – a), le modèle ne peut estimer correctement D_0 en raison d'une absence de mesure GAI en début de cycle. La configuration « $GAI_{sar+opt}$ » améliore l'estimation de D_0 et permet d'avoir un GAI_{sim} se rapprochant davantage des valeurs observées. Pour la parcelle DI15_16, les profils de GAI_{sim} sont relativement proches entre les deux configurations, l'assimilation de TDM_{sar} induit cependant en erreur le modèle sur l'estimation de D_0 . Plusieurs hypothèses peuvent être émises, une première à propos de la fiabilité de la relation établie sur la biomasse dans le cas de faibles densités de semis ($65\,000 \text{ gr.ha}^{-1}$).

Seconde hypothèse, les adventices se sont développées sur la parcelle en concurrence du maïs et ont induit une baisse du nombre de plants à la levée, avant d'être étouffées par les plants de maïs restants (la taille des adventices est généralement limitée). Cela expliquerait les faibles valeurs de GAI observées au maximum de végétation. Aucune information n'est disponible pour étayer ces hypothèses. L'intérêt majeur de la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » est donc d'améliorer l'estimation de la variable D_0 qui a un impact direct sur l'estimation de la production.

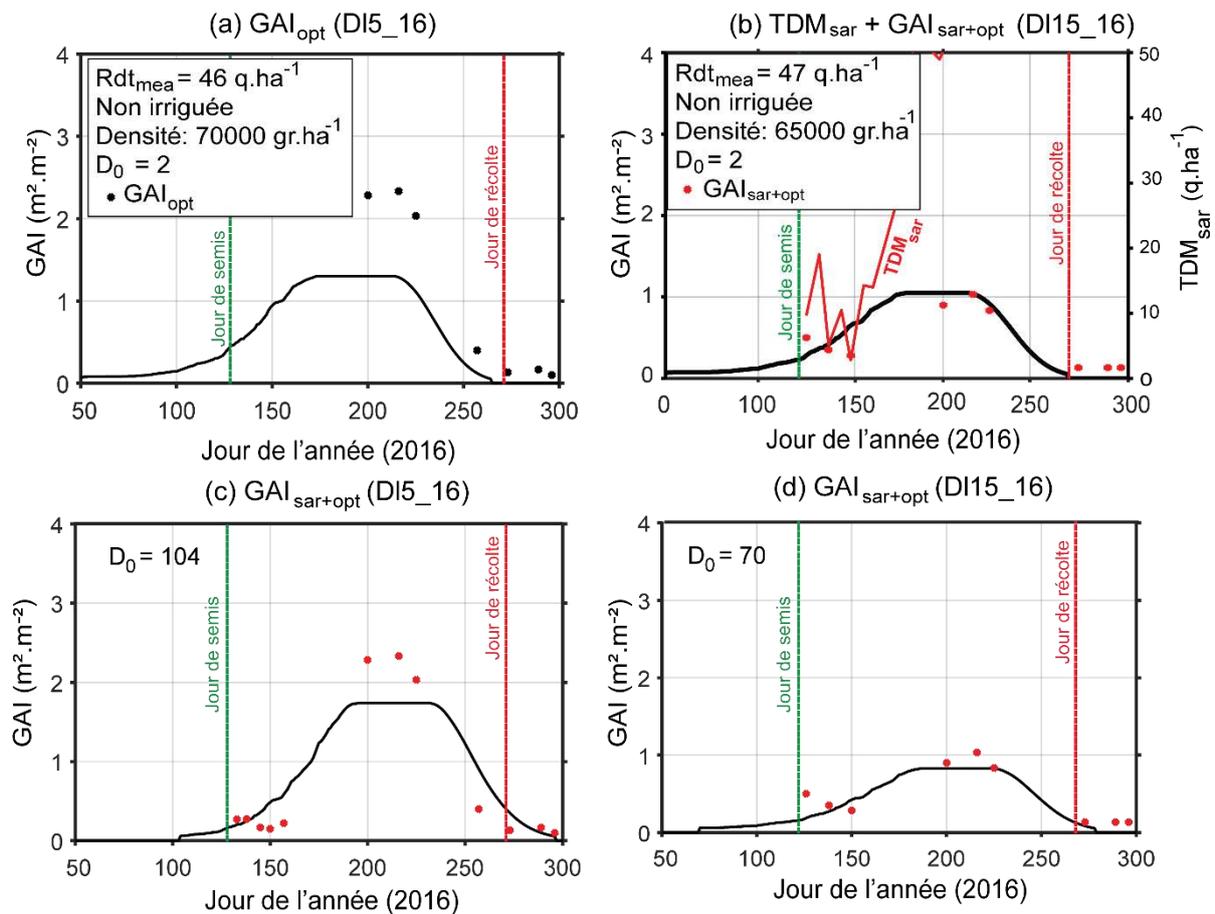


Figure. 99. Simulations de GAI_{sim} sur des parcelles pour lesquelles le paramètre D_0 est mal estimé lors de l'étape de validation (diagnostic) avec les configurations « GAI_{opt} » (a) et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (b) par rapport à la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » (c et d)

Les valeurs de rendements simulés (rdt_{sim}), déduites de EDM_{sim} à l'aide de PRT_e (valeurs disponibles dans le Tableau. 26) sont présentées sur la Figure. 100. Les performances statistiques sont affichées directement sur la figure. Avec les configurations « $GAI_{sar+opt}$ » et « GAI_{opt} », le modèle est capable de discriminer les parcelles irriguées de celles pluviales où les rendements sont les plus faibles et les couverts peu développés. Malgré la désactivation du module hydrique, le modèle restitue le manque d'eau à travers la prise en compte du couvert végétal (GAI_{sim}).

Un couvert peu développé a une moins bonne capacité photosynthétique et entraîne une baisse de la production de TDM_{sim} et de EDM_{sim} . Le formalisme actuel du modèle ne permet pas de dissocier l'origine du défaut de développement et est uniquement capable de reproduire la variabilité de rendement inter-parcellaire. Les performances de l'estimation du rendement sont meilleures en 2015 ($R^2 = 0.76$ et $rRMSE = 15.65\%$) qu'en 2016 ($R^2 = 0.69$ et $rRMSE = 16.44\%$) avec la configuration « GAI_{opt} ». Ces résultats sont liés à un plus grand nombre de données optiques exploitables en 2015. La configuration « $GAI_{sar+opt}$ » compense le manque de données GAI_{opt} grâce à l'apport du GAI_{sar} .

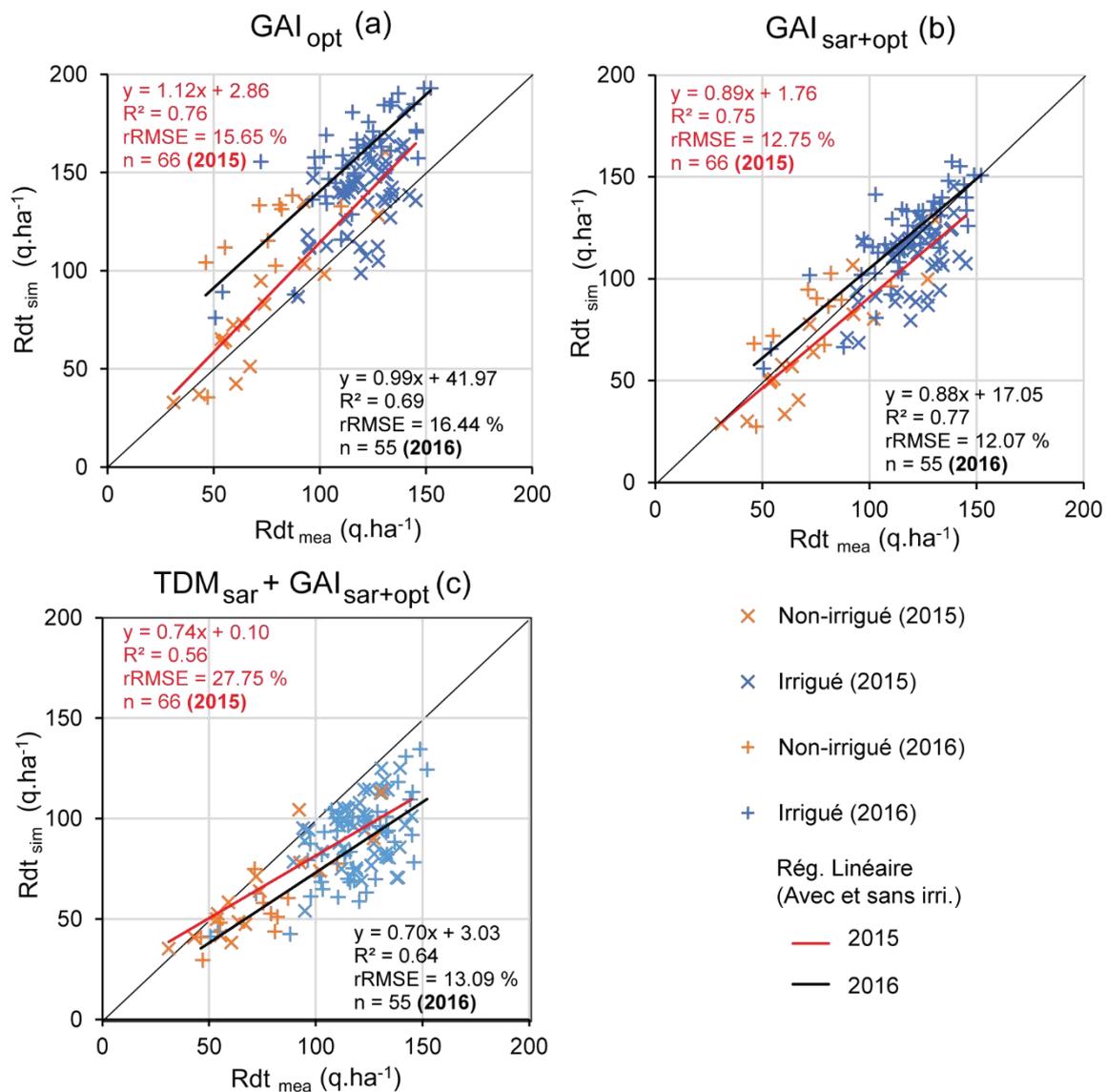


Figure. 100. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant les configurations « GAI_{opt} » (a), « $GAI_{sar+opt}$ » (b) et « $TDM_{sar} + GAI_{sar+opt}$ » (c) lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016

La combinaison de l'optique et du radar (« $GAI_{sar+opt}$ ») donne les meilleures performances ($R^2 = 0.75$ et $rRMSE = 12.75\%$ en 2015, $R^2 = 0.77$ et $rRMSE = 12.07\%$ en 2016), tout en sécurisant la prévision de la production indépendamment des conditions climatiques. Dans notre cas, le GAI_{sar} garantit une information au début du cycle cultural qui est une période régulièrement ennuagée (au début de printemps) comme en 2016. Cela confirme l'intérêt de la combinaison radar/optique comme cela a pu être observé sur d'autres types de cultures (avec SAFY) telles que le tournesol (Rémy Fieuzal et al., 2017), le soja (Betbeder et al., 2016), le blé (Hadria et al., 2010).

Les performances de la prévision du rendement ($R^2 > 0.75$ en 2015 et 2016) sont meilleures que celles obtenues par Battude et al., 2016 ($R^2 = 0.66$) sous des conditions pourtant similaires (modèle SAFY à haute résolution spatiale) mais sans utilisation du radar. Pour rappel, cette étude a utilisé un indice de récolte (IR) pour déterminer rdt_{sim} alors que dans notre cas, la composante du rendement est simulée de manière temporelle. Battude et al., 2016 améliorent toutefois les performances lorsque les estimations sont agrégées par département ($R^2 = 0.92$ et $rRMSE = 4.6\%$). Ces résultats font le lien avec ceux de Morell et al., 2016 aux États-Unis dans la « Corn Belt ». Ils confirment qu'à basse résolution, les images sont moins affectées par l'hétérogénéité spatiale des parcelles, ce qui permet de lisser les résultats. Ce travail n'est pas évalué dans notre étude.

Dans l'ensemble, nos résultats semblent moins performants par rapport à un modèle mécaniste comme WOFOST ($R^2 = 0.84$) (Cheng et al., 2016). Cette méthode se limite à un faible nombre de parcelles, de nombreux paramètres devant être renseignés.

Contribution de la variation de l'indice de précocité (maïs grain)

En utilisant le module d'allocation à l'épi et la configuration « $GAI_{sar+opt}$ », il est maintenant possible d'évaluer l'intérêt de prendre en compte l'effet variétal à travers l'utilisation de la précocité (résultats disponibles dans le Tableau. 34 et la Figure. 100). Le bénéfice de l'indice de précocité est peu marqué (+ 0.003 sur le R^2) en 2015. Son intérêt est plus important en 2016, avec une hausse du coefficient de détermination (+ 0.03 sur le R^2) ce qui s'explique par les conditions climatiques orageuses en fin de saison durant l'année 2015. Les agriculteurs ont alors décidé de récolter en avance afin d'éviter d'éventuels dommages sur les cultures. À l'opposé, les résultats obtenus en 2016 (sans évènement climatique majeur) mettent en évidence un effet positif de l'utilisation de la précocité sur les estimations de rendement ($R^2 = 0.77$ contre 0.74). Le $rRMSE$ ($\approx 12-13\%$) reste constant sur les deux années avec ou sans utilisation de l'indice de précocité. L'application de cet indice est bénéfique dans le cas d'une étude s'étalant sur une plus vaste zone climatique (avec un plus fort contraste variétal).

Tableau. 34. Comparaison des performances statistiques obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » avec ou sans considération de l'indice de précocité

	2015		2016	
	Avec indice de précocité	Sans indice de précocité	Avec indice de précocité	Sans indice de précocité
R^2	0.75	0.75	0.77	0.74
rRMSE	12.75	12.62	12.07	12.61

Contribution de la normalisation angulaire (maïs grain)

L'algorithme de normalisation angulaire est difficile à évaluer en raison du manque d'information sur les conditions du sol tout au long du cycle cultural. L'information sur l'humidité superficielle du sol n'est disponible que très tardivement, lorsque le couvert végétal est bien développé et sur un nombre limité de parcelle. À défaut, la proposition est d'évaluer l'algorithme de normalisation à travers les résultats de simulations du rendement. Pour ce faire, l'approche diagnostic est appliquée en assimilant la configuration « $GAI_{sar+opt}$ », sur laquelle aucune normalisation angulaire n'est appliquée sur le radar. L'inversion du GAI_{sar} est redéfinie par l'équation : $GAI_{sar} = 85.42 \times e^{0.68x}$ (Figure. 101). Les performances sont identiques ($R^2 = 0.72$, rRMSE = 72.1%) comme lorsque qu'une normalisation est appliquée (Figure. 89).

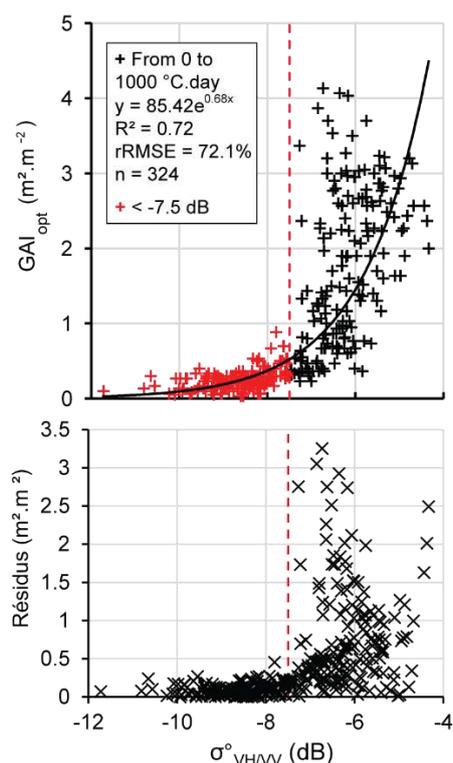


Figure. 101. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^o_{VH/VV}$ (non normalisé) sur les parcelles de maïs grain du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis

Les paramètres de calibration obtenus (Tableau. 35) sont pratiquement identiques entre l'utilisation ou non de données GAI_{sar} normalisées. Une fois appliquées dans le modèle les variables simulées reproduisent fidèlement les variables mesurées sur la parcelle de calibration Da2_16 (Figure. 102).

Tableau. 35. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sur la Da2_16 de maïs grain en 2016 en assimilant des données GAI_{sar} avec ou sans normalisation angulaire. Les résultats avec la normalisation angulaire sont extraits de la Figure. 19

	Sans normalisation angulaire ($TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$)	Avec normalisation angulaire ($TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$)	Hypothèse de variation (Claverie Martin, 2012)
Calibration			
P_{1a}	0.10	0.10	[0.05 – 0.5]
P_{1b}	0.002	0.002	[10^{-5} – 10^{-2}]
S_{tt} (°C.jour)	1454	1456	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	8539	8520	[0 – 10^5]
Validation			
D_0 (jour de l'année)	137	137	[90 – 250]
ELUE (g.MJ ⁻¹)	3.91	3.91	[0.5 – 6]

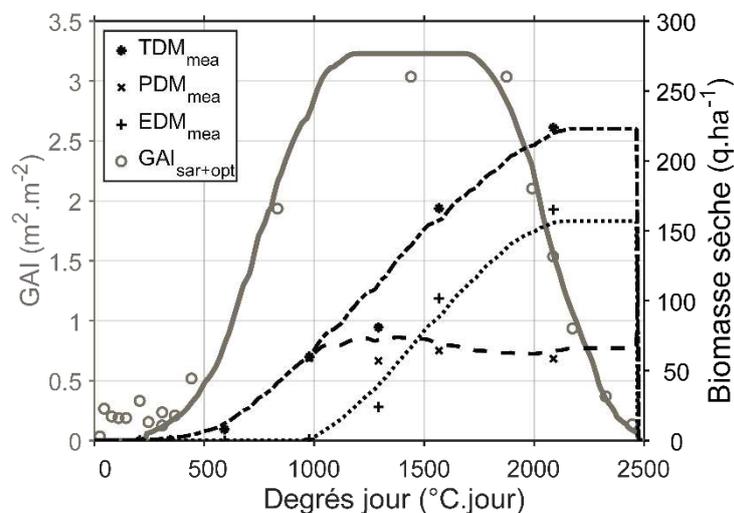


Figure. 102. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$, dans le modèle, sur la Da2_16 de maïs grain

Les estimations des rendements dans l'étape de validation avec le GAI_{sar} non normalisé, sont présentées sur la Figure. 103 alors que celles concernant l'assimilation du GAI_{sar} normalisé le sont sur la Figure. 100 – b.

Les résultats statistiques associés sont résumés dans le Tableau. 36. Le modèle reproduit sur la Figure. 102 les mêmes tendances que celles observées sur la Figure. 100 – b. En se basant sur la variation du R^2 (-0.02 en 2015 et -0.06 en 2016), l'estimation du rendement final est légèrement dégradée sur les deux années lorsque le signal n'est pas normalisé (Tableau. 36).

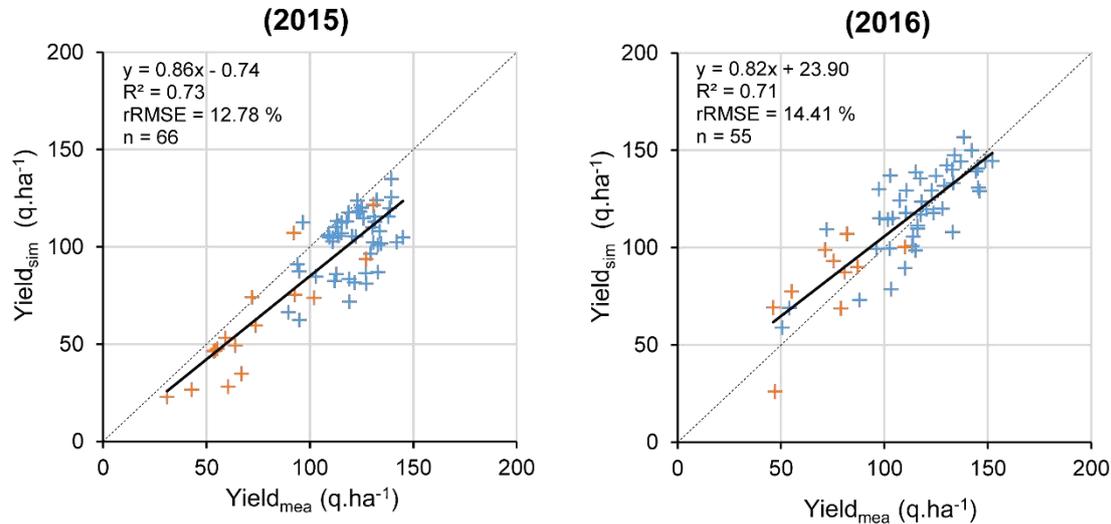


Figure. 103. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » sans normalisation angulaire lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016. Les simulations avec normalisation angulaire sont disponibles sur la Figure. 100

Tableau. 36. Comparaison des performances statistiques de la normalisation angulaire, obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

	Avec la normalisation angulaire		Sans normalisation angulaire	
	R^2	rRMSE (%)	R^2	rRMSE (%)
2015	0.75	12.75	0.73	12.78
2016	0.77	12.07	0.71	14.41

Certes, ces résultats ne permettent pas de valider pleinement la normalisation angulaire, mais ils ont l'intérêt de mettre en avant le bénéfice d'appliquer une normalisation. En se basant sur les travaux de Fieuzal, 2013, la relation de normalisation idéale se rapprocherait d'avantage d'une exponentielle (comme celle présentée sur la Figure. 104). La sensibilité angulaire devrait varier en fonction de la croissance de la végétation et se stabiliser après la floraison. L'absence de données relatives à l'humidité du sol durant la phase d'installation de la culture, nous empêche de reprendre cette méthodologie.

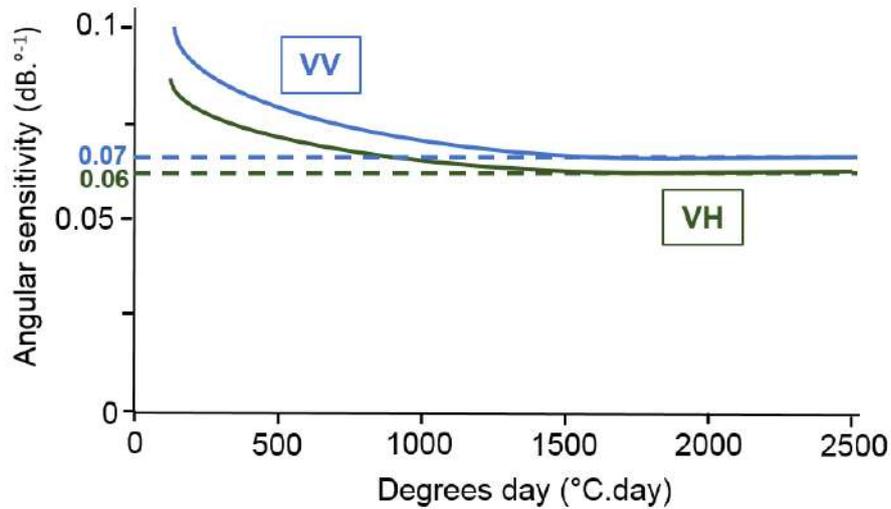


Figure. 104. La sensibilité angulaire pour les différentes polarisations (VV ou VH) en fonction du nombre de degrés jour (°C.jour) est représentée de manière schématique par rapport aux valeurs moyennes

Estimation des principaux stades phénologiques (maïs grain)

Les stades phénologiques simulés par le modèle (D_0 , j_f , j_m , j_r) sont présentés sur la Figure. 105 en fonction de ceux observés sur le terrain. Le modèle reproduit avec exactitude les principaux stades phénologiques ($R^2 = 0.95$ et $rRMSE = 3.00\%$). Un zoom sur la période de récolte montre que les parcelles non irriguées sont récoltées de manière plus précoce que celles irriguées. Le jour de récolte (j_r) est fixé lorsque le GAI_{sim} atteint son minimum, en réalité il est estimé à partir du taux d'humidité du grain. En simulant uniquement la matière sèche, le modèle SAFY-WB n'est pas capable d'estimer l'assèchement du grain. Une modification du formalisme est alors nécessaire s'il faut améliorer la détermination de la date de récolte optimale. Pour fixer les autres stades, l'utilisation actuelle du GAI_{sim} semble appropriée. L'estimation des principaux stades phénologiques est accessible, mais il est préférable de les coupler à des observations locales dans le cadre d'un conseil au niveau parcellaire.

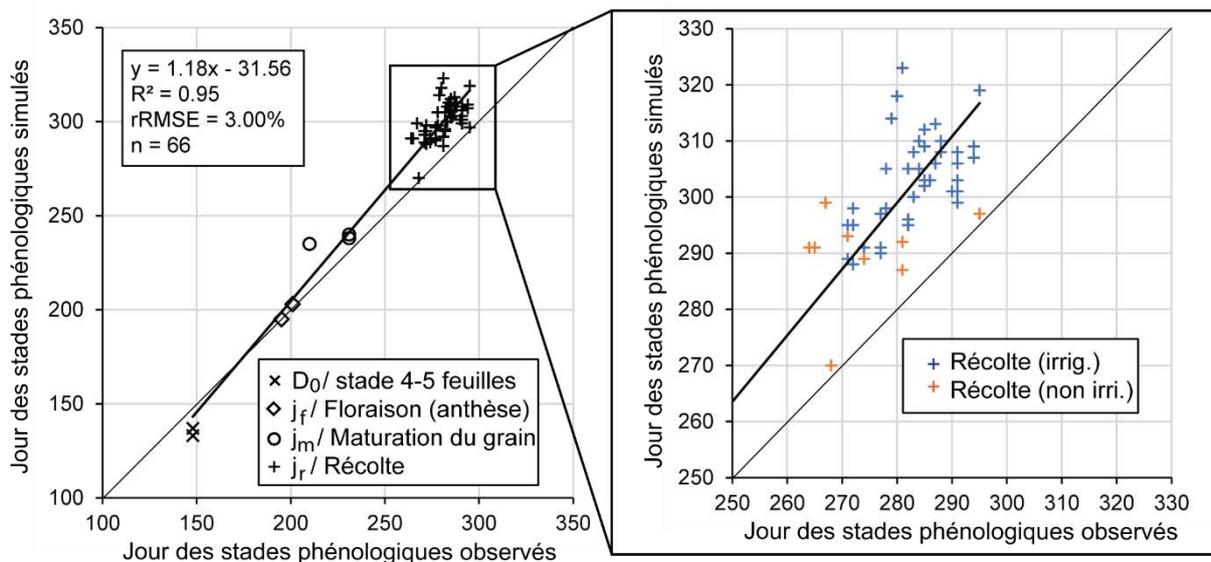


Figure. 105. Comparaison entre les jours des stades phénologiques simulés (D_0 , j_f , j_m , j_r) par le modèle avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » et ceux observés dans les parcelles (stade 4-5 feuilles, anthèse, maturation) en 2016. Un zoom est effectué sur l'estimation des dates de récoltes en fonction des pratiques d'irrigation

Assimilation d'un jeu de données réduit (maïs grain)

L'objectif est de faire fonctionner le modèle avec un jeu de données réduit au minimum grâce à la configuration « $GAI_{sar} + 1 GAI_{opt}$ », les résultats associés à l'estimation du rendement (rdt_{sim}) sont présentés sur la Figure. 106. Ces résultats sont comparés dans le Tableau. 37 avec ceux obtenus dans le cadre de la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » classique (Tableau. 33).

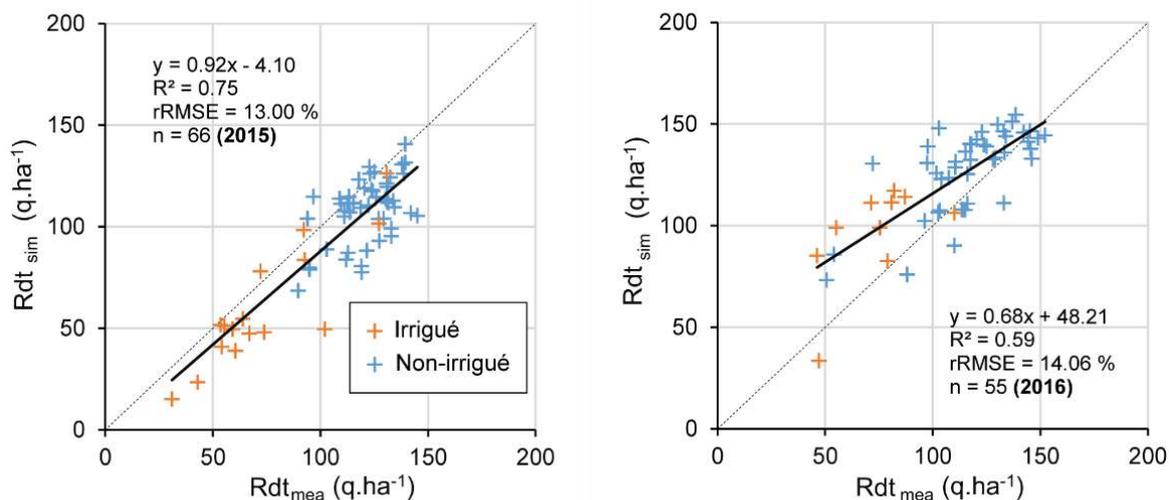


Figure. 106. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant la configuration « $GAI_{sar+1opt}$ », D_0 est déterminé à partir du minimum $\sigma_{VH/VV}^o$ lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 et 2016. Les simulations avec normalisation angulaire sont disponibles sur la Figure. 100

Tableau. 37. Comparaison des performances statistiques obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » avec ou sans normalisation angulaire

	« $GAI_{sar} + 1 GAI_{opt}$ »		« $GAI_{sar+opt}$ »	
	R^2	rRMSE (%)	R^2	rRMSE (%)
2015	0.75	13.00	0.75	12.75
2016	0.59	14.06	0.77	12.07

En 2015, les estimations ont la même fiabilité entre la configuration minimale « $GAI_{sar} + 1 GAI_{opt}$ » ($R^2 = 0.75$ et $rRMSE = 13.00\%$) et celle « $GAI_{sar+opt}$ » classique ($R^2 = 0.75$ et $rRMSE = 12.75\%$). En 2016, la configuration minimale dégrade les résultats ($R^2 = 0.59$ et $rRMSE = 14.06\%$), le modèle surestime la production d'un grand nombre de parcelles, principalement celles ayant les plus faibles rendements. Deux exemples sont présentés sur la Figure. 107 pour expliquer cette contre-performance.

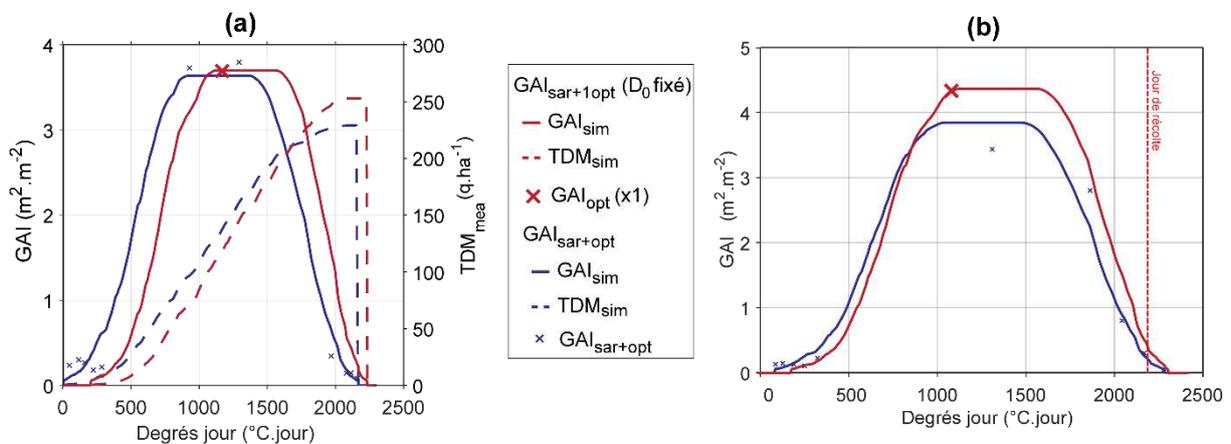


Figure. 107. Exemple de variables GAI_{sim} et TDM_{sim} simulées par le modèle avec les configurations « $GAI_{sar} + 1 GAI_{opt}$ » et « $GAI_{sar+opt}$ » sur deux parcelles de maïs grain en 2016

Sur la Figure. 107 – a, le GAI_{sim} simulé dans le cadre du scénario nébulosité est décalé à partir du D_0 . Bien que les deux GAI_{sim} atteignent des valeurs maximales comparables, le décalage a pour conséquence d'augmenter la production de la biomasse (identifiable par la variable TDM_{sim}). L'estimation de D_0 à partir du minimum de $\sigma_{VH/VV}^0$ est donc moins fiable qu'en utilisant la fonction d'optimisation, utilisée dans l'approche diagnostic.

L'exemple présenté sur la Figure. 107 – b, montre que même si D_0 a des valeurs proches, les valeurs maximales atteintes par le GAI_{sim} sont contrastées avec ou sans application du scénario nébulosité (écart de plus de $0.5 m^2.m^{-2}$). Dans cet exemple, le modèle se fie uniquement à l'information optique (sélectionnée entre 1000 et 1800°C) pour estimer la dynamique de la végétation, alors que dans le scénario classique l'ensemble de l'information disponible est considéré. En 2016, cette dépendance à une unique image optique est problématique pour une partie des parcelles, cette image est acquise juste après 1000 °C.jour soit exactement au stade floraison du maïs (anthèse). Or, il est reconnu que pendant ce stade les réflectances sont plus importantes (Viña et al., 2004), ce qui a pour effet d'augmenter les valeurs de GAI_{opt} .

Ce sursaut, aussi observé par Claverie Martin, 2012, ne subsiste que sur une courte période, au début du plateau de GAI. Il n'est pas simulé dans le modèle car il s'agit d'un artefact spécifique au maïs. Des observations terrain permettraient de justifier cette hypothèse.

Des travaux complémentaires sont à réaliser pour éliminer l'impact de la floraison et améliorer l'estimation des variables à partir de la fixation du D_0 . Ces résultats sont encourageants et amènent des perspectives nouvelles quant à l'application de notre méthodologie à des années fortement contraintes par la nébulosité ou sur des zones climatiques plus océaniques lorsque les acquisitions optiques sont plus précaires.

3.3.3.2 Vers l'approche prévision (maïs grain)

Pour l'approche prévision, les performances statistiques associées aux estimations du rendement ($r_{dt_{sim}}$) sont présentées sur la Figure. 108. Les résultats montrent que cette approche ne permet pas d'estimer correctement le rendement final à partir de l'information disponible pendant les premiers stades phénologiques ($R^2 < 0.44$ et $rRMSE > 21.47$ % en 2015; $R^2 < 0.15$ et $rRMSE > 50.31$ % en 2016).

En 2016, les estimations dépassent un R^2 de 0.6 dès la période 1250-1500 °C.jour, alors que pour l'année 2015 il faut attendre 1500-1750 °C.jour. Cette période recoupe le début du plateau de GAI_{sim} (maximum de GAI_{sim} atteint) coïncidant avec le stade de développement du grain. Le maximum des performances ($R^2 > 0.69$ et $rRMSE < 13.95$ %) est obtenu à environ 1750/2000 °C.jour, soit à la fin du plateau de GAI_{sim} . Pour déduire le rendement, le modèle a besoin de l'information sur la dynamique du développement de la végétation.

La fiabilité des estimations est plus précoce en 2016. Comme cela est évoqué sur la Figure. 107 – b, l'information GAI_{opt} est disponible plus tôt cette même année (au début du plateau de GAI_{sim}) qu'en 2015. Au-delà de 1750/2000 °C.jour, la culture entre dans sa phase de maturation, ce qui marque une stabilisation des performances jusqu'à la récolte (en moyenne, $R^2 = 0.68$ et $rRMSE = 15$ % en 2015 et 2016). Les grains sur l'épi ne grossissent plus, seule l'humidité décroît. Le poids à sec du grain correspond alors au rendement final, excepté en cas de ravages à venir (coup de vent, grêle, animaux etc.).

Ces résultats peuvent être comparés avec la littérature. Peu d'études portant sur la prévision à l'échelle parcellaire utilisent l'information optique à haute résolution. Elles privilégient la basse résolution, comme l'utilisation des données MODIS (Mkhabela et al., 2011). La prévision est alors dérivée de modèles statistiques calibrés sur des mesures terrains (Martin et al., 2012; Sharma and Franzen, 2014; Yin et al., 2012, 2011). Contrairement à ces modèles, notre approche offre un suivi dynamique journalier grâce au couplage de l'information satellitaire avec la modélisation. Les résultats obtenus confirment l'intérêt de combiner les données SAR et optiques pour une estimation précoce du maïs sur plusieurs années culturales. L'élaboration du rendement du maïs se fait à un stade avancé, après le stade de floraison, d'où l'incapacité du modèle à estimer le rendement en début de cycle.

En l'état, le rendement à la récolte peut être simulé de manière précoce dès l'acquisition de GAI_{opt} au maximum du développement de la végétation.

La précision est la plus forte durant le stade d'entrée en phase de maturation du grain, lorsque l'acquisition de GAI_{opt} est assurée sur toutes les parcelles.

L'approche prévision utilise actuellement des données météorologiques connues à priori qui ne seront pas disponibles lors d'un suivi en temps réel. Dans une vision opérationnelle, il serait intéressant de remplacer ces données par des normales climatiques qui seraient réactualisées au fur et à mesure de l'avancement de la culture. Ce principe est mis en œuvre par Setiyono et al., 2014 dans une étude similaire sur le riz en combinant des données historiques à l'échelle d'une semaine. Une précision de 85 % est alors obtenue sur les estimations du rendement à la récolte au niveau régional.

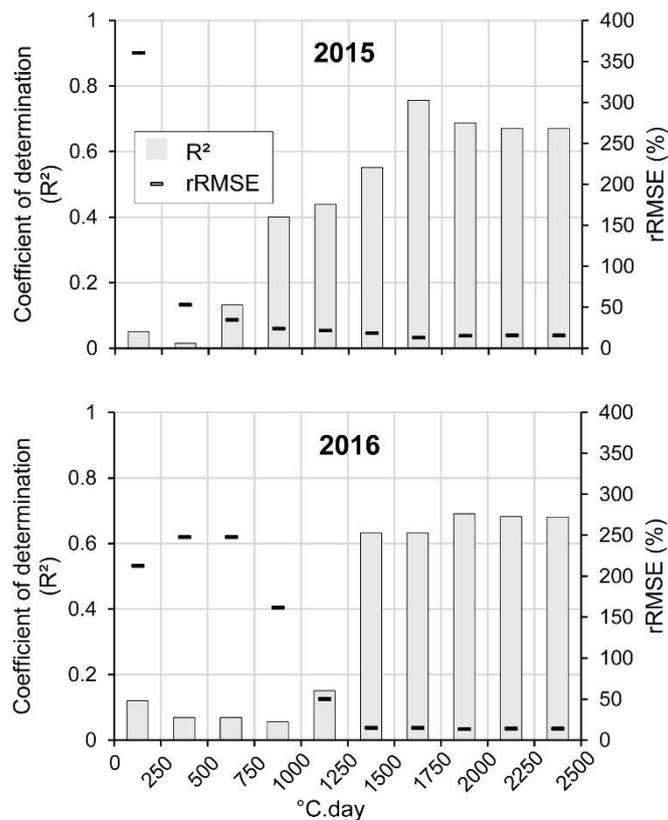


Figure. 108. Évolution des performances statistiques (R^2 et rRMSE) associée à l'estimation du rendement du maïs à partir de l'approche prévision (mise à jour de l'assimilation du $GAI_{sar+opt}$ chaque 250 °C.jour jusqu'à 2500 °C.jour) en 2015 et 2016

3.3.3.3 Cartographie de la production du maïs grain

La cartographie des résultats permet de visualiser la production à l'échelle d'un paysage ou d'une exploitation à partir de l'approche diagnostic (configuration « $GAI_{sar+opt}$ »). La production parcellaire (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) de l'exploitation « e » (localisée sur la Figure. 49) est présentée sur la Figure. 109.

Les entités concernées ne représentent qu'une partie (20) des 122 parcelles de maïs grain suivies en 2015 et 2016. Les rendements surfaciques sont en q.ha^{-1} , alors que les productions globales sont exprimées en tonnage (t), unité utilisée lors de la pesée.

Les rendements sont hétérogènes à l'échelle de l'exploitation étudiée et s'étendent de 133.2 q.ha^{-1} pour la parcelle DI23_16 à 28.79 q.ha^{-1} pour DI25_15. Les irrigations par pivot central sont identifiables par les contours de formes arrondies (DI14_15, DI15_15, DI22_15, DI23_15, DI24_15, DI23_16, DI26_16, DI28_16, DI29_16, DI30_16). Les valeurs de rendements les plus faibles correspondent à des zones non irriguées ($< 50 \text{ q.ha}^{-1}$). Les autres parcelles de forme rectangulaire sont irriguées par canon enrouleur. Ce système est généralement moins efficace qu'un pivot en raison d'une couverture plus hétérogène et d'une plus forte intensité induisant des ruissellements. DI14_15 et DI15_15 sont redécoupées en suivant le contour du semis de deux variétés semées sur une même parcelle. Ce changement de variété a un impact direct sur la production (différence de classe non visible) avec un résultat de 79.2 q.ha^{-1} pour DI15_15 et de 86.6 q.ha^{-1} pour DI14_15. Il est possible de déduire la masse potentielle d'épi à récolter (avec EDM_{sim}) ou de grain si le coefficient PRT_e est appliqué. À surface équivalente (15 ha contre 16 ha pour DI23_16), la parcelle DI30_16 a un potentiel bien inférieur à celui de DI23_16 avec une différence de production d'environ 100 tonnes d'épis (grain + rafle). Malgré une surface inférieure à la parcelle DI19_15 (4.3 ha), DI16_15 (3.6 ha) a une production supérieure (46t d'épis contre 18t). Ce dernier exemple montre l'intérêt de considérer à la fois le rendement surfacique et le rendement global.

La production ne se limite pas uniquement à l'épi ou au grain. La biomasse de la plante (PDM_{sim}) est aussi valorisable notamment pour la production énergétique (bio-carburants de 2nd génération, combustion, méthanisation etc.). Ces résidus jouent un rôle essentiel dans le stockage du carbone et pour les services écosystémiques. Avant d'envisager un export de matière, une étude d'impact intégrant la mise en place de nouvelles pratiques agro-écologiques doit être réalisée afin d'estimer un seuil de résidus pouvant être exportés. Grâce à notre méthodologie, il sera alors possible de déterminer un tonnage précis du volume exportable par parcelle, par année et par composante du maïs. Chaque composante n'a pas le même niveau de valorisation. Par exemple dans le cas d'une utilisation pour de la combustion, la rafle du maïs (18 MJ.kg^{-1}) a un rendement énergétique inférieur à la tige de maïs (19 MJ.kg^{-1}). À titre de comparaison, le lignite a un rendement de 22 MJ.kg^{-1} (Clarke and Preto, 2011).

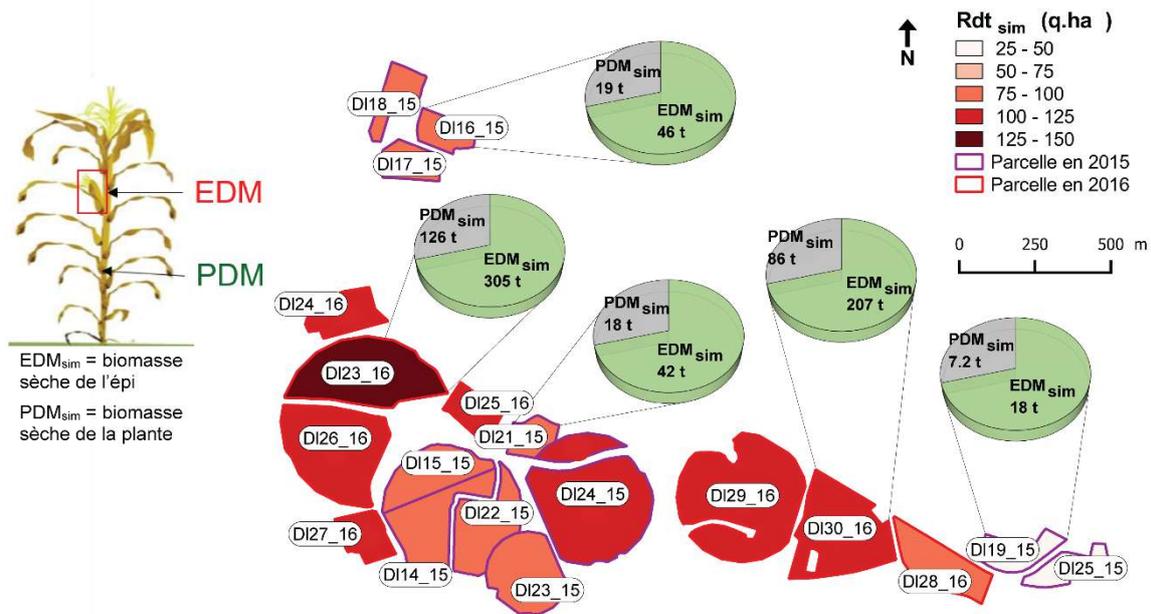


Figure. 109. Résultats de simulations de la production de maïs grain (TDM_{sim}, PDM_{sim}, EDM_{sim}) à l'échelle parcellaire sur l'exploitation « e » (voir la localisation sur la Figure. 49)

3.3.3.4 Approche diagnostic (maïs pop)

Assimilation des données satellitaires (maïs pop)

Pour l'approche diagnostic, les paramètres (D_0 et ELUE) associés à l'assimilation des données satellitaires avec les configurations « GAI_{sar+opt} » et « GAI_{opt} » sont résumés dans le Tableau. 38. Les valeurs des paramètres ELUE sont fortes, certaines parcelles dépassent l'intervalle de variation défini sur le maïs grain par Claverie Martin, 2012, notamment en 2016 avec la configuration « GAI_{sar+opt} ». Les paramètres D_0 semblent respecter l'intervalle même si les valeurs sont très contrastées entre les parcelles avec les deux configurations. Une différence de 78 jours est par exemple observée en 2015 et de 39 jours en 2016, en utilisant la configuration « GAI_{sar+opt} ».

Tableau. 38. Les mesures statistiques des paramètres (D_0 et ELUE) obtenus à l'issue d'une validation à partir des configurations : GAI_{sar+opt} et GAI_{opt} sur les parcelles de maïs pop en 2015 et 2016

	GAI _{sar+opt}		GAI _{opt}		Intervalles de variation (Claverie Martin, 2012)
	2015 [min. max. moy.]	2016 [min. max. moy.]	2015 [min. max. moy.]	2016 [min. max. moy.]	
D₀	[77 155 127]	[121 160 135]	[93 148 128]	[113 149 128]	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	[4.08 5.93 4.76]	[4.02 6.49 4.95]	[4.02 5.29 4.70]	[4.03 5.80 4.81]	[0.5 – 6]

Les paramètres D_0 et ELUE sont associés à ceux ajustés lors de l'étape de calibration (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} , R_s) pour simuler les variables biophysiques sur l'ensemble des parcelles. Un exemple est donné avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » sur la Figure. 110. Les profils montrent une bonne dynamique entre les parcelles, avec une forte amplitude de développement des cultures ($GAI_{sim} > 4 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ en 2015 et $> 3 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ en 2016). Les valeurs de TDM_{sim} dépassent $300 \text{ q} \cdot \text{ha}^{-1}$ pour les deux années, elles sont supérieures à celles obtenues sur le maïs grain. La dynamique temporelle induite par le paramètre D_0 , se répercute sur l'estimation de la date de récolte, particulièrement en 2015.

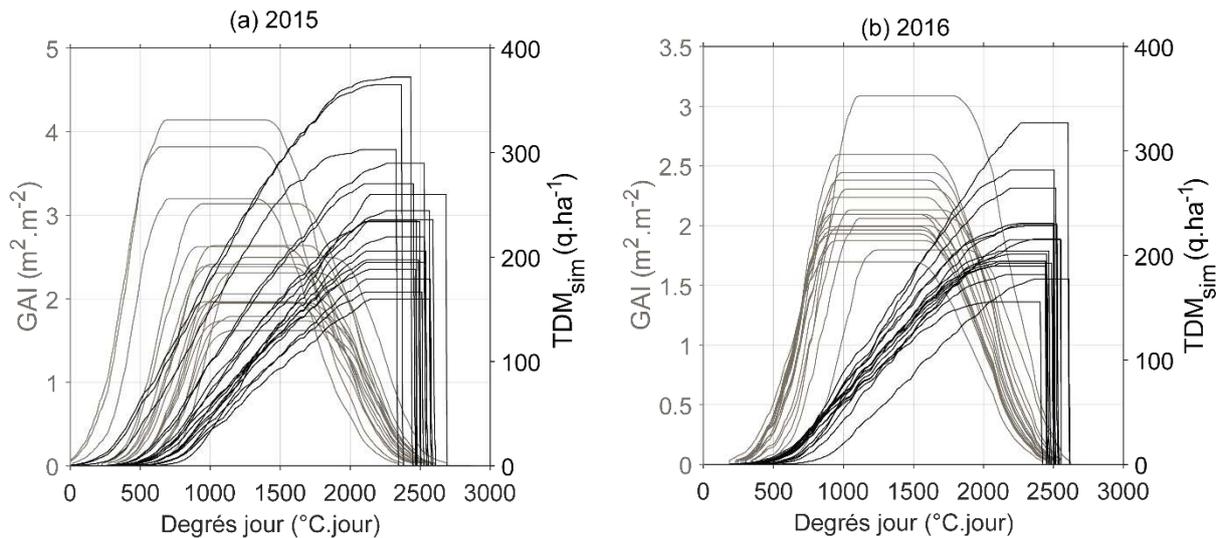


Figure. 110. Simulations de GAI_{sim} et de TDM_{sim} avec les configurations « $GAI_{sar+opt}$ » sur les parcelles de maïs pop en 2015 et 2016

L'impact réel de ces surestimations de TDM_{sim} est estimé par l'observation des simulations sur le rendement de l'ensemble des parcelles. Les valeurs de rendements simulés (rdt_{sim}) sont calculées en utilisant le paramètre PRT_e associé à la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » (Figure. 29) et sont présentées sur la Figure. 111.

Pour les deux années, le modèle est inapte à reproduire avec fiabilité le rendement final pour l'ensemble des configurations (« $GAI_{sar+opt}$ » et « GAI_{opt} »). Les coefficients de détermination associés ne sont pas significatifs, le meilleur ($R^2 = 0.43$) a même une pente décroissante. Deux hypothèses peuvent être émises à la suite de ces résultats : soit le modèle n'est pas capable de simuler la production du maïs pop, soit les données utilisées pour valider le modèle sont erronées.

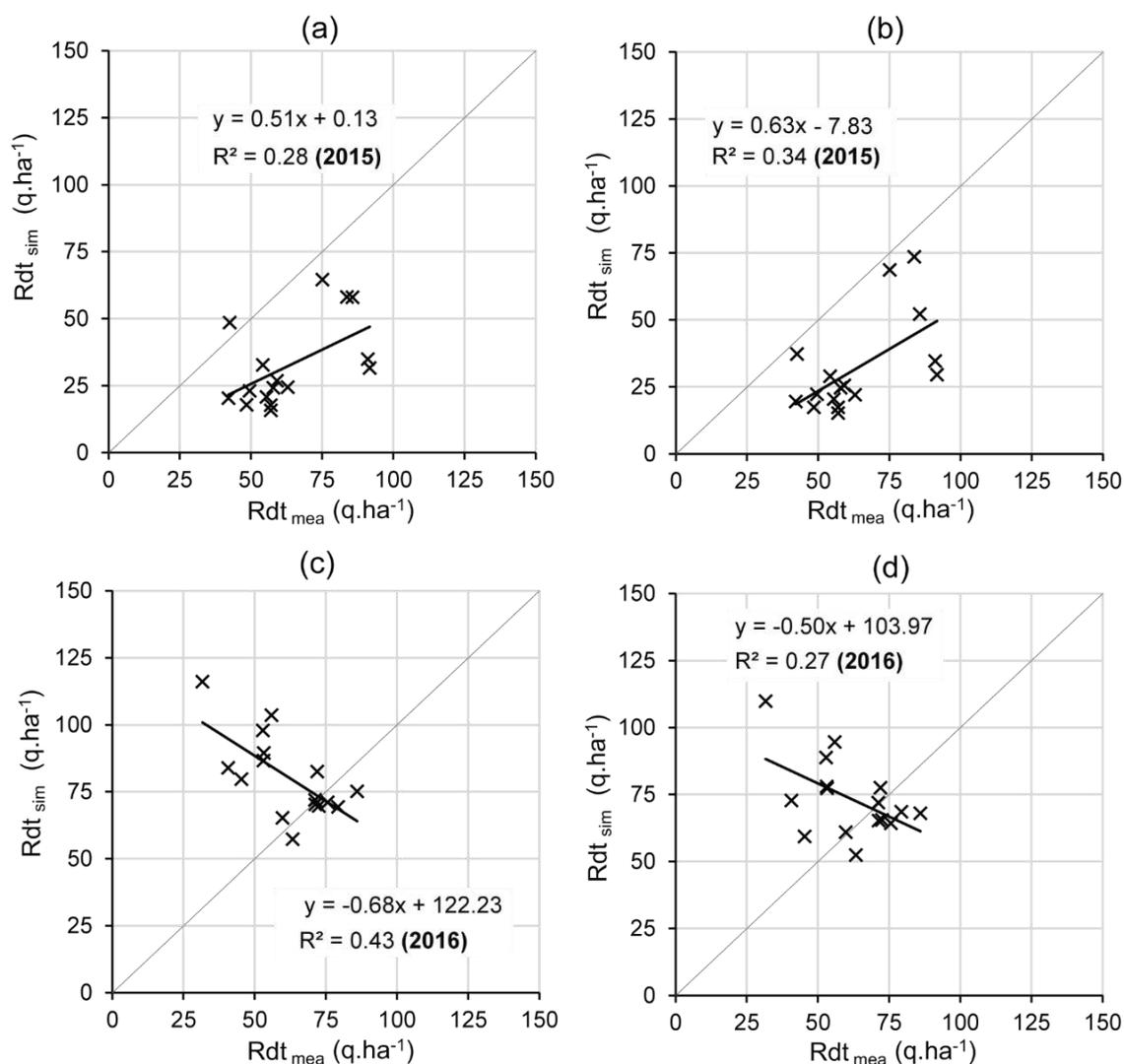


Figure. 111. Comparaison entre le rendement simulé (rdt_{sim}) et le rendement mesuré (rdt_{mea}) en assimilant les configurations « GAI_{opt} » (a et c), « $GAI_{sar+opt}$ » (b et d) lors de l'étape de validation (diagnostic) pour les années 2015 (a et b) et 2016 (c et d)

Pour vérifier cette dernière hypothèse, nous allons évaluer la fiabilité de la simulation des différentes composantes (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en les comparant avec les données de biomasse mesurées (TDM_{mea} , PDM_{mea} , EDM_{mea}) par nos soins en 2016 (Figure. 112). Ayant donné les résultats les plus encourageants dans l'approche diagnostic sur le maïs grain, seule la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » est ici employée. Les valeurs simulées pour la parcelle de calibration (identifiées par des croix noires) sont retirées de l'échantillon pour le calcul des statistiques de validation. Les performances statistiques sont élevées pour les variables EDM_{sim} et TDM_{sim} ($R^2 > 0.94$) avec des erreurs relatives moyennes ($rRMSE < 34.00\%$) tandis que le modèle a plus de difficultés à estimer la variable PDM_{sim} ($R^2 = 0.84$ et $rRMSE = 28.6\%$). La plante stoppe sa croissance à environ $1000\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{jour}$ pour réallouer son énergie à la production de l'épi, ce qui explique la concentration des valeurs de PDM_{sim} entre 50 et $75\text{ q}\cdot\text{ha}^{-1}$.

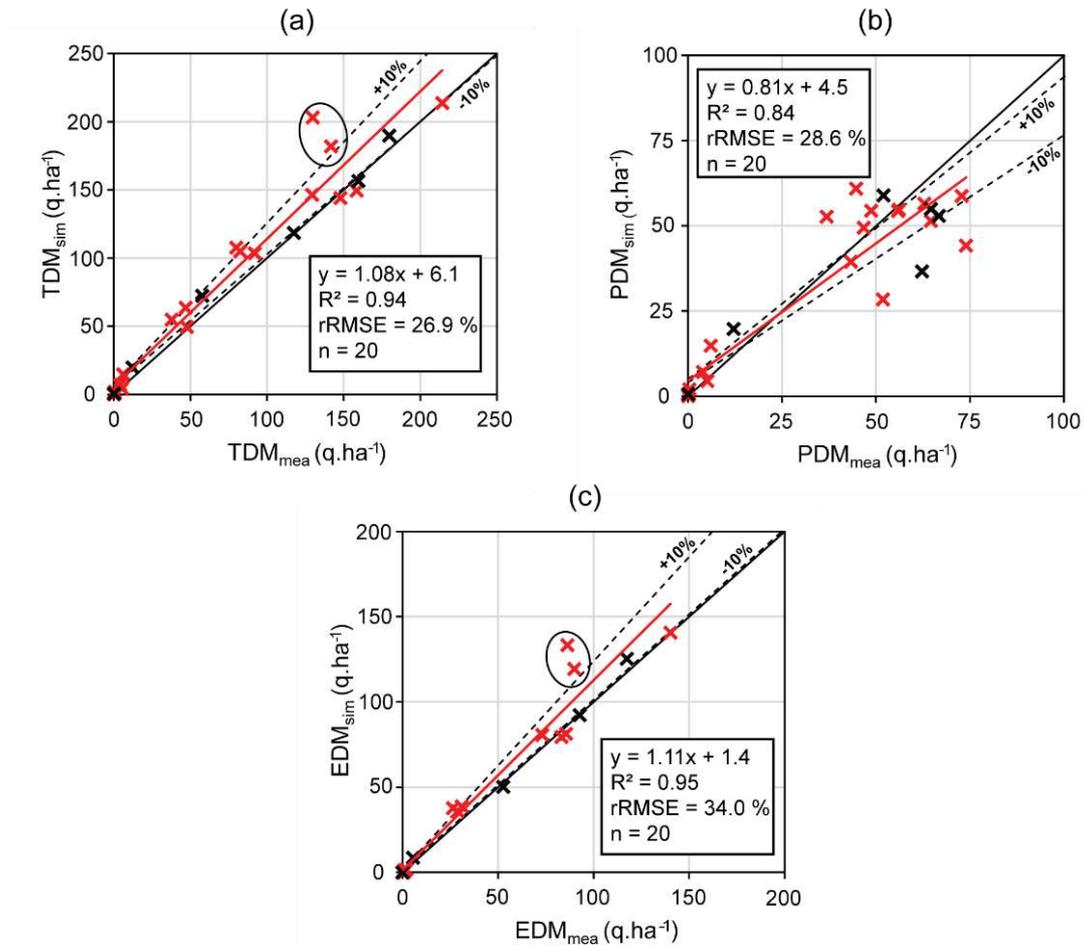


Figure. 112. Comparaison entre les variables de biomasses simulées : TDM_{sim} (a), PDM_{sim} (b) et EDM_{sim} (c) et celles mesurées in-situ (TDM_{mea} , PDM_{mea} , EDM_{mea}). Les variables utilisées lors de la calibration sont affichées sans être intégrées dans le calcul des performances statistiques (croix noires). Les anomalies sont entourées en noir.

Des anomalies (fort écart avec le modèle théorique) pour les variables EDM_{sim} et TDM_{sim} sont entourées en noir sur la Figure. 112. Ces points sont associés à de plus basses valeurs mesurées que celles simulées, à cause de la perte de matière (feuilles) sur les parcelles Da3_16 et Da1_16 juste avant la récolte (à environ 2100 °C.jour) (Figure. 113). Différents facteurs liés à la variété (port de la plante) ou aux conditions climatiques (exposition au vent faisant chuter ces feuilles) rendent difficiles la modélisation de ces pertes. Celles-ci sont couplées à une surestimation du GAI_{opt} , en raison de la présence (observée sur le terrain) de plantes envahissantes (sorgho d'Alep) sur les parcelles Da3_16 et Da1_16, au moment de la récolte. Cette surestimation provoque une légère hausse de la production de biomasse associée.

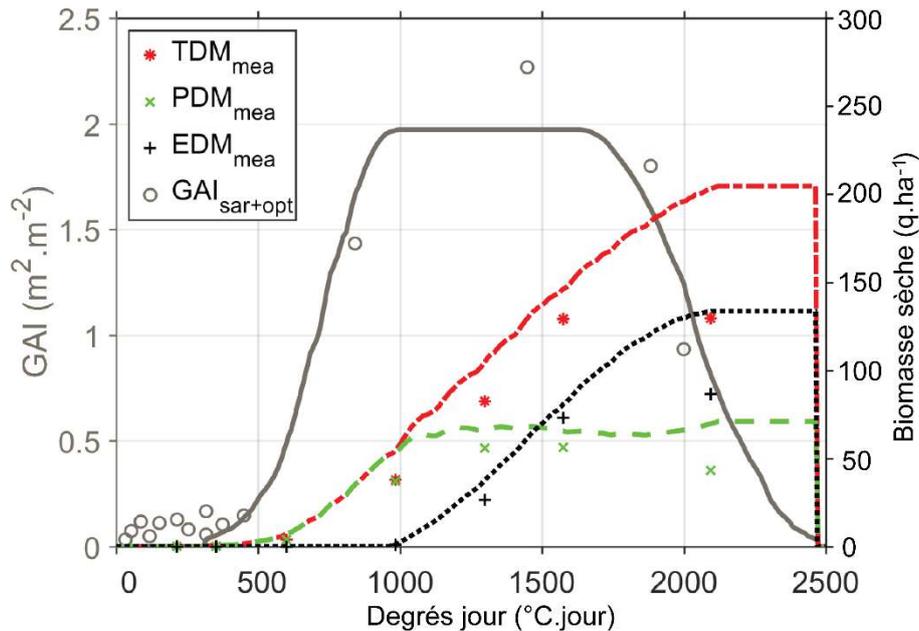


Figure. 113. Comparaison entre les variables simulées (GAI_{sim} , TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) sur la parcelle de validation « Da3_16 ». Une perte de matière est visible à travers la variable TDM_{sim} juste avant la récolte (observée à 2453 °C.jour), sur la dernière mesure acquise aux environs de 2100 °C.jour

Au vu des résultats, le modèle est qualifié pour estimer les différentes composantes de la biomasse sèche (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) sur les cultures de maïs pop. Cependant la qualité du jeu de données récupéré pour l'estimation des rendements pourrait être mise en cause et expliquerait les résultats inexacts observés sur la Figure. 111. Ces données ont été fournies par l'entreprise Nataïs et contrairement à la base de données collectée sur le maïs grain, aucune vérification (localisation, valeur de rendement) n'a pu être effectuée auprès des agriculteurs.

Les résultats sont prometteurs mais une nouvelle campagne terrain est nécessaire pour valider le modèle sur l'estimation du rendement du maïs pop. L'assimilation du GAI_{sar} pose cependant problème en raison de la présence de résidus de couverts végétaux. Contrairement au maïs grain, il y a un intérêt à tester l'assimilation de TDM_{sar} car les parcelles de maïs pop ont des caractéristiques proches (densité de semis, précocité variétale, irrigation). L'intérêt de renouveler cette campagne peut se justifier par l'absence d'étude utilisant un modèle agro-météorologique pour estimer la production du maïs pop. Malgré une faible répartition géographique, sa valeur ajoutée est supérieure à celle du maïs grain, ce qui la rend profitable dans le cadre d'un conseil agricole. Elle est également intéressante pour étudier l'impact des couverts végétaux. Ces intercultures vont progressivement s'étendre aux cultures de maïs grain dans la région sud-ouest et ces nouvelles approches écologiques doivent être prises en compte dans une future mise en place à l'opérationnel.

Contribution de la normalisation angulaire (maïs pop)

Contrairement à la logique suivie pour le maïs grain, l'algorithme de normalisation angulaire est évalué à travers la production de la biomasse et non sur les résultats de simulations du rendement (indisponibles pour le maïs pop). Le modèle assimile du $GAI_{sar+opt}$ pour lesquels aucune normalisation angulaire n'est appliquée sur les données radar. La formule de l'inversion du GAI_{sar} est redéfinie par l'équation : $GAI_{sar} = 57.18 \times e^{0.63x}$ dans la (Figure. 114). En se fiant au coefficient de détermination ($R^2 = 0.68$ sans normalisation et $R^2 = 0.60$ avec la normalisation - Figure. 89), l'absence de normalisation semble améliorer les résultats statistiques de l'inversion. Cette affirmation est toutefois nuancée par la dégradation de l'erreur relative (+10.1 % de rRMSE par rapport à la Figure. 89).

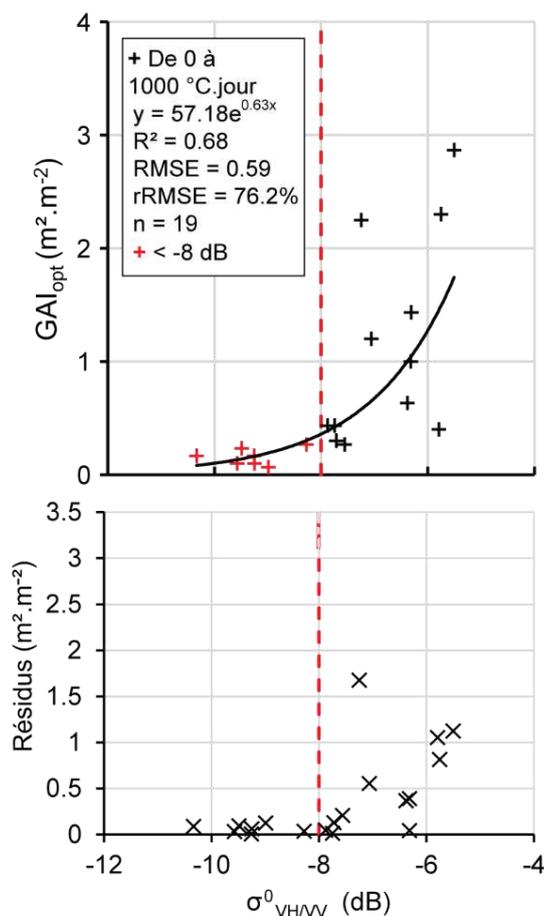


Figure. 114. Relation entre le GAI_{opt} dérivé des images optiques et le ratio $\sigma^0_{VH/VV}$ (non normalisé) sur les parcelles de maïs pop du semis à la floraison (1000 °C.jour). Les résidus associés sont basés sur les modèles statistiques établis

Les paramètres de calibration obtenus (Tableau. 39) sont pratiquement identiques en comparant l'utilisation ou non de données GAI_{sar} normalisées. Une fois appliquées dans le modèle, les variables simulées sont présentées sur la Figure. 115, où elles reproduisent fidèlement les variables mesurées.

Tableau. 39. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop en 2016 en assimilant des données GAI_{sar} avec ou sans normalisation angulaire. Les résultats avec la normalisation angulaire sont extraits de la Tableau. 27

	Sans normalisation angulaire ($TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$)	Avec normalisation angulaire ($TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$)	Intervalles de variation (Claverie Martin, 2012)
Calibration			
P_{la}	0.10	0.11	[0.05 – 0.5]
P_{lb}	0.003	0.003	[10^{-5} – 10^{-2}]
S_{tt} (°C.jour)	1342	1328	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	9042	8965	[0 – 10^5]
Validation			
D_0 (jour de l'année)	120	125	[90 – 250]
ELUE ($g.MJ^{-1}$)	3.90	4.39	[0.5 – 6]

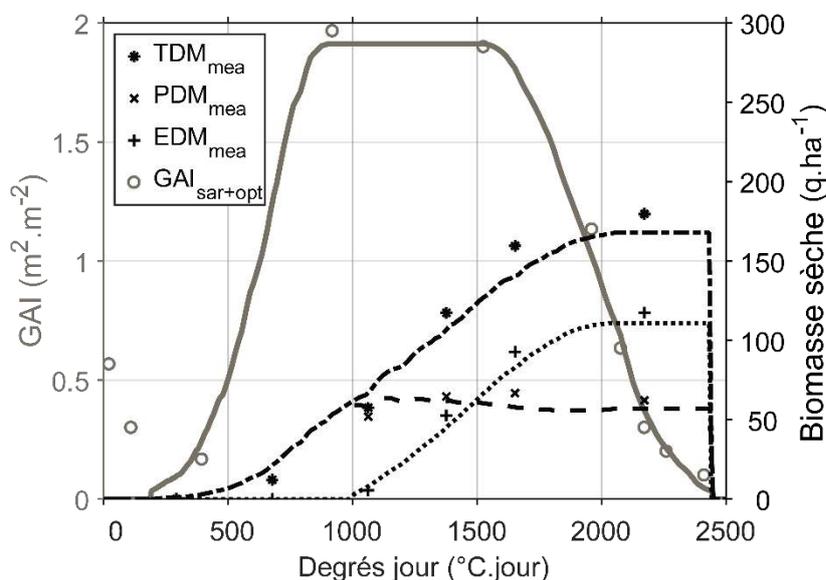


Figure. 115. Profils des variables simulées (lignes continues) de GAI_{sim} et des biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) en fonction du nombre de degrés jour. Les cercles représentent les variables de GAI assimilées en fonction de plusieurs configurations : $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$, dans le modèle, sur la parcelle Vi4_16 de maïs pop

Les résultats statistiques sur l'estimation des composantes de la biomasse avec ou sans normalisation angulaire du GAI_{sar} (avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ ») sont présentés dans le Tableau. 40. Ces résultats n'indiquent aucune amélioration de la normalisation sur la production de la biomasse pour plusieurs raisons : le seuil de validité de -8 dB, indispensable sur les parcelles avec intercultures, élimine plusieurs GAI_{sar} . Les données radar ont donc une influence limitée sur l'optimisation des paramètres et des résultats qui en découlent.

Enfin contrairement au maïs grain, la normalisation angulaire est ici appliquée sur une zone restreinte, où la différence de l'angle d'incidence du satellite est moins marquée.

Tableau. 40. Comparaison des performances statistiques sur l'estimation de la biomasse (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) obtenues en contrôlant le modèle par la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » avec ou sans normalisation angulaire

	Avec la normalisation angulaire		Sans normalisation angulaire	
	R^2	rRMSE (%)	R^2	rRMSE (%)
TDM_{sim}	0.94	26.9	0.94	25.1
PDM_{sim}	0.84	28.6	0.83	27.2
EDM_{sim}	0.95	34.0	0.95	31.6

Estimation des principaux stades phénologiques (maïs pop)

Les stades phénologiques simulés par le modèle (D_0 , j_f , j_m , j_r) sont présentés sur la Figure. 116 en fonction de ceux observés. Le modèle reproduit avec exactitude ($R^2 = 0.99$ et $rRMSE = 3.00\%$) les principaux stades phénologiques. L'ensemble des simulations se place sur la bissectrice indiquant l'absence de biais entre l'observation et l'estimation, à l'exception de l'estimation de D_0 qui forme deux groupes et des dates de récolte qui sont légèrement surestimées. Cette variation peut être influencée par un décalage du semis entre les parcelles ou à une meilleure levée suivant la pente d'exposition. Les pratiques agricoles (interculture ou labour) ne peuvent expliquer ces différences car elles sont réparties de manière égale entre ces deux groupes. Le faible nombre d'échantillon (4 mesures) ne permet pas de vérifier ces hypothèses. L'explication de la surestimation de la récolte est la même que celle retenue pour le maïs grain. Les exploitants ne se fient pas nécessairement au taux de séchage du grain. D'autres facteurs extérieurs, tels que la disponibilité du matériel ou du personnel, doivent être pris en compte. Il est donc préférable de ne pas utiliser l'estimation de la date de récolte dans le cadre opérationnel sans qu'elle ne soit couplée à des observations locales.

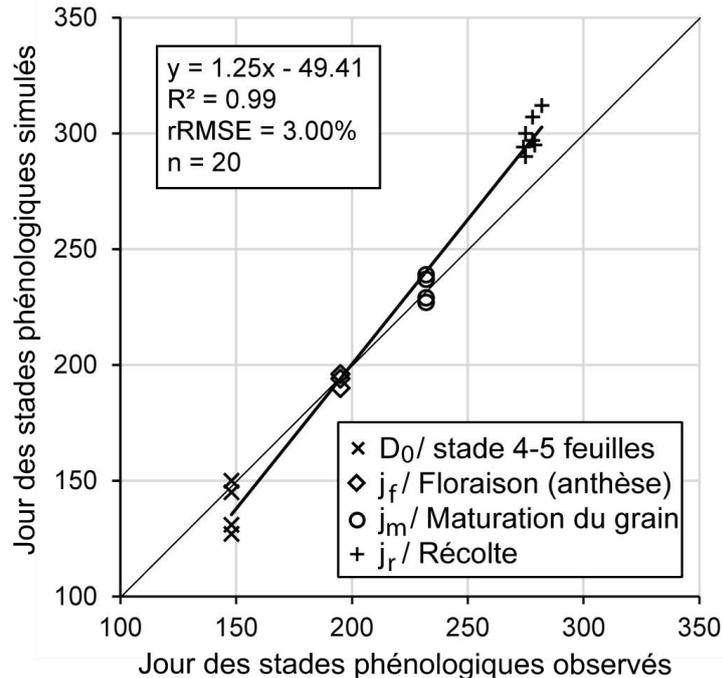


Figure. 116. Comparaison entre les jours des stades phénologiques simulés (D_0 , j_f , j_m , j_r) par le modèle avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » et ceux observés dans les parcelles (stade 4-5 feuilles, anthèse, maturation) à partir des photographies hémisphériques ou des dates de récolte en 2016.

3.3.3.5 Cartographie de la production du maïs pop

La cartographie des résultats permet de visualiser la production à l'échelle d'un paysage ou d'une exploitation à partir des résultats de l'approche diagnostic (configuration « $GAI_{sar+opt}$ »). La production parcellaire (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) située dans la zone « c » (Figure. 49) comprend 6 parcelles adjacentes, caractérisées par des pratiques agro-écologiques (intercultures). Les productions de biomasses associées sont exprimées sur la Figure. 117 en tonne (t) et en $q \cdot ha^{-1}$ lorsqu'il s'agit de valeurs surfaciques.

Malgré des pratiques similaires (irrigation, fertilisation, interculture, variété), une importante disparité de production est visible entre les parcelles, allant de 55 à 70 $q \cdot ha^{-1}$. Les parcelles avec les plus faibles productions ($Vi1_{16}$, $Vi3_{16}$) sont irriguées par des enrouleurs, les autres à l'aide de pivots complétés localement par des asperseurs. Les différences de production s'expliquent également par les types de sol, qui seraient plus fertiles pour les parcelles $Vi2_{16}$, $Vi4_{16}$, $Vi5_{16}$ et $Vi6_{16}$. Au sein de ces parcelles, $Vi2_{16}$ et $Vi4_{16}$ ont une production plus limitée. Aucune explication n'est apportée à propos de la parcelle $Vi4_{16}$, en revanche pour la parcelle $Vi2_{16}$, la baisse s'explique par des dégâts occasionnés par des oiseaux ravageurs. Le modèle est capable d'intégrer ces pertes car elles ont eu lieu juste après le semis, ce qui a impacté le développement foliaire (et la production). Il n'est pas capable d'en tenir compte lorsque ces dégâts touchent la culture en fin de saison (après le plateau de GAI_{sim}).

En fonction de la taille des parcelles, il est possible de déterminer la valeur cumulée de EDM_{sim} produite. À rendement surfacique similaire, la parcelle Vi6_16 a un potentiel de production bien supérieur (385 t) à la parcelle Vi5_16 (150 t). Les potentiels sont très hétérogènes en allant de 54 t d' EDM_{sim} pour la parcelle Vi3_16 à 432 t pour la parcelle Vi2_16. Sur cette exploitation l'estimation du rendement est de 778 t ($1316 \text{ t} \times PRT_e$ avec $PRT_e = 59.12\%$). En enlevant la part du grain, le potentiel de production des résidus restants ($PDM_{sim} + EDM_{sim}$) est de 1225 t. Tout comme pour le maïs grain, le seuil exportable de ces résidus doit être étudié en tenant compte des pratiques (labour, interculture) et rotations culturales. Sur des sols dégradés, ce type d'évaluation peut déterminer la période nécessaire aux sols pour se reconstituer, tout en favorisant la mise en place de pratiques agro-écologiques.

Que ce soit pour le maïs grain ou le maïs pop, ce type de cartographie est réalisable au cours du cycle cultural pour visualiser l'état du développement des cultures, de l'échelle parcellaire à l'échelon régional (par agrégation). Ces cartes peuvent alimenter un outil d'aide à la décision dont le but serait de minimiser les coûts, par exemple en priorisant les zones d'interventions vers les zones aux plus forts potentiels.

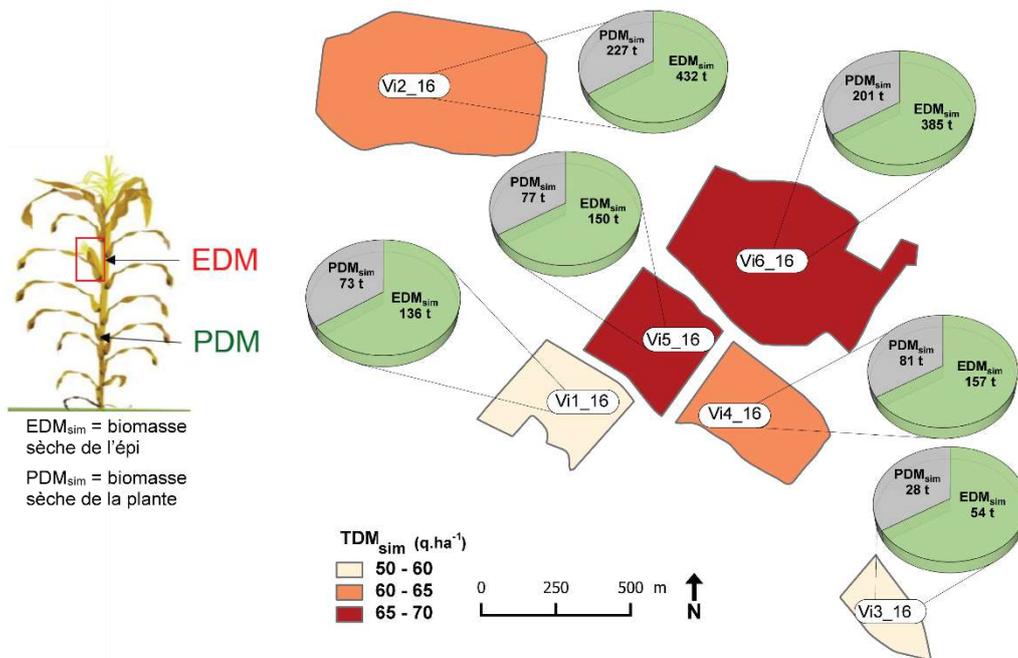


Figure. 117. Résultats de simulations de la production de maïs pop (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}) à l'échelle parcellaire sur la zone c (Figure. 49)

3.3.3.6 Bilan de l'estimation de la production du maïs grain et pop

Le bilan de la validation pour l'étude du maïs grain et du maïs pop est présenté sur la Figure. 118. Le mode diagnostic sélectionne la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » pour sa moindre dépendance à la couverture nuageuse et ses résultats, jugés les plus fiables. Cette configuration est reprise pour évaluer les modules (précocité variétale, normalisation angulaire) avec des résultats intéressants pour le maïs grain (en utilisant l'information sur le rendement) et le maïs pop (en se basant sur les mesures de biomasses). L'estimation des principaux stades phénologiques est validée avec précision grâce à l'information extraite des photographies hémisphériques. Les étapes d'évaluation avec un minimum de données et l'approche prévision, n'ont pu être réalisées sur le maïs pop, alors même que les résultats sur le maïs grain sont encourageants. Ils indiquent que le modèle est capable de fonctionner avec un jeu de données très réduit. L'approche prévision montre qu'une estimation précoce du rendement ne peut être réalisée avant le stade de maturation du grain.

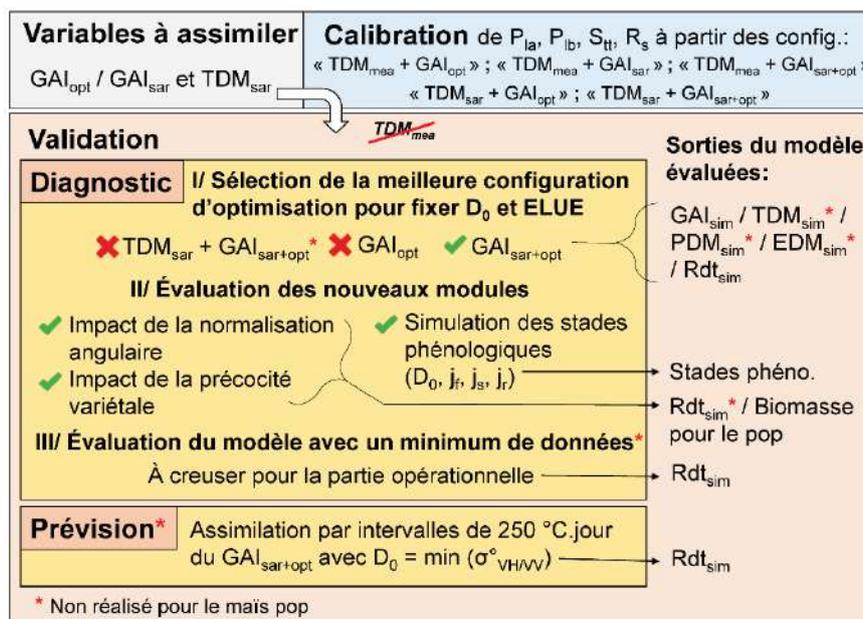


Figure. 118. Bilan de l'estimation de la production de la définition des variables à assimiler dans la calibration et la validation pour les parcelles de maïs grain et pop. Les configurations et modules sont validés dans les approches diagnostic et prévision. Les étapes non réalisées sur le maïs pop sont signalées par *

3.4 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est d'estimer la biomasse sèche (épi, plante) ainsi que le rendement à l'échelle parcellaire pour les maïs grain et pop.

Plusieurs améliorations du modèle SAFY-WB sont proposées : la variation dynamique de la SLA, la simulation de la composante du rendement (en remplacement de l'indice de récolte), la prise en compte de la précocité variétale et la simulation des principaux stades phénologiques. Ces ajouts sont suffisamment discrets pour ne pas complexifier le formalisme d'origine. La dernière amélioration consiste à ajouter le GAI_{sar} et la biomasse sèche (TDM_{sar}) dans la fonction coûts du modèle.

Ces nouvelles variables sont issues de l'inversion du radar à partir du ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$. Cette combinaison des polarisations VV et VH se montre peu sensible à la variation de l'humidité du sol, tout en étant corrélée à la structure de la végétation. Les biomasses fraîches (PFM, TFM), sèches (PDM, TDM) ainsi que la hauteur des plants sont reliées à $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ du semis au stade floraison (au-delà le signal sature). Bien que ces variables puissent être dérivées du radar, seule la variable TDM_{sar} est assimilée dans le modèle.

Les paramètres (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} , R_s) liés à la phénologie du maïs (grain ou pop) sont définis lors de l'étape de calibration. D_0 et ELUE, spécifique à chaque parcelle, sont également simulés et sont alors fixés dans la partie validation. Une fois appliqués dans le modèle, ces 6 paramètres aident à simuler de manière temporelle le GAI_{sim} et la biomasse sèche (EDM_{sim} , PDM_{sim} et TDM_{sim}). Les conclusions sont similaires entre les deux types de maïs : l'assimilation exclusive de GAI_{sar} fausse les résultats de calibration jusqu'à donner un R^2 de 0.01 pour le maïs pop. Les configurations basées sur le GAI_{opt} et la combinaison radar/optique ($GAI_{sar+opt}$) subsistent lors de l'étape de validation.

Dans l'approche diagnostic (validation), l'assimilation de TDM_{sar} en complément de $GAI_{sar+opt}$ altère les simulations de la biomasse et du rendement alors que l'utilisation exclusive de « $GAI_{sar+opt}$ » donne de bons résultats pour l'ensemble des variables. Cette dernière configuration améliore même les résultats de simulations de la configuration « GAI_{opt} » pour l'année 2016 (+ 0.08 de R^2). L'information radar comble ainsi le manque de données optiques en début de saison lorsque la nébulosité est présente. Une base de données erronée empêche d'établir cette comparaison sur le maïs pop. Le modèle est pourtant apte à simuler la biomasse sèche mesurée, telle que TDM_{sim} ($R^2 = 0.95$; $rRMSE = 0.34\%$ en 2016). La configuration « $GAI_{sar+opt}$ » est alors sélectionnée comme étant la plus pertinente pour être assimilé dans le modèle en donnant les résultats les plus robustes.

Les différents modules ajoutés au modèle sont évalués grâce à cette configuration. La prise en compte de la précocité variétale montre un intérêt pour une étude à plus large échelle. Les bénéfices de la normalisation angulaire sont particulièrement marqués sur les parcelles de maïs grain. Ces dernières sont réparties sur l'ensemble de l'image et subissent davantage les effets d'angles d'incidence que les parcelles de maïs pop.

L'estimation des principaux stades phénologiques est également une réussite ($R^2 > 0.95$ et $rRMSE < 3.00$ % pour les deux types de maïs). Pour terminer, une configuration avec un minimum d'information optique présente des résultats encourageants et amène des perspectives quant à l'application de notre méthodologie pour des années à fortes contraintes nuageuses.

L'approche prévision évalue l'estimation de la production avec une assimilation en temps quasi réel des variables « $GAI_{sar+opt}$ ». Les meilleures performances ($R^2 > 0.69$ et $rRMSE < 13.95$ %) sont obtenues à environ 1750/2000 °C.jour (fin du plateau de GAI_{sim}). Cette approche utilise actuellement des données météorologiques connues à priori qui devront être remplacées en opérationnel par des normales climatiques. Le développement d'un service de prévisions de la production (biomasse et rendement) semble viable. Pour autant, le modèle n'est pas capable de tenir compte d'aléas majeurs intervenant pendant la période estivale (inondation, tempêtes, ravages par des animaux, etc.).

Chapitre 4

Diagnostic des besoins hydriques du maïs grain

Le chapitre 4 aborde le deuxième objectif de la thèse en traitant de l'estimation des besoins hydriques de la culture. Le module utilisé pour estimer le contenu en eau du sol est détaillé dans la partie 4.1. Notre méthodologie suit une approche diagnostique qui a pour objectif de valider la fiabilité du module hydrique à estimer les besoins hydriques à travers la simulation du contenu en eau du sol (partie 4.2). Elle reprend la définition des paramètres extraits devant être optimisés dans les étapes de calibration et de validation. La dernière partie (4.3) traite des performances du module hydrique en se basant sur les mesures des sondes d'humidité présentées dans le chapitre 2.

4.1 Module hydrique de SAFY-WB

Le module végétation de SAFY-WB simule la dynamique du couvert végétal permettant d'évaluer la « demande » (évapotranspiration) alors que le module hydrique caractérise « l'offre » disponible dans le sol.

4.1.1 Description du module hydrique

Le contexte historique du modèle permet de comprendre le choix des formalismes développés dans le module hydrique de SAFY-WB. Avant d'être adapté sur les cultures de maïs par Claverie Martin, 2012, le module était destiné aux cultures de blé au Maroc, où la ressource hydrique est fortement contrainte (climats aride et semi-aride). Dans ce contexte, le ruissellement de surface et le drainage profond sont négligeables. Le développement du module hydrique s'est donc orienté sur un stockage de l'eau dans les premiers horizons. Par simplification du système, les flux latéraux entrants et sortants sont considérés à l'équilibre et ne sont pas estimés, seuls les transferts verticaux sont considérés.

4.1.1.1 Définition des couches « réservoirs » du sol

Dans le module hydrique, le sol est découpé en couches horizontales (réservoirs) ayant chacune une capacité de stockage de la ressource en eau (Figure. 119). La couche superficielle (L_1 : soil Layer 1) et la couche profonde (L_3 : soil Layer 3) qui intègre le reste du profil de sol sont initialisés à partir du premier jour de l'année (j_0 : 01/01). L'épaisseur de la L_1 (h_1 : height layer 1) est constante sur l'ensemble du cycle de modélisation alors que la L_3 est scindée en deux entités au jour D_0 , jusqu'à la date de récolte simulée (j_r). Sa partie supérieure représente l'horizon racinaire (L_2 : soil Layer 2) dont la hauteur est initialisée à la valeur de $R_{l(\min)}$ (Root length), R_l croît ensuite en fonction de l'accroissement racinaire (RGR : Root Growth Rate), jusqu'à atteindre la profondeur racinaire maximale ($R_{l(\max)}$). La couche profonde, placée en dessous de L_2 , décroît au fur et à mesure du développement racinaire, jusqu'à atteindre sa taille finale ($h_{3(\min)}$), elle correspond au réservoir ultime de stockage.

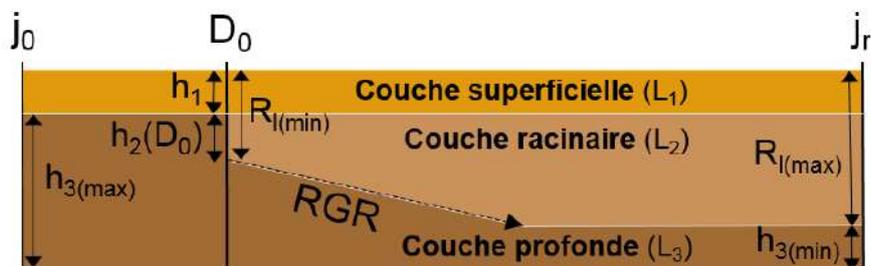


Figure. 119. Découpage du sol par couche, pendant une période hivernale en sol nu (entre le jour j_0 et D_0) et culturale du maïs (de D_0 à j_r).

Les couches (L_1 , L_2 et L_3) sont définies par plusieurs variables (x correspond au numéro de la couche) :

- TV_x pour Total Volume of water : la capacité volumique est exprimée en lame d'eau (en mm) et représente la limite maximale de remplissage de la couche. La capacité des différentes couches (TV_1 : Total Volume of the layer 1 (équation 49) ; TV_2 (équation 50) et TV_3 (équation 51)) est basée sur les propriétés du sol (la capacité au champ (H_{cc}) et le point de flétrissement (H_{pf})), ainsi que la hauteur de chaque réservoir, qui évolue au cours du temps (sauf pour L_1).

$$TV_1(j) = 1000 \times (H_{cc} - H_{pf_1}) \times h_1(j) \quad (49)$$

Avec $H_{pf_1} = 0.5 \times H_{pf}$: humidité au point de flétrissement de la couche superficielle

$$TV_2(j) = 1000 \times (H_{cc} - H_{pf}) \times h_2(j) \quad (50)$$

$$TV_3(j) = 1000 \times (H_{cc} - H_{pf}) \times h_3(j) \quad (51)$$

Avec TV_1 : capacité volumique de la couche superficielle (L_1), TV_2 : capacité volumique de la couche racinaire (L_2), TV_3 : capacité volumique de la couche profonde (L_3)

- CV_x pour Current Evaporable water : il s'agit du contenu en eau de la couche mobilisable pour la plante ou pouvant être évaporée (en mm) suivant les caractéristiques du sol (Hpf). Le contenu en eau des réservoirs est représenté par les variables : CV_1 (Current Volume) et CV_3 , respectivement pour les couches superficielle (L_1) et profonde (L_3). Elles sont initialisées à 0 mm et se remplissent jusqu'au début de la saison cultural. CV_2 est issue du partage de l'humidité de la couche profonde et est initialisée au jour D_0 (équation 52).

$$CV_2(D_0) = 1000 \times (HM_3(D_0 - 1) - Hpf) \times h_2(D_0) \quad (52)$$

- HM_x : l'Humidité du sol ($m^3.m^{-3}$) est définie par les équations équations 53-55. Elle est comparable avec les mesures d'humidité des sondes capacitives. L'Hpf est divisée par deux pour la couche superficielle, suivant la recommandation de Allen et al., 1998.

$$HM_1(j) = \frac{CV_1(j)}{\frac{1000}{h_1(j)}} + 0.5 \times Hpf \quad (53)$$

$$HM_2(j) = \frac{CV_2(j)}{\frac{1000}{h_2(j)}} + Hpf \quad (54)$$

$$HM_3(j) = \frac{CV_3}{\frac{1000}{h_3(j)}} + Hpf \quad (55)$$

- HR_x : l'Humidité relative de la couche (%) indique le taux de remplissage de la couche. Une valeur de 0% n'indique pas l'absence d'eau dans la couche mais l'absence d'eau mobilisable (équation 56). Un taux de 100% marque la capacité au champ.

$$HR_x(j) = \frac{CV_x(j)}{TV_x(j)} \times 100 \quad (56)$$

4.1.1.2 Couplage avec le module de végétation

La version du modèle SAFY-WB utilisée reprend les améliorations apportées au module végétation dans le Chapitre 3, à savoir la variation dynamique de SLA et la simulation de la composante du rendement. Les cultures de maïs irrigués ont toutes la même précocité variétale, il n'y a donc pas d'intérêt à activer le module de précocité. La végétation contrôle les besoins du module hydrique grâce au GAI et au F_c (fraction de couvert végétal actif) qui est déduit du GAI dans l'équation 57. F_c permet de calculer l'évaporation, qui par définition (équation 61) (avec une valeur de ET_0 constante), diminue à mesure que la végétation recouvre le sol. Le niveau d'évaporation dépend également du coefficient de stress hydrique (WE_S : Water Evaporation Stress), qui est déduit de l'humidité relative du réservoir L_1 (équations 58 et 59).

Ce coefficient variant de 0 à 1, agit pour réduire la quantité d'eau évaporable dans le cas où la ressource en eau est limitée. Un autre coefficient de stress hydrique (Wt_s : Water Transpiration Stress, équation 60) évolue sur l'intervalle 0-1 pour limiter la quantité pouvant être transpirée (T : Transpiration) dans l'équation 62. Il modélise ainsi la fermeture des stomates dans une période où la ressource hydrique est limitante. Pour calculer T , il faut connaître le coefficient cultural Kcb (équation 63), qui pilote la transpiration à travers les coefficients K_{trp} et Kcb_{max} (plafond de Kcb).

$$F_c(j) = Cov_x \times (1 - e^{-Cov_E \times \Delta GAI(j)}) \times \frac{GAI(j) + \Delta GAI(j)}{2 \times \Delta GAI(j)} \quad (57)$$

$$WE_s(j) = 1 - (1 - HR_1)^{ER_c} \quad (58)$$

$$HR_s(j) = \max(HR_1(j), HR_2(j)) \quad (59)$$

$$Wt_s(j) = 1 - \frac{HR_s(j) - TR_c}{-TR_c}, \text{ excepté si } HR_s > TR_c \Rightarrow Wt_s = 1 \quad (60)$$

Où TR_c : Coefficient de stress pour la transpiration

$$E(j) = 1 - F_c(j) \times ET_0(j) \times WE_s(j) \quad (61)$$

$$T(j) = Wt_s(j) \times Kcb(j) \times ET_0(j) \quad (62)$$

$$\text{Avec } Kcb(j) = Kcb_{max} \times (1 - e^{-K_{trp} \times GAI(j-1)}) \quad (63)$$

Le module hydrique régule la croissance de la végétation à l'aide de Wt_s . Dans l'équation 64, il contrôle la production de la biomasse en parallèle du coefficient de stress thermique (T_s). Ce même Wt_s a un rôle clé dans la définition de la capacité des couches L_2 et L_3 , à travers la longueur racinaire (R_l : Root length). La variable R_l (équation 65) ne peut dépasser la longueur maximale racinaire définie par le paramètre $R_{l(max)}$. Au-delà du stade floraison (j_f), le modèle stoppe la croissance racinaire (équation 66), au même titre que le développement des feuilles dans le module végétation.

$$\Delta TDM_{sim}(j) = ELUE \times PAR(j) \times T_s(j) \times Wt_s(j) \quad (64)$$

Avec T_s : stress thermique (Figure. 79), Wt_s : stress hydrique pour la transpiration

$$R_l(j) = \min(R_l(j-1) + \max(T_a(j) - T_{min}, 0) \times Wt_s(j) \times RGR, R_{l(max)}) \quad (65)$$

$$\text{Si } j > j_f; R_l(j) = R_l(j-1) \quad (66)$$

4.1.1.3 Actualisation du niveau hydrique des réservoirs

La détermination du niveau hydrique des réservoirs est présentée sur la Figure. 120. Les échanges hydriques en les réservoirs sont modélisés par les flux verticaux (gravitaires et diffusifs). Le module hydrique actualise chaque jour les réserves des couches à partir des apports (précipitations et irrigations) du prélèvement ($T+E$).

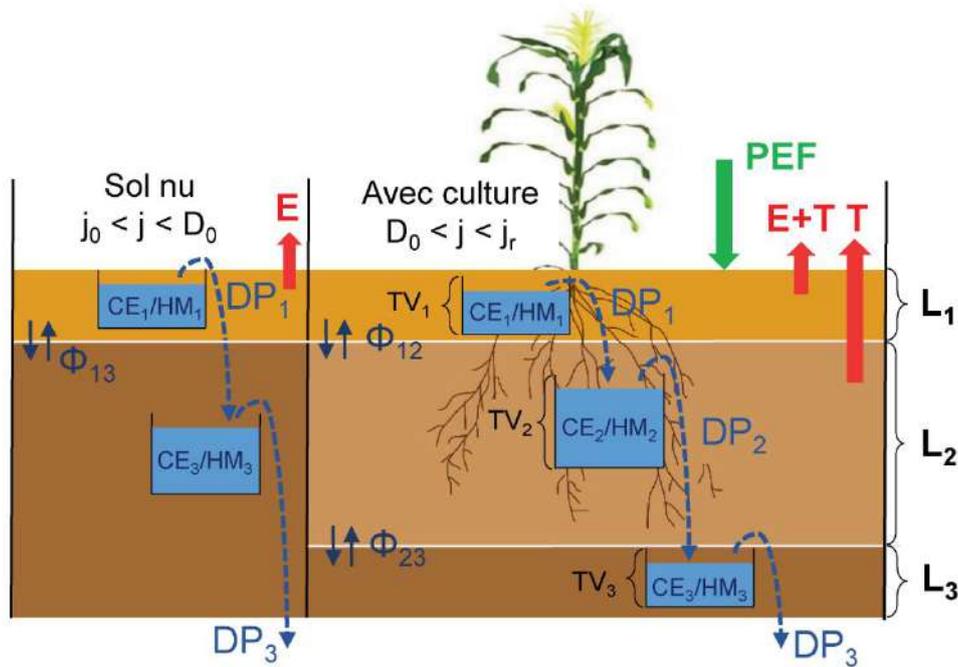


Figure. 120. Fonctionnement du module hydrique sous la forme de réservoirs gravitaires par couche de sol avant et pendant la période culturale, dont la séparation est marquée par le jour D_0 . Les flèches vertes symbolisent les apports et celles en rouge, les prélèvements. Les flux verticaux comprennent les flux gravitaires (DP_x) et diffusifs (Φ) – modifiée de Rémy Fieuzal (Claverie Martin, 2012)

Flux gravitaires (unidirectionnels)

Les flux gravitaires sont régité d'après le principe de réservoirs à débordements: l'excédent d'eau remplit le réservoir suivant. Ces flux représentent le drainage en mm (DP : Deep Percolation) de l'eau vers les couches inférieures et se modélisent par les équations 67-69. Le flux DP_3 est considéré comme perdu et sort du système, en suivant le « principe du puit sans fonds ».

$$DP_1(j) = \max(0, CV_1(j) - TV_1(j)) \quad (67)$$

$$DP_2(j) = \max(0, CV_2(j) - TV_2(j)) \quad (68)$$

$$DP_3(j) = \max(0, CV_3(j) - TV_3(j)) \quad (69)$$

Flux diffusifs (bidirectionnels)

Les flux diffusifs (en mm) permettent de rééquilibrer les contenus en eau entre les réservoirs d'après une loi de transfert par diffusivité adaptée de Devonec and Barros, 2002. Cette loi est illustrée par les coefficients K_{dif} et E_{dif} dans les équations 70-72.

Le sens des flux Φ est dirigé vers la couche ayant le moins d'humidité volumique (exemple : le flux est ascendant si $HM1 < HM2$). Le flux Φ_{13} s'établit avant le jour D_0 entre les deux couches existantes ($L1$ et $L3$). À partir de D_0 , les flux interviennent sur les trois couches, entre les réservoirs $L1$ et $L2$ (Φ_{12}) et $L2 / L3$ (Φ_{23}), en fonction de leur humidité volumique ($HM1$, $HM2$, $HM3$) qui est ramenée à l' H_{cc} .

$$\Phi_{13}(j) = K_{dif} \times \left| \frac{HM_1(j) - HM_3(j)}{H_{cc}} \right|^{E_{dif}} \quad (70)$$

$$\Phi_{12}(j) = K_{dif} \times \left| \frac{HM_1(j) - HM_2(j)}{H_{cc}} \right|^{E_{dif}} \quad (71)$$

$$\Phi_{23}(j) = K_{dif} \times \left| \frac{HM_2(j) - HM_3(j)}{H_{cc}} \right|^{E_{dif}} \quad (72)$$

Apports hydriques

Les apports en eau (P) regroupent les quantités d'eau irriguées ou de précipitations mesurées par les stations météorologiques. Leur contribution réelle au sol varie selon divers facteurs tels que la quantité tombée, l'intensité, le type de sol mais aussi la présence et la forme d'un couvert végétal. La formule de Deardorff, 1978 est utilisée pour déterminer la part de P (CIP : Coefficient of Intercepted Precipitation) retenue par le couvert végétal (GAI) et la demande climatique (ET_0) (équation 73). L'eau efficace (PEF : Precipitation Efficiency) est déduite de la valeur de P et du CIP .

$$CIP(j) = \min\left((1 - 0.5^{\Delta GAI(j)}) \times P(j), ET_0(j)\right) \quad (73)$$

$$REF(j) = \max(P(j) - CIP(j), 0) \quad (74)$$

Avec CIP : part de l'eau interceptée, PEF : quantité d'eau efficace (mm)

A l'origine, la formule de Deardorff 1978 n'est pas appliquée aux irrigations car ces dernières étaient réalisées en dessous du couvert alors que pour notre étude, les irrigations sont réalisées à l'aide de pivot ou de canons placés au-dessous du couvert.

Contenu en eau des réservoirs

La perte en eau de la réserve hydrique est associée aux prélèvements de la plante (transpiration) et à l'évaporation, qui sont combinés dans le terme évapotranspiration (Duchemin, 2005). L'actualisation du contenu en eau des réservoirs commence par la couche L_1 , qui est à l'interface du système sol-végétation-atmosphère et qui reçoit directement les apports hydriques (PEF). Cette couche est la seule soumise à l'évaporation (E), de j_0 à la récolte (équation 75). À partir du jour D_0 , une autre partie du prélèvement hydrique se fait par le biais de la transpiration (T), qui est ajoutée dans l'équation 76. La quantité transpirée (T) est fonction du développement racinaire et se partage entre les couches L_1 et L_2 (équation 77), d'où l'utilisation du terme T_{12} .

Les flux diffusifs (Φ_{13} et Φ_{12}) interviennent dans la mise à jour finale du contenu en eau, en tant qu'apport de la couche sous-jacente ($\Phi > 0$) ou prélèvement pour la couche suivante ($\Phi < 0$).

$$CV_1(j) = CV_1(j-1) + REF(j) + IEF(j) - E(j) + \Phi_{13}(j) \quad (75)$$

$$CV_1(j) = CV_1(j-1) + REF(j) + IEF(j) - E(j) - T_{12}(j) \times T(j) + \Phi_{12}(j) \quad (76)$$

$$\text{Avec } T_{12}(j) = \frac{CV_1(j-1)}{CV_1(j-1) + CV_2(j-1)} \quad (77)$$

Les apports hydriques sont intégrés dans CV_1 à travers PEF puis le sont dans le réservoir suivant (CV_2) par le biais de DP_1 (lorsque le réservoir supérieur est rempli et déborde) (équation 78). Ces couches (CV_1 ou CV_2) peuvent être réalimentées grâce aux flux diffusifs en provenance de la couche supérieure (Φ_{12}) ou de la couche inférieure (Φ_{23}).

$$CV_2(j) = CV_2(j-1) - T_{12}(j) \times T(j) + DP_1 + \Phi_{12} + \Phi_{23} \quad (78)$$

Le contenu en eau de la couche profonde (CV_3) varie selon l'absence (équation 79) ou la présence de la couche L_2 (équation 80). Seuls les flux diffusifs sus-jacents sont intégrés dans son calcul, la partie inférieure correspondant au « puits sans fond ».

$$\text{De } j_0 \text{ à } D_0 : CV_3(j) = CV_3(j-1) + DP_1 + \Phi_{13} \quad (79)$$

$$\text{Du jour } D_0 \text{ à la récolte : } CV_3(j) = CV_3(j-1) + DP_2 + \Phi_{23} \quad (80)$$

4.1.2 Définition des paramètres du module hydrique

Le Tableau. 41 résume l'ensemble des paramètres utilisés dans le module hydrique. La valeur des paramètres est estimée à partir de la littérature ou de mesures. Le choix des valeurs se porte en priorité sur les travaux de Battude et al., 2017; Claverie Martin, 2012, leurs zones d'étude étant situées à proximité de la nôtre (< 10 km de la limite sud-est) sur des parcelles suivies par le CESBIO.

Tableau. 41. Liste des paramètres du module hydrique issue de la littérature ou de mesures (pouvant être extraites de travaux aux caractéristiques proches du terrain d'étude)

Type	Nom	Notation	Unité	Valeur	Source
Évaporation	Coefficient de couvert végétal	Cov_X	-	1	Mesuré (Claverie Martin, 2012)
	Exposant de la fraction de couvert végétal	Cov_E	-	0.47	Mesuré (Claverie Martin, 2012)
	Coefficient de stress pour l'évaporation	ER_C	-	0.94	Calibré (Battude et al., 2017)
Transpiration	Coefficient cultural maximum	$K_{cb_{max}}$	-	0.92	(Allen et al., 1998)
	Exposant de transpiration	K_{tp}	-	0.34	Calibré (Battude et al., 2017)
	Coefficient de stress pour la transpiration	TR_C	-	0.66	(Claverie Martin, 2012)
Transferts diffusifs	Coefficient de diffusivité	K_{dif}	-	3.5	Calibré (Claverie Martin, 2012)
	Exposant de diffusivité	$Edif$	-	1	
Sol	Humidité à la capacité au champ	H_{cc}	$m^3.m^{-3}$	-	Mesuré par unité pédo.
	Humidité au point de flétrissement	H_{pf}	$m^3.m^{-3}$	-	Mesuré par unité pédo.
	Profondeur de la couche superficielle	h_1	m	0.1	(Allen et al., 1998; Battude et al., 2017)
	Profondeur initiale racinaire	$R_{l(min)}$	m	0.11	
	Profondeur maximale racinaire	$R_{l(max)}$	m	0.5	Littérature / sondes
	Vitesse de croissance racinaire	RGR	$m.^{\circ}C$	7×10^{-4}	Estimé par les sondes

4.1.2.1 Paramètres liés à la hauteur des couches

La hauteur des couches du modèle hydrique aident à définir la réserve utile de chaque réservoir. La hauteur de h_1 est de 0.1 m dans l'étude de Battude et al., 2017, valeur qui est reprise de Allen et al., 1998. Cette profondeur correspond au premier niveau de mesure d'une sonde capacitive.

La profondeur d'initialisation de l'enracinement ($R_{l(min)}$ au jour D_0) est fixée à 0.11 m pour que le modèle puisse initialiser la couche (h_2) dont la profondeur vaut ($h_2(D_0) = R_{l(min)} - h_1$). Dans les précédentes études, la profondeur du sol est extraite de la carte pédologique (Battude et al., 2017).

4.1.2.2 Paramètres liés au couvert végétal

Nous reprenons les paramètres estimés par Claverie Martin, 2012 pour les valeurs des paramètres liés au couvert végétal (Cov_X et Cov_E). Ces valeurs se basent sur le GAI pour déduire la fraction de couvert végétal (F_c) à partir de mesures issues du traitement de photographies hémisphériques sur le logiciel Can-Eye. La valeur du coefficient cultural $K_{cb_{max}}$ est estimée à 0.92 (sur une parcelle de maïs en 2006). Bien qu'inférieure aux préconisations de Allen et al., 1998 (1.20 pour le maïs grain), cette valeur est adaptée aux variétés de maïs de la région et permet de reproduire de fortes amplitudes d'ETR, dépassant fréquemment le 5 mm.jour^{-1} (Claverie Martin, 2012).

Le dernier paramètre lié au couvert végétal, à savoir le coefficient de stress pour la transpiration (TR_C), est repris de Claverie Martin, 2012. La valeur (0.66) est assez proche de celle définie (0.45) par la FAO56 (Allen et al., 1998).

4.2 Méthodologie

La méthodologie générale est décrite sur la Figure. 121. La première étape consiste à extraire les paramètres du sol (H_{cc} et H_{pf}) des mesures des sondes capacitatives, ainsi que la vitesse de croissance racinaire. Ces valeurs sont appliquées dans le modèle pour les étapes de calibration et de validation.

4.2.1 Étapes de calibration

Le module hydrique est d'abord évalué à travers le jeu de paramètres défini dans le Chapitre 3 avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » (Tableau. 22). Il s'agit simplement de voir si le modèle peut simuler l'ensemble des variables de la biomasse à HM_{sim} avec une bonne précision.

L'étape de calibration se réalise en deux étapes. La première étape consiste à réajuster au plus près les paramètres du module végétation (P_{la} , P_{lb} , S_{tt} , R_s , D_0 , $ELUE$) avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ ». Ces derniers sont fixés pour la suite de l'étude, à l'exception de D_0 et $ELUE$. La seconde partie de la calibration consiste à optimiser K_{trp} , K_{dif} , $Edif$ avec la contrainte de HM_{mea} . Plusieurs configurations sont évaluées pour déterminer le jeu de paramètres ayant les meilleures performances. Pour chacune des optimisations, une option permet de mettre à jour le contenu en eau du sol lorsque les racines ont atteint leur maximum de croissance et qu'une mesure d'humidité est disponible.

4.2.2 Étape de validation

L'étape de validation a pour but d'évaluer la performance des simulations de HM_{sim} sur les 22 parcelles. Les couples de paramètres [P_{la} , P_{lb} , S_{tt} , R_s] et [K_{trp} , K_{dif} , $Edif$] sont fixés dans l'étape de validation à partir des valeurs définies lors de la calibration. Seuls D_0 et $ELUE$ sont ré-optimisés au niveau parcellaire grâce à la combinaison « $GAI_{sar+opt}$ ».

Modèle SAFY-WB

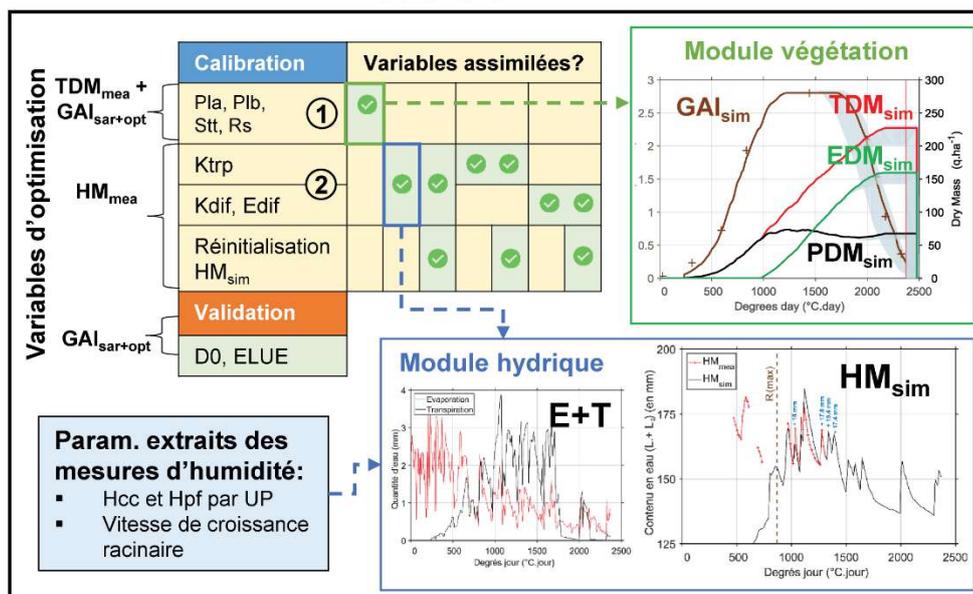


Figure. 121. Méthodologie appliquée pour l'estimation du contenu en eau sur les 23 parcelles de maïs grain équipées de sondes capacitatives

4.2.3 Définition des paramètres à partir des mesures d'humidité

4.2.3.1 Paramètres Hcc et Hpf

Les paramètres du sol (Hcc, Hpf) sont définis à partir de mesures d'humidités. Une mesure par UP (la plus complète) est sélectionnée en se basant sur l'hypothèse que chaque UP a une nature pédologique homogène. La valeur d'Hcc (ou d'Hpf) est obtenue par une moyenne des Hcc (ou d'Hpf) observées à chaque niveau de mesure (chaque 0.1 m).

Dans les études précédentes utilisant le modèle SAFY-WB, les paramètres Hcc et Hpf sont déduits du pourcentage en argile du sol. Claverie Martin, 2012 établit ces relations ($R^2 \approx 0.9$) sur la base d'analyses pédologiques in situ. L'inversion des humidités est ensuite étendue à une plus large échelle, grâce au pourcentage en argile défini à partir d'une carte pédologique. À défaut d'avoir une précision plus fine, Battude et al., 2017 utilisent la carte pédologique à l'échelle de 1/250 000. Aucune de ces études ne se base sur des mesures réelles dans la parcelle.

4.2.3.2 Détermination de la vitesse de croissance racinaire

Le niveau de développement racinaire est déterminé à partir des sondes capacitatives. Les dates et profondeurs des racines sont relevées lorsque les racines commencent à être actives (visible par les marches de consommation).

Sur l'exemple de la Figure. 122, les racines sont présentes à 0.3 m à 503 °C.jour, puis à 617 °C.jour à 0.4 m et n'atteignent les 0.5 m qu'à partir de 672 °C.jour. La relation obtenue à partir des valeurs récupérées sur les 23 parcelles de maïs grain permet de déduire la vitesse de croissance racinaire (RGR).

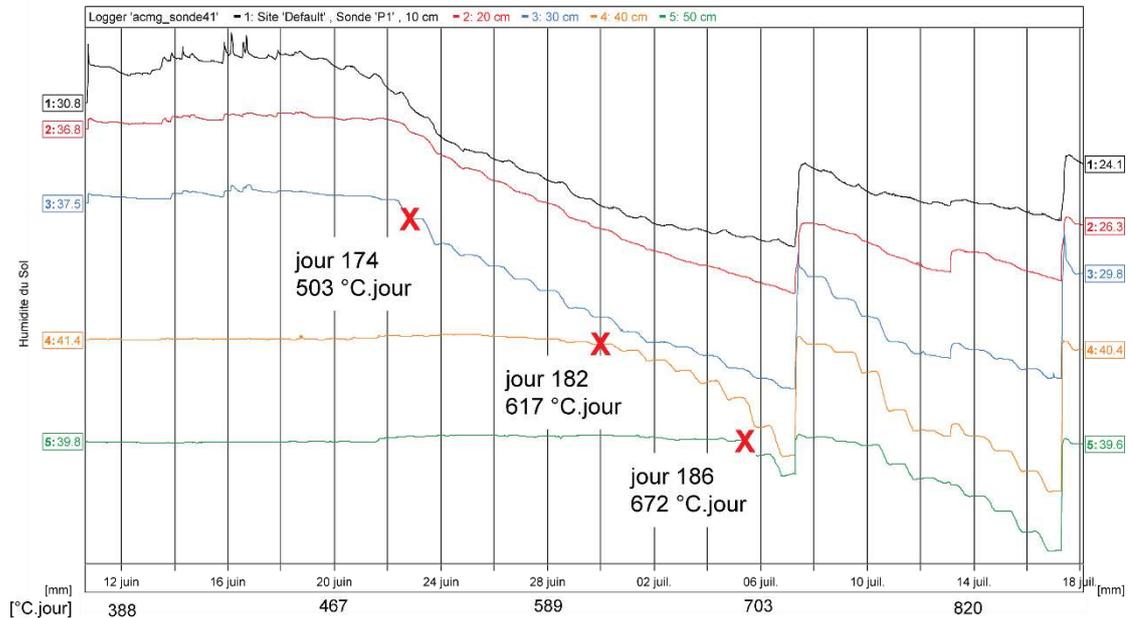


Figure. 122. Évolution de la profondeur racinaire sur une parcelle de maïs grain en fonction du nombre de degrés jour calculé à partir du semis.

4.2.3.3 Choix des paramètres à optimiser

Dans les études de Battude et al., 2017; Claverie Martin, 2012, les paramètres (ER_C , K_{trp} , K_{dif} , $Edif$) sont optimisés à l'aide d'une fonction coût entre l' ET_R mesurée par une tour à flux (par intervalle de 30 min et agrégée au journalier) et celle simulée par le modèle. Les valeurs associées sont présentées dans le Tableau. 41. Les mesures ET_R sont utilisées comme référence pour estimer le prélèvement hydrique mais elles sont difficilement applicables à de nombreuses parcelles, contrairement aux mesures d'humidité.

Fonctions coûts

L'optimisation des paramètres liés au module végétation (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} , R_s) reste effectuée par les équations 81, 82 et 84, décrites dans le Chapitre 3. Une fois ces paramètres optimisés, l'assimilation de l'humidité mesurée (HM_{mea}) calibre les paramètres associés au module hydrique lors de l'étape de calibration (équations 83 et 85). La contrainte est appliquée sur l'ensemble du profil de sol exploré par les racines, soit de 0 à 0.5 m par comparaison de HM_{mea} avec HM_{sim} ($HM_{sim} = HM_1 + HM_2$).

$$C_{GAI} = \sqrt{N_{GAI_{mea}}^{-1} \sum_{0 < j < 2500} [GAI_{sim}(j) - GAI_{mea}(j)]^2} \quad (81)$$

$$C_{TDM} = \sqrt{N_{TDM_{mea}}^{-1} \sum_{0 < j < 2500} [TDM_{sim}(j) - TDM_{mea}(j)]^2} \quad (82)$$

$$C_{HM} = \sqrt{N_{HM_{mea}}^{-1} \sum_{0 < j < 2500} [HM_{sim}(j) - HM_{mea}(j)]^2} \quad (83)$$

Si $h_1 + h_2 = R_{l(max)}$

$$\bar{C} = sum \left(\frac{GAI_{mea}^{-1}}{TDM_{mea}^{-1}} \times C_{GAI} \right) \quad (84)$$

$$\bar{C} = sum (HM_{mea}^{-1} \times C_{HM}) \quad (85)$$

Avec GAI_{sim} , HM_{sim} et TDM_{sim} : valeurs simulées par le modèle au jour (j), GAI_{mea} et TDM_{mea} : valeurs obtenues à partir des mesures (satellites ou terrains), HM_{mea} : humidité du sol de 0 à 0.5 m), N : nombre de données collectées entre le semis (0°C.jour) et la récolte (environ 2500 °C.jour)

Paramètres optimisés grâce aux sondes d'humidité

Le coefficient de stress pour l'évaporation (ER_C) ne peut être calibré à partir des sondes d'humidité, en raison de l'absence de mesures durant sa période d'optimisation, en période de sol nu, lorsque l'évaporation n'est pas contrainte par la végétation. Nous garderons donc la valeur définie par Battude et al., 2017.

La valeur du coefficient de transpiration (K_{trp}) est optimisée pendant la période culturale ($GAI > 0.1 \text{ m}^2.\text{m}^{-2}$) sur une végétation non stressée (Battude et al., 2017), comme pour notre zone d'étude où les parcelles bénéficient d'une bonne gestion de l'irrigation. L'étalonnage des coefficients de diffusivité (K_{dif} et $Edif$) est réalisé durant la période de végétation active qui doit être marquée par une bonne réalimentation en eau du sol pour faire apparaître les flux diffusifs. K_{dif} et $Edif$ ne sont pas dissociables car ils sont dépendants dans les équations 70-72.

Pour conclure, K_{trp} , K_{dif} et $Edif$ sont optimisés par la fonction coût basée sur les mesures d'humidité (présentée dans les équations 83 et 85) de manière associée « K_{trp} - K_{dif} - $Edif$ » ou indépendante (« K_{trp} » ou « K_{dif} - $Edif$ »). Les valeurs sont reprises de Claverie Martin, 2012 lorsqu'ils ne sont pas calibrés.

4.3 Résultats et discussion

4.3.1 Extraction de paramètres à partir des mesures d'humidité

4.3.1.1 Paramètres Hcc et Hpf par unité pédologique

Les parcelles les plus représentatives des mesures d'humidité du sol sont identifiées par une étoile sur la Figure. 59 et regroupées par UP dans le Tableau. 42 avec les Hcc et les humidités minimales observées. Les Hcc sont proches (en moyenne 0.35) excepté pour la parcelle Da2_16 (UP1) située en bordure d'un cours d'eau. La sonde est implantée dans un secteur plus argileux, expliquant ainsi les fortes valeurs de Hcc ($0.38 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$). L'Hpf peut être déduite de l'humidité minimale observée, lorsque la plante a consommé l'ensemble des réserves disponibles, généralement à la fin de la saison culturale. En raison des pluies régulières, ce seuil n'est atteint que pour les parcelles des UP 3 et 7 avec respectivement 0.16 et 0.14 $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$. Sur des sols similaires, ces valeurs sont proches de celles définies sur le site de mesure du CESBIO (Hpf de 0.18 et 0.17 $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$) (Battude, 2017). Les autres valeurs mesurées dans le Tableau. 42, correspondent à l'humidité au bas de la RFU. Le terme Hpf est utilisé dans le modèle mais dans notre cas il s'agirait d'un abus de langage, car les valeurs extraites des sondes d'humidité correspondent majoritairement à l'humidité du bas de la RFU. L'Hpf est remplacée par le bas de la RFU qui est la véritable réserve disponible pour une plante irriguée. Dans un contexte de pilotage de l'irrigation, le contenu en eau ne doit atteindre la RDU (réserve de survie) et s'approcher de l'Hpf qu'en toute fin de saison.

Tableau. 42. Humidités à la capacité au champ (Hcc) et minimales observées par unité pédologique (UP). Les valeurs sont exprimées en $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$

UP	Parcelle de référence	Hcc	Humidité minimale observée
UP1	Da2_16	0.38	0.29
UP2	D110_15	0.34	0.24
UP3	D12_16	0.34	0.16
UP4	D16_16	0.34	0.23
UP5	D111_15	0.34	0.24
UP6	D17_15	0.33	0.26
UP7	D16_15	0.35	0.14

4.3.1.2 Paramètre de croissance racinaire RGR

La profondeur atteinte par les racines actives est représentée sur la Figure. 123, en fonction du nombre de degrés jour, utilisé comme marqueur du développement de la végétation. Toutes les parcelles de maïs grain disponibles (40 parcelles en 2015 et 2016) sont utilisées pour extraire cette information. Malgré cela peu d'informations sont disponibles, notamment pour les profondeurs de 0.1 et 0.2 m, en raison de l'implantation tardive des sondes d'humidité.

Il faut noter que les racines actives atteignent 0.5 m avant 1000 °C, soit avant le stade anthèse (floraison), ce qui est en accord avec l'équation 66. La croissance des racines est plus soutenue en 2016 ($a = 7 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$) qu'en 2015 ($a = 5 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$). Cette différence peut s'expliquer par une différence d'apport hydrique, malgré la présence d'une irrigation les cultures ont bénéficié d'apports hydriques efficaces et réguliers alors que la ressource a été plus limitée en fin de saison en 2015 pour certaines parcelles. La vitesse de croissance racinaire (RGR) utilisée dans le modèle se base donc sur la relation déduite de l'année 2016 (équation 86). À titre de comparaison les études de Battude et al., 2017 et Claverie Martin, 2012 ont respectivement utilisé les valeurs de 1.5×10^{-3} et $2 \times 10^{-3} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$, ce qui est proche de la valeur de (Ritchie et al., 1998), définie à $2 \times 10^{-3} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$ dans le modèle CERES. Dans la littérature, RGR est souvent exprimée en $\text{m} \cdot \text{jour}^{-1}$. Dardanelli J.L. et al., 1997 avance par exemple la valeur de $0.03 \text{ m} \cdot \text{jour}^{-1}$. Dans notre cas, en se référant à la Figure. 51 et en considérant que le maximum racinaire est atteint à environ $750 \text{ °C} \cdot \text{jour}$, la période de croissance racinaire dure approximativement 80 jours, ce qui équivaut en moyenne à $6.2 \times 10^{-3} \text{ m} \cdot \text{jour}^{-1}$. Les valeurs de RGR estimées sur la Figure. 123 sont par conséquent bien inférieures à la littérature. Ces valeurs sont en cohérence avec la profondeur maximale choisie (0.5 m).

$$RGR = 7 \times 10^{-4} D_j \quad (86)$$

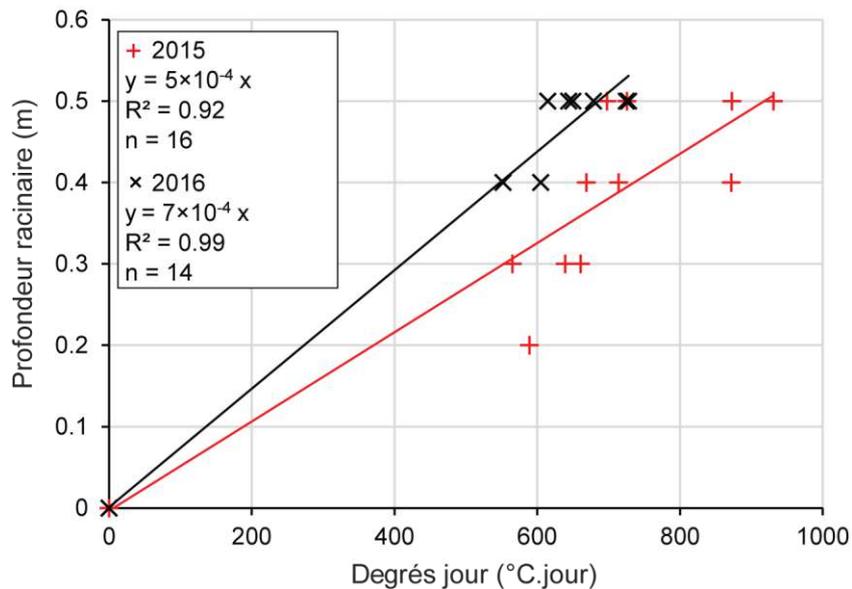


Figure. 123. Profondeurs atteintes par les racines qui ont un prélèvement actif, en fonction du nombre de degrés jour calculé à partir du semis. Les valeurs sont extraites des mesures d'humidité effectuées à l'aide de sondes Sentek sur l'ensemble des parcelles de maïs grain disponible

4.3.2 Impacts de l'activation du module hydrique

4.3.2.1 Sur les simulations du couvert végétal et de la biomasse

Les profils simulés de biomasse et du couvert végétal sont tracés sur la Figure. 124 et font le lien avec les performances statistiques résumées dans le sont respectivement disponibles dans le Tableau. 43. Le profil de PDM_{sim} suit fidèlement les valeurs mesurées, la pente est en outre proche de 1 ($a = 0.93$). Les autres variables (GAI , TDM_{sim} , EDM_{sim}) sont correctement reproduites même si les profils simulés sont légèrement en retrait par rapport aux valeurs mesurées (Figure. 124), ce qui se traduit par des valeurs de pente (a) inférieures à 0.84. Les autres indices (R^2 et $rRMSE$) montrent que les simulations ont une bonne tendance globale avec des R^2 supérieurs à 0.97 et des $rRMSE$ inférieurs à 13.79% pour les biomasses ($R^2 = 0.98$ et $rRMSE = 8.18\%$ pour le GAI).

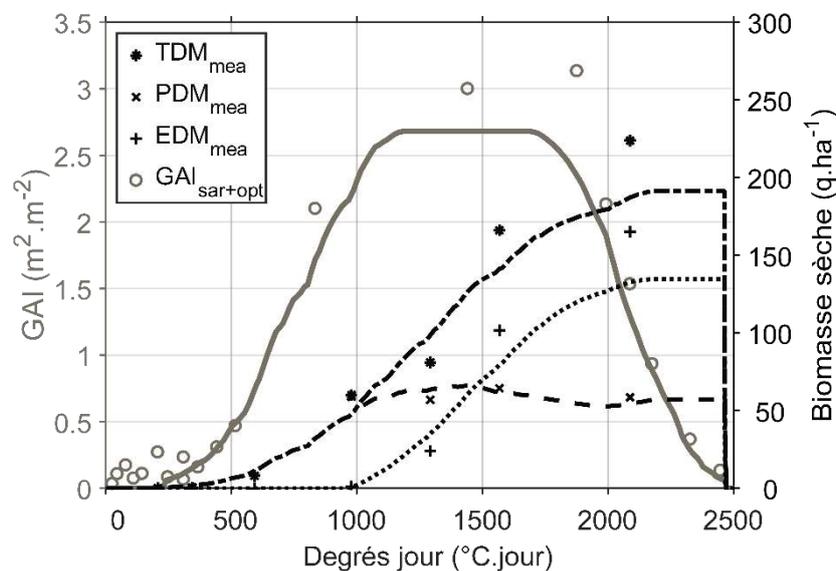


Figure. 124. Simulations de GAI_{sim} et des biomasses sèches en activant le module hydrique, en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$). Les cercles représentent les variables mesurées (non assimilées) sur la parcelle Da2_16

L'activation du module hydrique n'impacte pas les performances statistiques avec des R^2 supérieurs à 0.97 et des valeurs de $rRMSE$ similaires (en moyenne de 14.19% sans activation et 13.69% avec activation pour les biomasses). Ces résultats sont à nuancer par les valeurs de pente qui sont bien inférieures à 1 lorsque le module hydrique est activé. Malgré le maintien des paramètres associés au couvert végétal, l'activation du module hydrique a un impact sur les simulations du GAI et de la biomasse simulée. Comme nous avons pu le voir avec les équations du modèle, l'évolution du couvert végétal est guidée par la disponibilité en eau des réservoirs. L'impact sur les performances reste modéré car la parcelle Da2_16 est irriguée et est dans une situation où la réserve hydrique est non limitante, au même titre que lorsque le module hydrique est désactivé.

Tableau. 43. Résumé des performances statistiques pour estimer l'impact de l'activation du module hydrique en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration TDM_{mca} + GAI_{sar+opt}).

	Variable	R ²	rRMSE (%)	n	a	b
Module hydrique désactivé (TDM _{mca} + GAI _{sar+opt})	GAI _{sim}	0.99	9.41	9	1.04	-0.01
	PDM _{sim}	0.98	11.58	7	1.08	1.66
	EDM _{sim}	0.99	16.15	7	0.92	2.36
	TDM _{sim}	0.98	14.85	7	0.97	6.07
Module hydrique activé (TDM _{mca} + GAI _{sar+opt})	GAI _{sim}	0.98	8.18	9	0.84	-0.005
	PDM _{sim}	0.97	13.67	7	0.93	1.64
	EDM _{sim}	0.99	13.62	7	0.79	2.40
	TDM _{sim}	0.98	13.79	7	0.84	5.26
	HM _{sim}	0.67	2.79	23	0.99	2.34

4.3.2.2 Sur les simulations de l'évapotranspiration, de la profondeur racinaire et du coefficient cultural

De nouvelles variables peuvent être observées depuis l'activation du module hydrique et sont présentées sur la Figure. 125. L'évaporation et la transpiration évoluent en parallèle de la croissance du couvert végétal et des conditions climatiques. Les pics d'évaporation ou de transpiration signalent les fortes demandes climatiques, tandis que les chutes peuvent être le marqueur de perturbations (nébulosité, faibles températures, vents faibles, etc.). L'évaporation est la plus forte en début de culture, lorsque la végétation est peu développée. La tendance est à la diminution au-delà de 500 °C.jour alors que le couvert végétal prend de l'importance. À partir de 750°C, la tendance est à la stagnation et le rayonnement n'atteint plus la surface du sol. Quant à la transpiration, elle croît régulièrement de D₀ jusqu'à 1000 °C.jour (stade anthèse) correspondant au maximum de développement foliaire. La chute marquée à 1750 °C.jour marque le début de l'entrée en sénescence des feuilles de la plante, période où la plante stoppe ses prélèvements pour entrer dans sa phase de maturation du grain. Le coefficient cultural (Kcb) est relié à la transpiration (équation 63) et représente parfaitement cette évolution (croissance/plateau/décroissance). La réserve maximale disponible est fixée lorsque la profondeur racinaire atteint son maximum. Le développement racinaire est le principal facteur de l'augmentation de la transpiration de D₀ à environ 1000 °C.jour. La vitesse RGR, définie sur la Figure. 123, permet d'atteindre un maximum racinaire à 868 °C.jour, juste avant la floraison lorsque le modèle stoppe le développement racinaire.

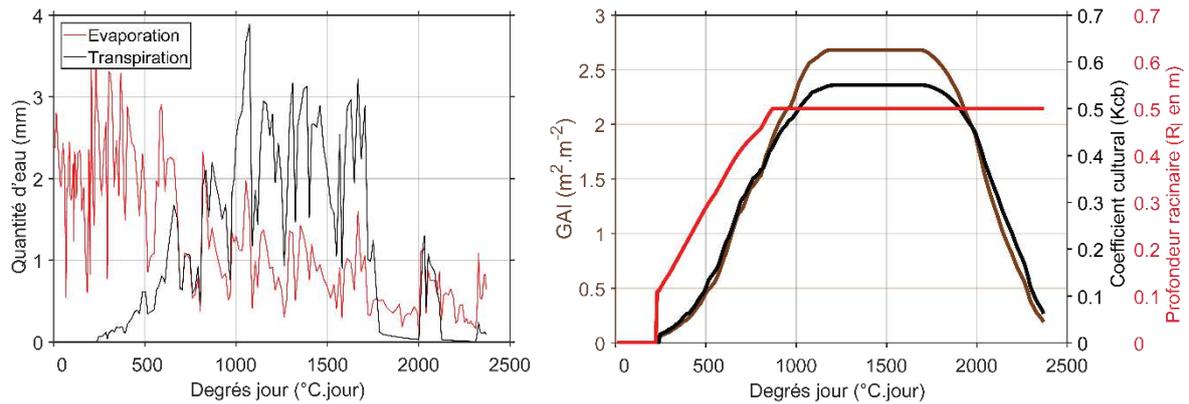


Figure. 125. Simulations de la transpiration et de l'évaporation (à gauche) et de la croissance racinaire, du coefficient cultural et du GAI en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}) pendant le cycle cultural du maïs (0-2500 °C.jour).

4.3.2.3 Sur la simulation de l'humidité en eau du sol

Le bilan des entrées et sorties du module hydrique s'exprime à travers l'évolution du contenu en eau du sol des couches L₁ et L₂, qui est présentée sur la Figure. 126 en parallèle des valeurs mesurées (HM_{mea}). Ces dernières sont discontinues aux environs de 600 °C.jour, de 750 °C.jour à 950 °C.jour, puis à partir de 1300 °C.jour, en raison de dégradations provoquées par le passage d'engins agricoles. De 500 °C.jour à 750 °C.jour, l'évolution de HM_{mea} n'est que partiellement liée à la végétation car les racines n'ont pas encore atteint leur profondeur maximale (autrement dit la profondeur de la sonde). Avant que le développement racinaire ne soit au maximum (symbolisé par R_{I(max)} à 868 °C.jour), HM_{sim} est décorrélée de l'évolution de HM_{mea}. À l'opposé de HM_{mea}, HM_{sim} croît régulièrement, au fur et à mesure du développement du réservoir L₂. Les variables HM_{mea} et HM_{sim} ne peuvent donc être comparées qu'à partir de la date de R_{I(max)}. Les pics correspondent à des précipitations ou à des irrigations (en bleu). Les irrigations ne fluctuent que très légèrement par rapport aux doses déclarées (18 mm par dose). Les doses sont mesurées avec précision sur cette parcelle, grâce à l'installation d'un pluviomètre au-dessus du couvert et sous le passage du pivot.

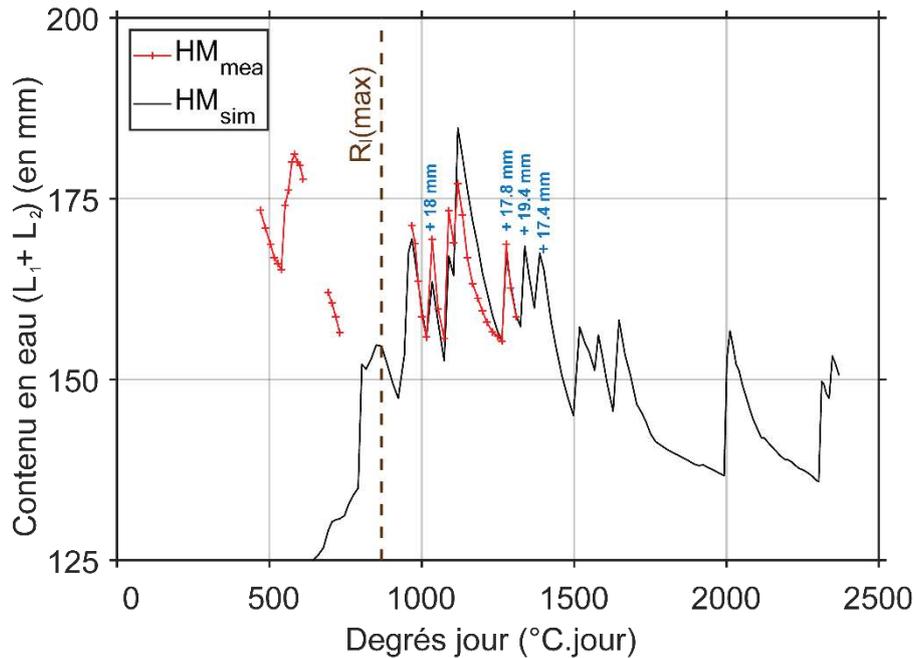


Figure. 126. Simulation du contenu en eau de la couche superficielle et racinaire sur la parcelle Da2_16, en se basant sur le jeu de paramètres du Tableau. 22 (configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$) pendant le cycle culturel du maïs (0-2500 °C.jour). Les doses d'irrigation sont indiquées en bleu.

Les performances sont présentées dans la dernière ligne du Tableau. 43. Sans optimisation des paramètres, le modèle reproduit avec justesse la dynamique mesurée ($R^2 = 0.67$) avec une faible erreur relative ($rRMSE = 2.79\%$). À 968 °C.jour, la mesure de HM_{mea} est légèrement supérieure à celle simulée, décalage qui se répercute à 1034 et 1089 °C.jour. Cette tendance est remise en cause à 1119 °C.jour où le sol reçoit une plus faible quantité d'eau par rapport à celle estimée. Cela pourrait laisser penser qu'il s'agit d'un artefact créé par un ruissellement d'une partie des précipitations (> 25 mm), influence qui est toutefois modérée au vu de l'absence de pente (0.37°).

Afin de comprendre le phénomène, il faut observer le détail des mesures de 0 à 0.5 m (Figure. 127). Aucun prélèvement n'est effectué à 0.5 m et il est quasiment absent à 0.4 m. Les pluies tombées mi-juin saturent le contenu en eau du sol. Même si plusieurs interruptions des mesures sont observées, il est possible de constater que les irrigations sont trop importantes. Mi-juillet à 1089 et 1119°C.jour, le sol est à nouveau proche de la saturation, dès les premières pluies estivales. Les apports sont donc supérieurs au potentiel de stockage du sol.

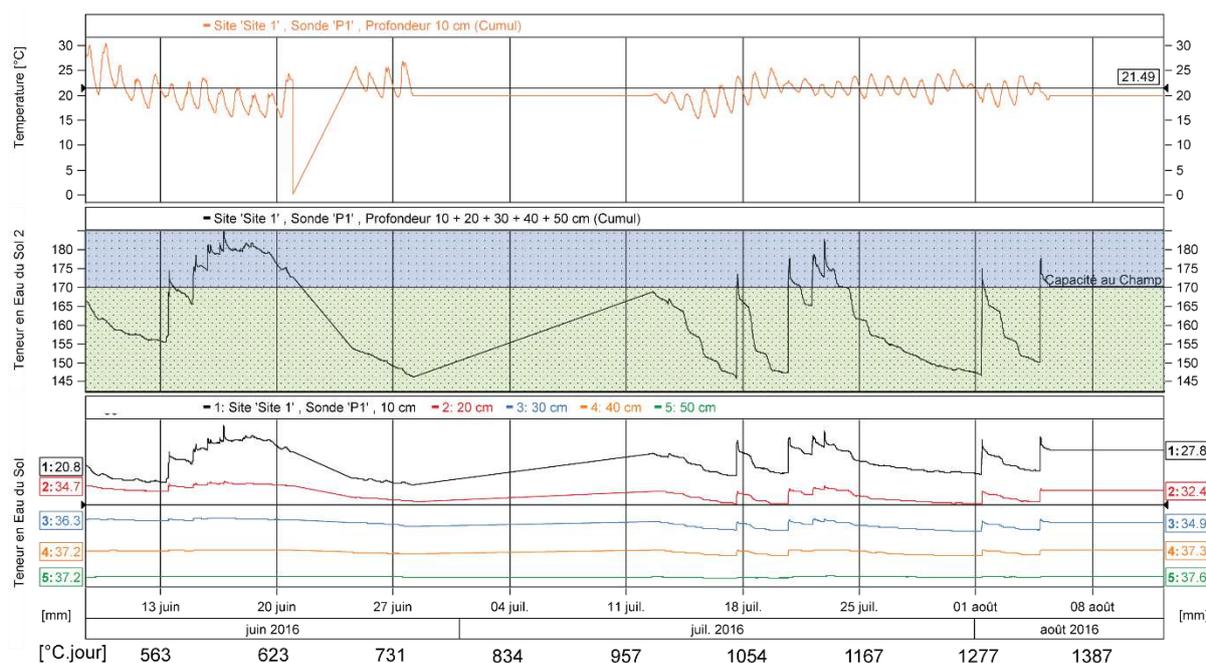


Figure. 127. Mesures obtenues à partir des sondes Sentek (températures à 10 cm de profondeur en haut, contenu en eau de 0 à 0.50 m avec présentation de la capacité au champ, profils de 0 à 0.5 m) sur la parcelle Da2_16

4.3.3 Calibration du modèle SAFY-WB

4.3.3.1 Estimations de l'humidité du sol en optimisant les paramètres du module végétation

Les paramètres issus de l'optimisation de la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » avec ou sans réinitialisation de HM_{sim} sont exposés dans le Tableau. 44. La réinitialisation de HM_{sim} n'influence que très légèrement le comportement du module végétation. Les valeurs des paramètres sont similaires voire identiques pour P_{la} (0.002) et D_0 (jour 138). Elles respectent la gamme définie par Claverie Martin, 2012 et peuvent être appliquées pour simuler la variable cible HM_{sim} , ainsi que le GAI_{sim} et les biomasses sèches (TDM_{sim} , PDM_{sim} , EDM_{sim}).

Tableau. 44. Les paramètres obtenus à l'issue d'une calibration à partir de la configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$, en activant le module hydrique sur la parcelle Da2_16 en 2016

	$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ sans réinitialisation de HM_{sim}	$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ avec réinitialisation de HM_{sim}	Hypothèse de variation (Claverie Martin, 2012)
P_{la}	0.10	0.14	[0.05 – 0.5]
P_{lb}	0.002	0.002	[10^{-5} – 10^{-2}]
S_{tt} (°C.jour)	1546	1567	[0 – 2000]
R_s (°C.jour)	5091	4268	[0 – 10^5]
D_0 (jour)	138	138	[90 – 250]
ELUE (g.MJ⁻¹)	4.39	4.57	[0.5 – 6]

Sans réinitialisation de l'humidité

L'application des paramètres du Tableau. 44 permet de simuler les profils de biomasses et de HM_{sim} présentés sur la Figure. 128. Les performances associées aux simulations (Tableau. 45) indiquent que le modèle reproduit le GAI_{opt} avec une faible erreur ($R^2 > 0.99$ et un $rRMSE < 7.95\%$), ainsi que la biomasse sèche (PDM_{sim} , EDM_{sim} , TDM_{sim}) avec un R^2 supérieur à 0.97) et un $rRMSE$ inférieur à 16.70 %. Ces résultats sont similaires aux statistiques établies dans le Tableau. 22 avec un module hydrique désactivé.

Le module hydrique simule avec fidélité HM_{sim} avec un R^2 de 0.68 et un $rRMSE$ de 2.76%. Les pentes sont proches de la bissectrice avec des valeurs de $a = 1.01$ et $b = -1.55$. Ces résultats sont comparables avec ceux présentés dans le Tableau. 43. La ré-optimisation n'améliore que très légèrement les statistiques (+ 0.01 de R^2 et +0.03 de $rRMSE$).

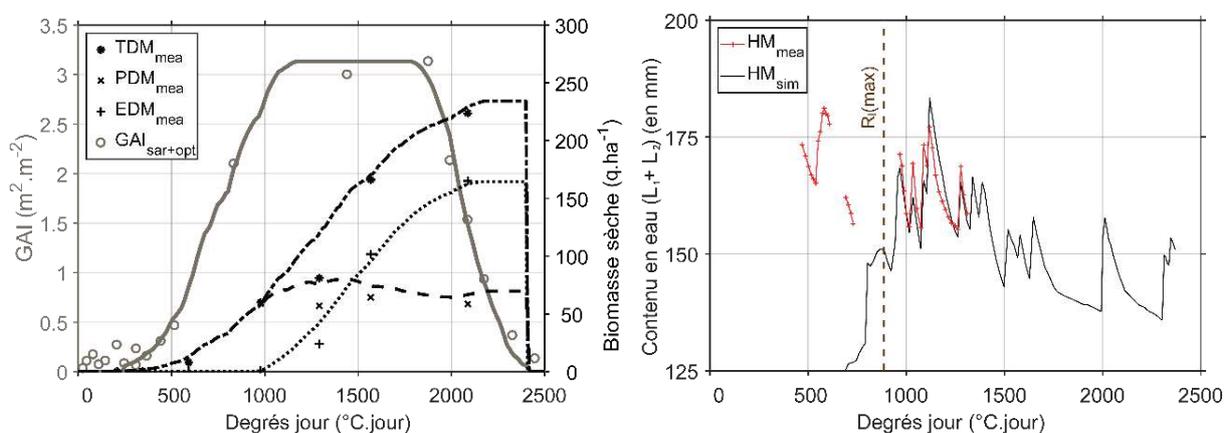


Figure. 128. Simulations du GAI et des biomasses sèches (à gauche) et du contenu en eau des couches L_1 et L_2 (à droite) après optimisation des paramètres du couvert végétal avec la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » (sans réinitialisation de HM_{sim}).

Tableau. 45. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » sur la parcelle Da2_16 (sans réinitialisation de HM_{sim}).

Contraintes	Variable	R^2	$rRMSE$ (%)	n	a	b
$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (sans réinitialisation de HM_{sim})	GAI_{sim}	0.99	7.95	9	1.06	-0.12
	PDM_{sim}	0.97	16.28	7	1.13	1.75
	EDM_{sim}	0.99	16.70	7	0.96	2.81
	TDM_{sim}	0.98	16.68	7	1.02	6.08
	HM_{sim}	0.68	2.76	23	1.01	-1.55

Avec réinitialisation de l'humidité à partir des mesures

La réinitialisation dégrade faiblement les performances statistiques (- 0.02 de R^2 et -0.11 de rRMSE) et n'impacte pas de manière significative les simulations de biomasses sèches et de GAI (Figure. 129, à gauche). Elle permet cependant de mieux comprendre les phénomènes mis en jeu en plaçant les simulations et les mesures sur un même point de référence. La réinitialisation de HM_{sim} est effectuée à 968 °C.jour, à partir duquel les simulations évoluent librement par rapport à HM_{mea} . Les profils se superposent avec exactitude jusqu'à 1074 °C.jour. Les apports hydriques à 1089 et 1119 °C.jour sont surestimés alors que ces derniers sont mesurés avec précision dans la parcelle. Le module de pénétration de l'eau dans le couvert a bien fonctionné lors des deux précédentes irrigations et ne peut être mise en cause. À 1119 °C.jour, la consommation (majoritairement via la transpiration) est à son maximum (développement du grain), les mesures de HM_{mea} indiquent pourtant que la pente de consommation est plus ralentie que celle simulée. L'écart entre HM_{mea} et HM_{sim} finit même par être fortement atténué.

Tableau. 46. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par la configuration « $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ » sur la parcelle Da2_16 (avec réinitialisation de HM_{sim}).

Contraintes	Variable	R^2	rRMSE (%)	n	a	b
$TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (avec réinitialisation de HM_{sim})	GAI_{sim}	0.99	8.43	9	1.08	-0.17
	PDM_{sim}	0.97	16.43	7	1.16	1.76
	EDM_{sim}	0.99	16.74	7	0.99	2.81
	TDM_{sim}	0.98	16.58	7	1.05	5.93
	HM_{sim}	0.66	2.87	23	1.01	2.88

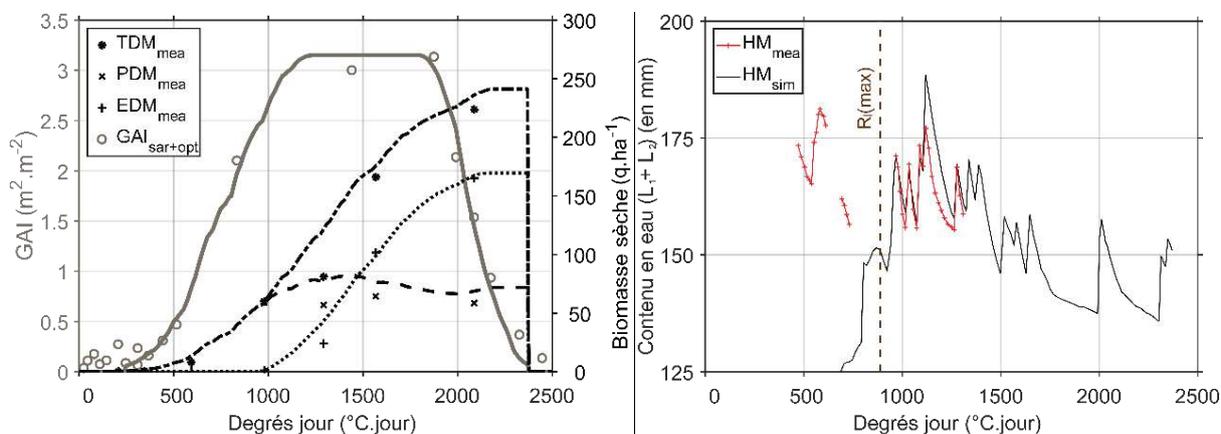


Figure. 129. Simulations du GAI et des biomasses sèches (à gauche) et du contenu en eau des couches L_1 et L_2 (à droite) après optimisation des paramètres du couvert végétal avec la configuration $TDM_{mea} + GAI_{sar+opt}$ (avec réinitialisation de HM_{sim})

Il faut reprendre le détail des mesures sur la Figure. 127. Quand bien même la demande climatique serait importante, les microporosités sont remplies pendant cette période. Le sol est proche de la saturation et l'asphyxie empêche les racines de fonctionner au meilleur de leur capacité.

Le modèle ne tient pas compte de ce phénomène et réagit comme si les racines étaient dans un état de confort hydrique, avec un prélèvement maximal. L'absence de simulation du potentiel matriciel des racines dans SAFY-WB, en fonction du niveau de remplissage des porosités du sol, explique que la décroissance de HM_{sim} est plus importante que celle de HM_{mea} durant cette période. L'excès d'eau a aussi contraint les racines à ne pas se développer plus en profondeur. Les prélèvements stagnent début août, malgré la forte demande climatique (symbolisée par les températures mesurées à 5 cm) en raison de l'épuisement des réserves présentes dans les 30 premiers centimètres. Du fait de l'absence de racines actives sur les 20 derniers centimètres, par cohérence avec les mesures, il serait nécessaire d'éliminer les horizons les plus profonds dans le calcul de la RFU.

4.3.3.2 Estimations de l'humidité du sol en optimisant les paramètres du module hydrique

Les valeurs des paramètres (K_{trp} , K_{dif} , $Edif$) issues de la contrainte de HM_{mea} sont présentées dans le Tableau. 47. Suivant la configuration, K_{trp} évolue d'une valeur à 0.16 à 0.41, en accord avec la valeur de 0.34, calibrée par Battude, 2017. Les valeurs établies pour K_{dif} et $Edif$ sont éloignées de celles calibrées par Claverie Martin, 2012. L'évaluation de leur pertinence reste complexe car ils se compensent mutuellement dans les équations 70-72.

Tableau. 47. Valeurs des paramètres K_{trp} , K_{dif} , $Edif$ optimisés à partir de HM_{mea} sur la parcelle Da2_16 en 2016. Les tirets indiquent que les paramètres ne sont pas optimisés.

	HM_{mea}	HM_{mea} + réinitialisation de HM_{sim}	HM_{mea}	HM_{mea} + réinitialisation de HM_{sim}	HM_{mea}	HM_{mea} + réinitialisation de HM_{sim}
K_{trp}	0.16	0.13	0.30	0.41	-	-
K_{dif}	-0.05	-0.16	-	-	0.17	-0.27
$Edif$	0.33	0.44	-	-	-0.05	5.29×10^{-7}

Les performances statistiques associées à l'assimilation des précédents paramètres sont résumées dans le Tableau. 48. Les erreurs relatives sont faibles pour l'ensemble des configurations ($rRMSE < 2.95\%$) et les coefficients R^2 ont des valeurs allant de 0.63 à 0.74. La réinitialisation de HM_{sim} améliore les estimations (+ 0.06 de R^2 pour « K_{trp} - K_{dif} - $Edif$ », + 0.09 de R^2 pour « K_{trp} ») excepté lorsque le couple de paramètres « K_{dif} - $Edif$ » est visé. Le jeu regroupant les trois paramètres (« K_{trp} - K_{dif} - $Edif$ ») offre les meilleures performances avec un R^2 de 0.74 et un $rRMSE$ de 2.54%. La pente de la droite de régression ($a = 1.07$) est proche de la bissectrice. Entre les deux autres jeux de paramètres, « K_{trp} » apporte la meilleure amélioration des performances avec un R^2 de 0.72 contre 0.69 pour « K_{dif} - $Edif$ ». K_{trp} est un paramètre clé dans l'estimation de la transpiration, ce qui influence fortement les simulations de HM_{sim} . Pour la partie validation, nous sélectionnons les valeurs des paramètres ayant donné les meilleures simulations ($K_{trp} = 0.13$, $K_{dif} = -0.16$ et $Edif = 0.44$).

Tableau. 48. Performances statistiques de la calibration à partir des contraintes établies par HM_{mea} sur la parcelle Da2_16 (avec ou sans réinitialisation de HM_{sim}). Les paramètres cibles sont Ktrp, Kdif et Edif.

Paramètres optimisés avec HM_{mea}	Réinitialisation HM_{sim}	Variables	R ²	rRMS E (%)	n	a	b
Ktrp, Kdif, Edif	Non	GAI_{sim}	0.99	10.24	11	1.21	-0.12
		PDM_{sim}	0.97	16.42	7	1.24	1.94
		EDM_{sim}	0.99	18.54	7	1.03	3.31
		TDM_{sim}	0.97	18.76	7	1.09	7.88
		HM_{sim}	0.68	2.71	23	1.01	1.20
	Oui	GAI_{sim}	0.99	9.61	11	1.11	-0.11
		PDM_{sim}	0.97	14.86	7	1.14	2.22
		EDM_{sim}	0.99	17.03	7	0.97	2.67
		TDM_{sim}	0.98	16.32	7	1.03	6.61
		HM_{sim}	0.74	2.54	23	1.07	-10.33
Ktrp	Non	GAI_{sim}	0.99	9.24	11	1.08	-0.11
		PDM_{sim}	0.97	16.82	7	1.17	1.66
		EDM_{sim}	0.99	17.23	7	0.99	2.98
		TDM_{sim}	0.98	17.37	7	1.06	6.33
		HM_{sim}	0.63	2.95	23	0.97	8.04
	Oui	GAI_{sim}	0.99	8.33	11	0.99	-0.10
		PDM_{sim}	0.97	15.20	7	1.06	1.87
		EDM_{sim}	0.99	15.64	7	0.91	2.61
		TDM_{sim}	0.98	15.47	7	0.96	5.80
		HM_{sim}	0.72	2.62	23	1.07	-9.24
Kdif, Edif	Non	GAI_{sim}	0.99	10.18	11	1.20	-0.12
		PDM_{sim}	0.97	16.30	7	1.23	1.97
		EDM_{sim}	0.99	18.43	7	1.03	3.24
		TDM_{sim}	0.98	18.54	7	1.09	7.74
		HM_{sim}	0.69	2.68	23	1.01	-0.75
	Oui	GAI_{sim}	0.99	11.04	11	1.23	-0.12
		PDM_{sim}	0.97	16.30	7	1.23	1.99
		EDM_{sim}	0.98	18.81	7	1.01	3.48
		TDM_{sim}	0.97	19.41	7	1.07	8.75
		HM_{sim}	0.69	2.81	23	1.07	-8.82

4.3.4 Étape de validation : l'approche diagnostic

Les paramètres (D_0 et ELUE) associés à l'assimilation des données satellitaires avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » sont résumés dans le Tableau. 49. Les valeurs D_0 sont moins dispersées que celles définies dans la partie estimation du rendement (Tableau. 32), le semis ayant lieu durant la même période sur les parcelles irriguées. Celles-ci ayant les meilleurs potentiels de rendements (et de revenus), les exploitants y priorisent les travaux agricoles et les réalisent dans les meilleures conditions.

Les couverts simulés sont fortement développés avec des valeurs d'ELUE comprises entre 3.35 et 4.99 g.MJ⁻¹ (4.14 g.MJ⁻¹ en moyenne sur 2015 et 2016), grâce à l'apport de l'irrigation. En moyenne, leur développement est plus contraint en 2015 (ELUE = 3.66 g.MJ⁻¹) qu'en 2016 (ELUE = 4.39 g.MJ⁻¹). Ces parcelles étant voisines d'une année sur l'autre, il est possible de mettre en avant la différence climatique. Bien qu'irriguées, l'apport hydrique est plus régulier en 2016 qu'en 2015 où l'absence de précipitations est plus marquée. Face à cela, les agriculteurs ont cherché à économiser la ressource hydrique, en diminuant le nombre de tours d'eau. Même en présence d'irrigation, il est essentiel d'optimiser le paramètre ELUE afin de refléter la dynamique de la végétation et les pratiques d'irrigation. Ces résultats nuancent l'hypothèse de Battude et al., 2017 selon laquelle l'ELUE est homogène lorsque sur une même zone les parcelles sont irriguées. Cette simplification présente uniquement l'intérêt de diminuer le nombre de paramètres à optimiser, de même que le temps de traitement.

Tableau. 49. Performances statistiques sur l'estimation de HM_{sim} lors de l'étape de validation (optimisation de D_0 et ELUE) à partir des contraintes établies par $GAI_{sar+opt}$ sur les parcelles de maïs grain irriguées en 2015 et 2016. Les parcelles avec un $R^2 < 0.5$ sont en rouges et celles surlignées servent de référence pour fixer Hcc et le bas de la RFU par UP.

UP	ID	Année	n	R ²	a	b	rRMSE (%)	D0	ELUE
1	Da2_16	2016	23	0.76	1.06	-13.15	2.39	138	4.22
2	DI1_15	2015	53	0.66	1.18	-53.31	4.04	116	3.60
2	DI10_15	2015	53	0.60	0.51	57.58	5.34	112	3.52
2	DI2_15	2015	53	0.75	0.75	16.00	3.77	111	4.08
2	DI1_16	2016	73	0.07	0.26	89.52	4.53	128	4.60
3	DI2_16	2016	85	0.24	0.29	99.95	6.79	131	4.32
3	DI3_16	2016	84	0.37	0.47	37.55	7.10	133	4.79
4	DI3_15	2015	63	0.83	0.97	16.67	6.17	107	3.66
4	DI8_15	2015	61	0.66	1.20	-55.43	7.52	112	4.06
4	DI9_15	2015	61	0.64	1.19	-39.05	7.88	117	3.60
4	DI11_16	2016	70	0.73	0.56	36.69	3.06	127	4.56
4	DI5_16	2016	73	0.79	1.06	-35.88	2.35	126	4.99
4	DI6_16	2016	73	0.11	0.26	91.38	6.15	128	4.73
4	DI7_16	2016	74	0.34	0.40	70.76	4.55	128	4.97
5	DI11_15	2015	52	0.53	0.84	4.00	6.30	106	3.35
5	DI13_15	2015	52	0.13	0.52	50.94	9.46	107	3.43
5	DI4_16	2016	58	0.00	0.03	123.69	6.01	133	4.90
6	DI12_15	2015	54	0.60	0.53	9.97	3.55	111	3.84
6	DI5_15	2015	54	0.40	0.34	41.77	4.63	120	3.71
6	DI7_15	2015	54	0.27	0.69	-10.44	5.70	112	3.57
7	DI6_15	2015	45	0.72	0.36	46.41	5.68	115	3.51
7	DI10_16	2016	62	0.02	0.18	69.28	12.32	128	4.79
7	DI9_16	2016	62	0.07	0.24	78.97	8.52	124	4.46

Les statistiques associées à la simulation de HM_{sim} sont classées par UP dans le Tableau. 49. Les parcelles sélectionnées pour extraire les valeurs de Hcc et le bas de la RFU sont indiquées en gras et les simulations de HM_{sim} jugées non significatives ($R^2 < 0.5$) sont colorées en rouge. Pour les autres, le R^2 moyen est de 0.69 (de 0.53 à 0.83) pour un rRMSE moyen de 4.84% (2.35 à 7.88%) sur les deux années. Le coefficient « a » présente une grande diversité de valeurs (de 0.36 à 1.20), tout comme « b » en allant de -55.43 à 57.58. Les simulations n'ont pas les mêmes comportements et ne peuvent être débiaisées de la même manière.

Sur l'ensemble des 23 parcelles étudiées, 11 (dont 8 en 2016) ont un R^2 inférieur à 0.5. Leur répartition est indépendante du type d'UP ou des parcelles ayant servies de référence pour fixer l'Hcc et le bas de la RFU. Afin de comprendre s'il s'agit d'un défaut de la modélisation ou des données terrains recueillies, la cause de ces erreurs de simulations est étudiée au cas par cas en vue d'améliorations futures. Les « ID » permettent de relier les figures aux valeurs du Tableau. 49.

4.3.4.1 Défauts liés aux propriétés du sol

Les courbes de la parcelle DI7_16 (Figure. 130) ont une tendance décroissante avec des apports en eau et des consommations peu marqués HM_{mea} , à l'inverse des simulations HM_{sim} . La Figure. 131 présente le détail des relevés de HM_{mea} sur le profil 0-0.5 m, qui est proche de la saturation fin juin après de fortes pluies. Dans le modèle, le contenu en eau ne peut dépasser la capacité au champ (Hcc) et sort du réservoir sous forme de débordement sans que cela n'affecte les prélèvements. Ce formalisme ne traduit pas l'état des prélèvements de la plante lorsque les microporosités (voire les macroporosités pour la saturation) sont remplies. À partir du jour 179, seul l'horizon à 0.5 m reste saturé. Une irrigation trop précoce au jour 184 asphyxie momentanément le système racinaire sur les 20 premiers centimètres, tandis qu'en profondeur la dynamique de prélèvement reste continue jusqu'au jour 201 grâce à un sol ressuyé. Les racines parviennent à 0.5 m au jour 193 et vont prélever l'eau régulièrement jusqu'à la période de sénescence, sans que les apports ne puissent atteindre cette couche. L'absence de pente de consommation, pour les horizons de 0.2 à 0.3 m, tranche avec le comportement de l'horizon superficiel et peut traduire la présence d'une zone compactée ou d'une épaisse semelle de labour. Ces couches ne sont sensibles aux apports qu'à partir du jour 233, quelques jours après qu'une chute brutale des mesures à 0.1 m soit observée.

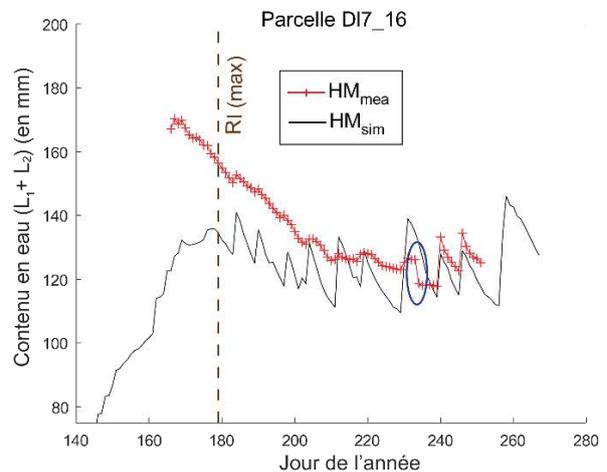


Figure. 130. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle DI7_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

Il peut s'agir de la formation d'une crevasse (fréquent sur les sols argileux) qui laisse l'eau s'écouler le long de la canne. De telles variations des propriétés de sol, tel que la formation de crevasse ne peut être simulée par le modèle.

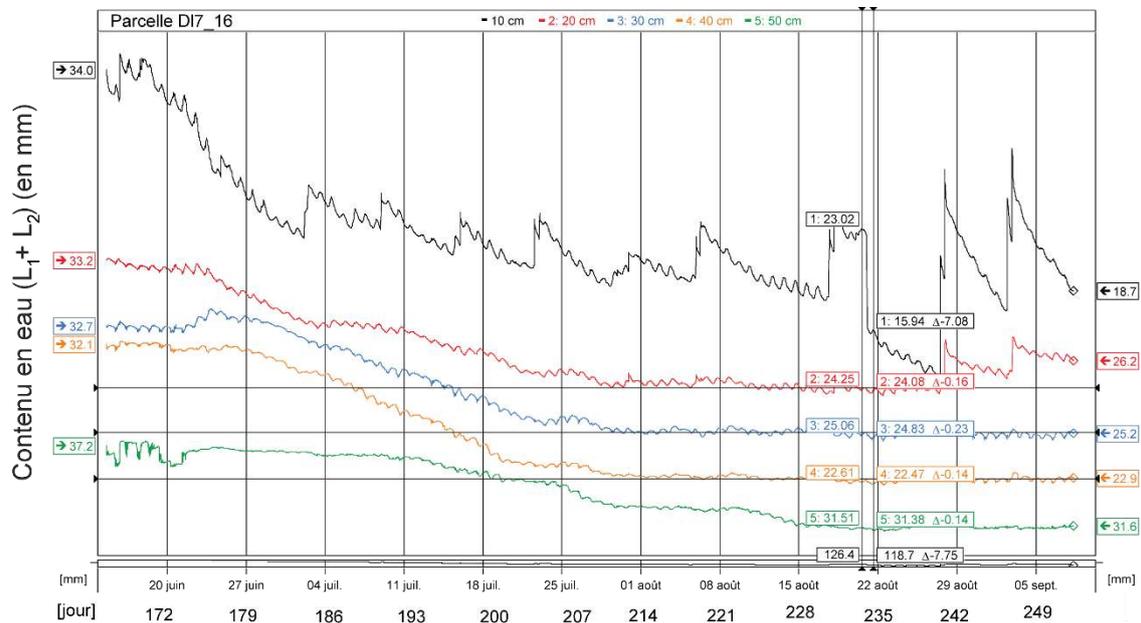


Figure. 131. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 10 cm) et L_2 (à 20, 30, 40 et 50 cm) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D17_16

Pour la parcelle D14_16 (Figure. 132), les courbes de HM_{sim} (décroissante) et HM_{mea} (croissante) ont des comportements contraires. La Figure. 133 reprend le détail des mesures de la sonde par couche. Les mesures débutent relativement tard dans la saison (jour 193), juste avant une irrigation. La faible rétention en eau (de 14.3 mm à 17.1 mm) et le bon drainage des pluies caractérisent la présence d'un sol sablo-limoneux sur les 30 premiers centimètres, alors que des horizons argileux se différencient à partir de 0.4 m. Les marches de consommations sont bien visibles à 0.1, 0.4 et 0.5 m alors que les consommations sont nulles à 0.2 et 0.3 m, marquant une semelle de labour. Il est inhabituel de noter que les valeurs du contenu en eau diminuent lors des apports pour l'horizon 0.2 m. Une bulle d'air, présente dans cette zone compactée le long de la canne, est déplacée lors du passage du flux d'eau vertical. Cela peut révéler un défaut dans l'installation avec l'utilisation d'une tarière manuelle pour ce modèle appartenant à

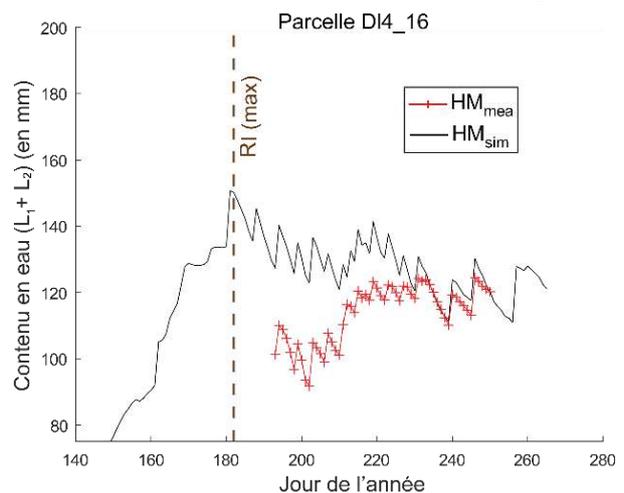


Figure. 132. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et $ELUE$ sur la parcelle D14_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

l'ancienne génération de sondes (EasyAg). Les pics observés en profondeur illustrent des flux descendants rapides après chaque apport (pluie ou irrigation). Le contenu en eau remonte en moyenne à 40 cm et signale un excès du jour 217 au jour 237. Ce phénomène d'asphyxie explique que les consommations soient moins importantes pour HM_{mea} que pour HM_{sim} . Le modèle n'est pas capable de reproduire les particularités du sol, à savoir les différences de type de sol et la présence d'une zone compactée, ce qui mène à une surestimation de la RFU réelle. La situation d'asphyxie crée un différentiel entre le potentiel matriciel réel et celui estimé à travers la consommation.

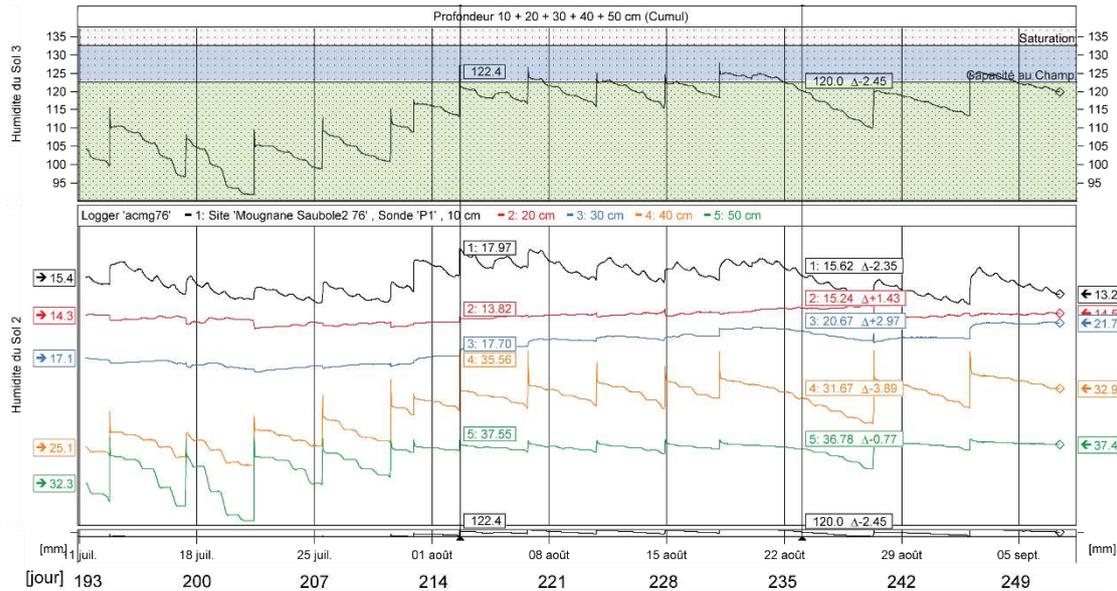


Figure. 133. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 0.1 m) et L_2 (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D14_16

Terminons cette sous-partie avec les simulations sur la parcelle D17_15 (Figure. 134). Même en tenant compte d'une précipitation non relevée par le pluviomètre, les valeurs de HM_{sim} ont une tendance décroissante nette avec de très bonnes consommations. En revanche HM_{mea} croissante avec de faibles consommations, est parfois marquée par une faible sensibilité aux apports. Le jour 210 illustre parfaitement ce constat avec un apport très peu visible.

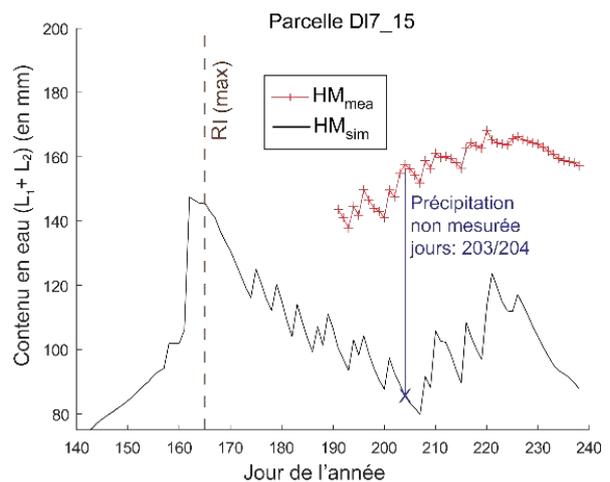


Figure. 134. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et $ELUE$ sur la parcelle D17_15 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

L'interprétation du détail des mesures d'humidité (Figure. 135) est évidente, la parcelle est abondamment arrosée et les racines sont en situation d'asphyxie (dépassement de Hcc) durant une grande partie du cycle cultural. Cette situation devrait être néfaste pour la culture, pourtant les rendements observés sont excellents sur cette parcelle (142 q.ha⁻¹). Cela signifie que la sonde exprime une anomalie et n'est pas représentative de l'ensemble de la parcelle. La mesure locale est très sensible aux hétérogénéités et un travail doit être fait pour améliorer la stratégie d'implantation des sondes en se basant sur l'information récoltée par l'imagerie satellitaire des années précédentes. La modélisation présente ici l'avantage de caractériser la parcelle d'un point de vue homogène et il serait ici plus conforme pour l'exploitant de suivre HM_{sim} plutôt que HM_{mea}.

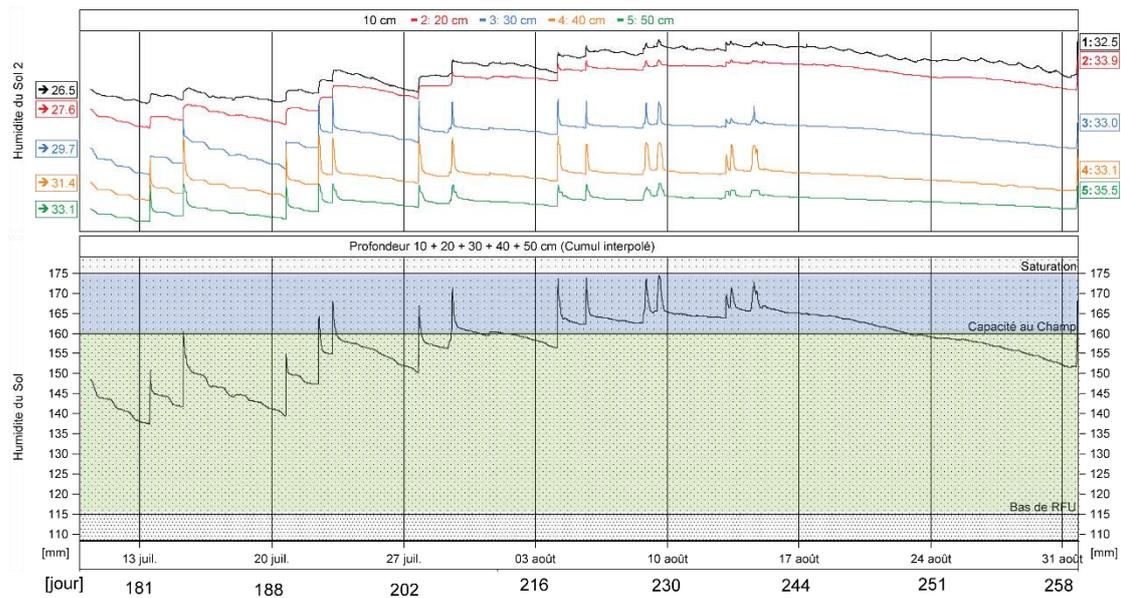


Figure. 135. Mesures du contenu en eau des couches L₁ (à 0.1 m) et L₂ (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D14_16

4.3.4.2 Défauts liés à l'estimation de la croissance racinaire

La sonde est installée très tardivement sur la parcelle DI13_15 (Figure. 136). Malgré un écart de 60 mm, les profils se superposent parfaitement jusqu'au jour 220, où en 2015, d'intenses averses orageuses apportent plus de 40 mm d'eau. Cette mesure n'est pourtant pas relevée par la sonde, ce qui indique une faible remontée de HM_{mea} . Aucune anomalie n'est détectée sur le détail des profils de 0 à 0.5 m. Deux hypothèses peuvent expliquer cette différence. La première hypothèse remet en question la donnée mesurée. Les précipitations relevées sont réalisées à plusieurs kilomètres de la parcelle ce qui pose problème dans une situation d'averses orageuses localisées. La seconde reprend le fait qu'une partie des précipitations s'est écoulée sous forme de ruissellement, le sol n'ayant pas la capacité de les absorber. Pour rappel, ces ruissellements ne sont pas intégrés dans le formalisme actuel du modèle. Ce phénomène est identifiable sur d'autres parcelles mais il impacte fortement les statistiques de la parcelle DI13_15 en raison du faible nombre de valeurs HM_{mea} . Sans complexifier le modèle, il serait constructif d'ajouter une prise en compte du ruissellement, en s'inspirant du formalisme utilisé dans le modèle Aquacrop. Dans ce dernier, le ruissellement est déterminé à partir d'une courbe influençant l'infiltration et se base sur les caractéristiques du sol et le contenu en eau des couches (Raes, 2017).

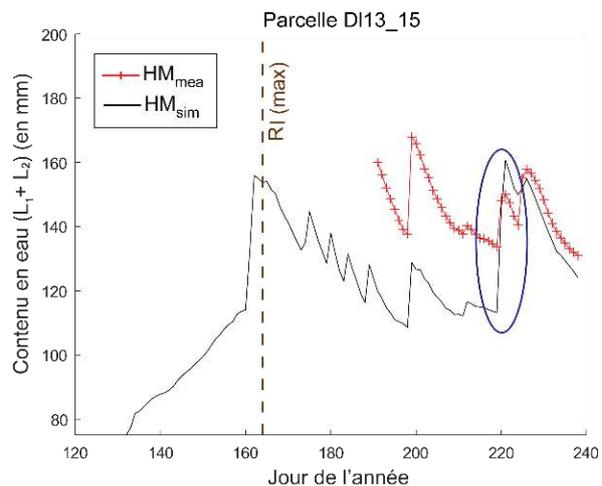


Figure. 136. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle DI13_15 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

Sur la parcelle DI1_16 (Figure. 137), le niveau de HM_{sim} est légèrement sous-estimé par rapport à HM_{mea} , cette différence est rattrapée au jour 189. Le détail des mesures de 0 à 0.5 m (Figure. 138) montre que le profil de sol exploré est homogène puisque les consommations entre horizons sont parfaitement comparables. Les apports sont totalement maîtrisés avec un contenu en eau qui reste compris entre l'Hcc et le bas de la RFU. Un écart entre HM_{mea} et HM_{sim} est visible peu avant le jour 220. Les racines atteignent 0.5 m dès le jour 186.

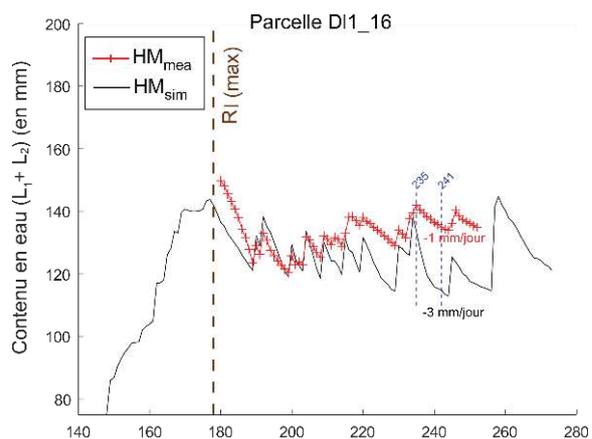


Figure. 137. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur la parcelle DI1_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

Au vu de leur activité à cette profondeur, elles ont probablement exploré plus profondément le profil de sol. En pleine période estivale (à partir du jour 220), les horizons superficielles sont épuisées, la plante privilégie alors les horizons plus profonds à 0.4 et 0.5 m, voire en deçà. En intégrant les couches à 0.6 et 0.7 m, les mesures se rapprocheraient des valeurs simulées de HM_{sim} . L'idéal serait d'implanter des sondes à 1.2 m pour pouvoir vérifier si les racines sont actives au-delà de 0.5 m. Une telle décision provoquerait une hausse de 50 % du coût d'achat du matériel ce qui est conséquent. L'écart entre HM_{mea} et HM_{sim} s'accroît en fin de cycle où seulement 1 mm.jour^{-1} est consommé (selon les mesures) alors que 3 mm.jour^{-1} sont simulés. Le modèle peine à reproduire la baisse de consommation durant la phase de maturation. Cette difficulté à simuler la sénescence est mise en avant sur d'autres modèles au formalisme proche, comme Aquacrop. Hsiao et al., 2009 rappelle que les processus utilisés suivent une extrême simplification de la réalité. Il conseille néanmoins, dans le but de préserver leur simplicité, de ne pas les remettre en cause en travaillant davantage sur la simulation de la transpiration avec le coefficient de stress (correspondant à TR_c dans SAFY-WB) pour compenser le phénomène.

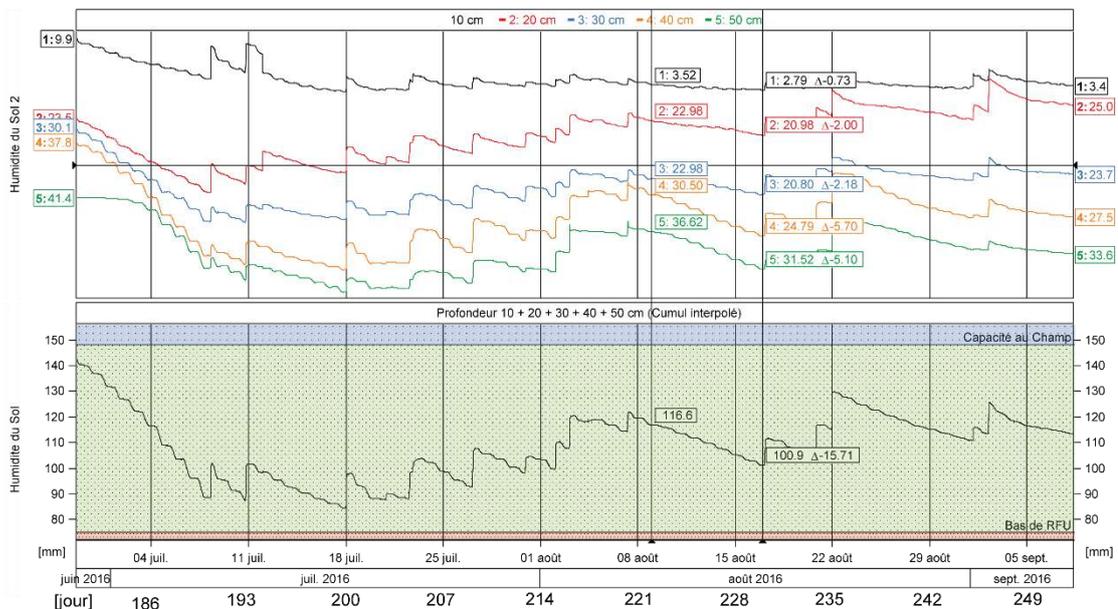


Figure. 138. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 0.1 m) et L_2 (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle D11_16

Concernant la parcelle DI3_16, le prélèvement simulé est trop important par rapport à celui mesuré (Figure. 139). Grâce à l'observation du détail des mesures de la sonde d'humidité (Figure. 140), il est possible de noter que les racines atteignent précocement l'horizon 0.5 m et y consomment l'intégralité des réserves en à peine 10 jours. La plante atteint le bas de la RFU au jour 209, entraînant la stagnation des prélèvements sur le profil de mesures de la sonde. Cette absence de consommation n'est pas viable et aurait dû entraîner une baisse significative du rendement, ce qui n'a pas été le cas puisqu'un très bon rendement est enregistré à la récolte (122 q.ha⁻¹). La plante a donc satisfait ses besoins en prélevant plus en profondeur. Les pentes de consommations de HM_{sim} correspondent davantage à un profil intégrant les couches sous-jacentes aux mesures. Cet écart continue de croître après le remplissage des couches superficielles. Des précipitations, couplées aux irrigations, remplissent les microporosités jusqu'à dépasser H_{cc} à partir du jour 226. Cela limite le potentiel de prélèvements de la plante. Suivant la même logique que la parcelle Da2_16, le modèle simule de fortes consommations sans tenir compte du dépassement de la H_{cc} .

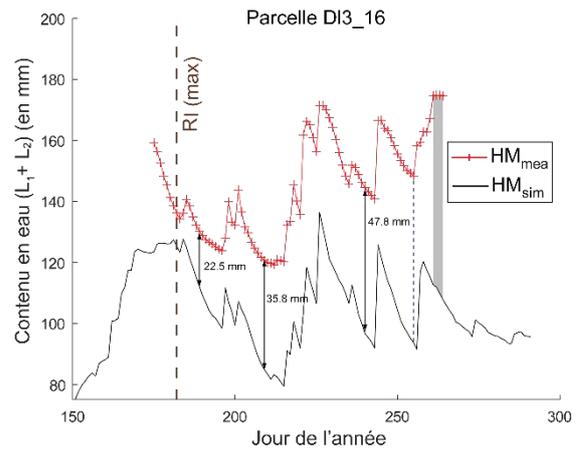


Figure. 139. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et $ELUE$ sur la parcelle DI3_16 avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

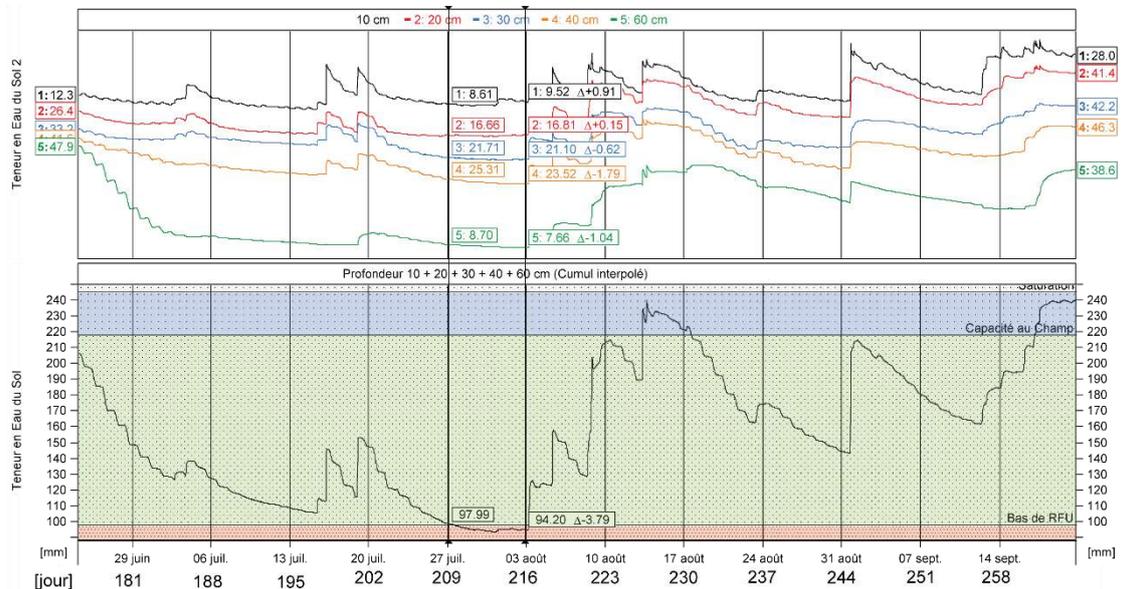


Figure. 140. Mesures du contenu en eau des couches L_1 (à 0.1 m) et L_2 (de 0.2 à 0.5 m) à partir des sondes d'humidité sur la parcelle DI3_16

4.3.4.3 Défauts liés aux apports hydriques

Un autre phénomène est visible sur la parcelle DI3_16 (Figure. 139). Il y a un décalage d'un jour (au jour 256) entre les pluies mesurées par la station météorologique la plus proche (servant à la simulation) et la hausse de l'humidité mesurée par la sonde. D'après HM_{mea} , des précipitations sont en outre visibles à partir du jour 262 alors qu'elles ne sont pas mesurées par la station (absence de hausse sur HM_{sim}). Les pluies (notamment les averses orageuses en fin d'été) peuvent être localisées. Bien que le pluviomètre soit situé à 3 km de la sonde, ces résultats mettent en avant la nécessité d'installer un pluviomètre au sein de la parcelle, à proximité de la sonde.

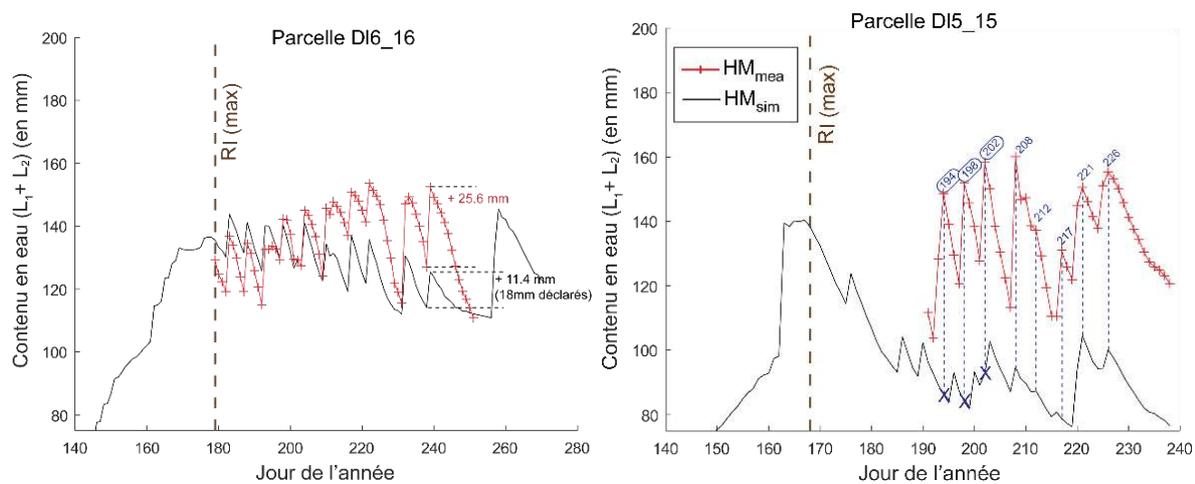


Figure. 141. Simulations du contenu en eau des couches L_1 et L_2 après optimisation des paramètres D_0 et ELUE sur les parcelles DI6_16 (à gauche) et DI5_15 (à droite) avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ »

Les parcelles DI2_16, DI6_16 et DI9_16 ont le même type de comportement et sont interprétées à travers la parcelle DI6_16 (Figure. 141, à gauche). La tendance moyenne des mesures est croissante alors que celle des simulations est décroissante. Le jour 216, est caractérisé par des apports en eau comparables et des niveaux de prélèvements équivalents. Les paramètres du bilan hydrique semblent adaptés à cette parcelle. L'écart croissant entre les valeurs simulées et observées s'explique davantage par le niveau des apports en eau. Pour chaque irrigation, l'agriculteur a déclaré des doses comprises entre 18 et 20 mm. Prenons le cas de la dose appliquée au jour 238 (aucune pluie n'est mesurée durant cette période). Le couvert végétal a intercepté 6.6 mm de la dose déclarée et l'apport simulé est de 11.4 mm. La sonde d'humidité mesure un apport de 25.6 mm, après interception du couvert. La dose appliquée dans le modèle est donc largement sous-évaluée. Ces erreurs sont à l'origine de la sous-estimation globale. La déclaration de l'agriculteur n'est pas nécessairement à remettre en question. Au sein d'une rampe d'irrigation, les doses appliquées vont varier selon la position de la sonde par rapport à l'asperseur.

La dose déclarée étant calculée en moyenne sur l'ensemble de la rampe, la dose appliquée peut varier d'un asperseur à l'autre. Néanmoins, un tel niveau d'erreur nécessite de vérifier le réglage des buses.

Tout comme D16_16, la parcelle D15_15, présentée sur la (Figure. 141, à droite), comprend des erreurs liées à la déclaration de l'exploitant, cette fois-ci à propos des dates d'irrigation. Sans tenir compte de la différence entre les taux de consommations (plus accentués sur les mesures), un décalage est observé pour les trois dates d'irrigation entre HM_{mea} et HM_{sim} . Un tour de pivot met 4-5 jours pour irriguer l'ensemble de la parcelle. Il faut veiller à ce que les dates déclarées coïncident avec le jour où le pivot passe au-dessus de la sonde.

4.4 Conclusion

Le chapitre 4 traite de l'estimation des besoins hydriques du maïs grain. Grâce à l'activation du module hydrique, SAFY-WB peut simuler le contenu en eau du sol au cours du développement de la culture. Le stockage de l'eau se fait en trois couches. La couche superficielle (0.1 m de profondeur) est sensible à l'évaporation et à la transpiration. Puis vient la couche racinaire qui évolue lors du développement de la culture en fonction de la croissance des racines jusqu'à 0.5 m de profondeur. L'évolution de la couche profonde est fonction de la couche sus-jacente. Sa limite est fixée à 0.6 m et aucun prélèvement de la plante n'y est effectué. La communication entre ces couches se fait sous la forme de flux verticaux (diffusifs ou gravitaires) et leur niveau de remplissage est fonction de la « demande » (évapotranspiration) et de « l'offre » disponible.

Les dimensions des réservoirs sont définies à partir de la littérature et de la taille des sondes Sentek (0.5 m). Ces mesures sont comparables aux sorties du modèle au même titre que le GAI et la biomasse sèche. Grâce à la carte pédologique du Lot-et-Garonne, les parcelles sont regroupées sur 7 unités homogènes de sol. Une sonde est sélectionnée par unité pour déterminer la capacité au champ et le bas de la RFU, lorsque le point de flétrissement n'est pas atteint. La vitesse de croissance racinaire est également dérivée des profils d'humidité des sondes grâce au relevé des dates et profondeurs de l'activité des racines. La ressource en eau semble affecter cette croissance qui est ainsi plus soutenue en 2016 ($a = 7 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$) qu'en 2015 ($a = 5 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot \text{°C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$).

Le modèle peut fonctionner avec les paramètres définis dans le chapitre 3. L'activation du module hydrique affecte cependant les simulations de biomasses ou de GAI du module végétation. Les résultats obtenus sur l'estimation du contenu en eau sont néanmoins fiables. Une ré-optimisation des paramètres P_{1a} , P_{1b} , S_{1t} , R_s avec la configuration « $GAI_{sar+opt}$ » permet de corriger le biais apporté à l'estimation de la production ($R^2 > 0.97$). Bien que satisfaisante ($R^2 = 0.68$), l'estimation du contenu en eau est ensuite améliorée grâce à l'assimilation des mesures d'humidité. L'optimisation des trois paramètres simultanément donne les meilleures

performances avec un R^2 de 0.74 et un faible rRMSE de 2.54 %. Ces paramètres, ainsi que ceux précédemment optimisés pour le module végétation, sont fixés pour l'étape de validation.

Dans cette l'étape de validation, les paramètres D_0 et ELUE sont optimisés par parcelle avec le « $GAI_{sar+opt}$ ». Les résultats statistiques obtenus sur l'estimation du contenu en eau sont contrastés avec un R^2 allant de 0.07 à 0.83. Le détail des erreurs de simulations ($R^2 < 0.5$), pour chacune des parcelles, met en évidence des défauts liés aux propriétés du sol. La formation d'une crevasse autour de la sonde, ou une mauvaise installation faussent par exemple les mesures. La sonde peut aussi révéler des particularités du sol (exemple : nature des sols par horizon). Des erreurs liées aux déclarations des agriculteurs (doses et dates d'irrigation) sont également récurrentes. Enfin certains phénomènes ne sont pas modélisés par SAFY-WB. Dans le cas d'un sol saturé et pendant le drainage, le modèle considère que la plante est dans une situation optimale et lui attribue un prélèvement maximal, alors qu'en réalité elle est en situation d'asphyxie et stoppe ses prélèvements.

À notre connaissance, aucune étude n'utilise les mesures d'humidité pour optimiser les paramètres du modèle. Les précédentes études se basent uniquement sur les mesures flux d' ET_R pour valider les simulations. La modélisation couplée à l'imagerie satellitaire apparaît alors comme une source d'information complémentaire aux sondes capacitatives qui améliorent la compréhension des processus.

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse était d'estimer la production de parcelles de maïs (grain et pop) à une échelle régionale, et de faire le diagnostic de ses besoins hydriques tout au long de son cycle cultural. La démarche mise en place pour y répondre s'articule autour de l'utilisation d'un modèle simplifié (SAFY-WB) couplé à de l'imagerie satellitaire. L'arrivée récente de la mission Sentinel-1 permet de combiner l'information issue de l'imagerie SAR à des données optiques, dans le but de réduire la dépendance face aux contraintes atmosphériques.

Synthèse de la base de données

L'étude couvre les deux principaux types de maïs cultivés dans la région, à savoir les maïs grain et pop, particularité locale de l'entreprise Nataïs. Une importante base de données a été constituée durant les années culturales de 2015 et 2016. Ces campagnes intensives de mesures ont été réalisées à une échelle régionale afin de couvrir les diversités paysagère, climatique et pédologique des cultures de maïs du Sud-ouest de la France. L'ensemble de la zone est quadrillé par un réseau de stations météorologiques géré par l'ACMG, avec une forte densité de relevés de températures ou de pluies. Une vaste enquête est réalisée sur ces deux années auprès de 22 agriculteurs afin de récupérer les itinéraires techniques sur plus de 1800 ha de maïs (dont environ 400 ha en pop). La diversité des surfaces (de 2.4 à 62 ha), des pentes (de 0.3 à 11.2°) et des variétés (pour le maïs grain) est représentative du Sud-Ouest sur les deux années. En parallèle, un dispositif de mesures permet de collecter des échantillons de biomasse sur 10 parcelles, ainsi que des mesures de hauteur, des photographies hémisphériques et de l'information sur les stades phénologiques. Le rendement spatialisé facilite la création de parcelle homogène, en séparant les pratiques agricoles (irrigation, densité de semis, etc.). Grâce au réseau d'agriculteur et au matériel du CESBIO, 52 points de mesures de sondes Sentek sont exploitables pour estimer le contenu en eau du sol. Les relevés (de biomasse, d'humidité, etc.) extraits dans les parcelles ont été couplés aux itinéraires techniques récoltés auprès des exploitants afin de calibrer et valider les simulations du modèle. Grâce aux missions Sentinel-1 et Landsat-8, l'ensemble de la zone est couverte en données satellitaires. Ces images ont permis de déduire le GAI_{opt} à partir du modèle BVnet. Pour le radar, l'application d'une normalisation angulaire a permis d'augmenter la répétitivité de 12 à 6 jours en fusionnant les orbites 30 et 132. Le GAI_{sar} a ensuite pu être inversé du ratio $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ du semis au stade floraison (au-delà le signal sature). Le ratio présente l'intérêt d'être peu sensible à la variation de l'humidité du sol, tout en étant corrélé à la structure de la végétation. La variable TDM_{sar} a été également dérivé de $\sigma^{\circ}_{VH/VV}$ afin d'être assimilée dans le modèle.

Estimation de la production

Le modèle peut fonctionner grâce aux données météorologiques et être piloté par l'information issue de l'imagerie satellitaire (optique et radar).

Ces ajouts sont suffisamment discrets pour ne pas complexifier le formalisme d'origine. Le module végétation du modèle est contrôlé par les paramètres liés à la phénologie du maïs (P_{1a} , P_{1b} , S_{tt} , R_s) et définis lors de l'étape de calibration. D_0 et ELUE, spécifique à chaque parcelle, sont également simulés et sont alors fixés dans la partie validation. Une fois appliqués dans le modèle, ces 6 paramètres aident à simuler de manière temporelle le GAI_{sim} et la biomasse sèche (EDM_{sim} , PDM_{sim} et TDM_{sim}). Les conclusions sont similaires entre les deux types de maïs : l'assimilation exclusive de GAI_{sar} fausse les résultats de calibration jusqu'à donner un R^2 de 0.01 pour le maïs pop.

Dans l'approche diagnostic (validation), l'assimilation de TDM_{sar} en complément de $GAI_{sar+opt}$ altère les simulations de la biomasse et du rendement alors que l'utilisation exclusive de « $GAI_{sar+opt}$ » donne de bons résultats pour l'ensemble des variables. Cette dernière configuration améliore même les résultats de simulations de la configuration « GAI_{opt} » pour l'année 2016 (+ 0.08 de R^2). L'information radar comble ainsi le manque de données optiques en début de saison lorsque la nébulosité est présente. Une base de données erronée empêche d'établir cette comparaison sur le maïs pop. Le modèle est pourtant apte à simuler la biomasse sèche mesurée, telle que TDM_{sim} ($R^2 = 0.95$; $rRMSE = 0.34\%$ en 2016). La configuration « $GAI_{sar+opt}$ », combinant l'optique et le radar donne les résultats les plus robustes.

Les différents modules ajoutés au modèle ont été évalués grâce à cette configuration. Ces ajouts sont suffisamment discrets pour ne pas complexifier le formalisme d'origine. La prise en compte de la précocité variétale montre un intérêt pour une étude à plus large échelle. Les bénéfices de la normalisation angulaire sont particulièrement marqués sur les parcelles de maïs grain. Ces dernières sont réparties sur l'ensemble de l'image et subissent davantage les effets d'angles d'incidence que les parcelles de maïs pop. L'estimation des principaux stades phénologiques est également une réussite ($R^2 > 0.95$ et $rRMSE < 3.00\%$ pour les deux types de maïs). Pour terminer, une configuration avec un minimum d'information optique présente des résultats encourageants et amène des perspectives quant à l'application de notre méthodologie pour des années à fortes contraintes nuageuses.

L'approche prévision évalue l'estimation de la production avec une assimilation en temps quasi réel des variables « $GAI_{sar+opt}$ ». Les meilleures performances ($R^2 > 0.69$ et $rRMSE < 13.95\%$) sont obtenues à environ 1750/2000 °C.jour (fin du plateau de GAI_{sim}).

Estimation des besoins hydriques

L'activation du module hydrique, inspiré de la FAO56, permet de simuler l'évolution du contenu en eau du sol au cours du développement de la culture. Ce module fonctionne sous la forme de couches de stockage de l'eau (superficielle, racinaire et profonde). La couche racinaire évolue (jusqu'à 0.5 m) en fonction du développement de la plante et contraint la taille de la couche profonde sous-jacente. La communication entre ces couches se fait sous la forme de flux verticaux (diffusifs ou gravitaires) et leur niveau de remplissage est fonction de la « demande » (évapotranspiration).

Les dimensions des réservoirs respectent la taille des sondes Sentek (0.5 m), ce qui facilite leur comparaison avec les sorties du modèle. Notre méthode utilise les sondes d'humidité et non la carte pédologique pour extraire la capacité au champ et le bas de la RFU, lorsque le point de flétrissement n'est pas atteint. La vitesse de croissance racinaire est également dérivée des profils d'humidité des sondes grâce au relevé des dates et profondeurs de l'activité des racines. La ressource en eau semble affecter cette croissance qui est ainsi plus soutenue en 2016 ($a = 7 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot ^\circ\text{C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$) qu'en 2015 ($a = 5 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot ^\circ\text{C}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$).

L'activation du module hydrique affecte les simulations de biomasses ou de GAI du module végétation. Une ré-optimisation des paramètres P_{la} , P_{lb} , S_{tt} , R_s avec la configuration « $\text{GAI}_{\text{sar+opt}}$ » permet de corriger le biais apporté à l'estimation de la production ($R^2 > 0.97$). La simulation du contenu en eau est ensuite améliorée (R^2 de 0.74 ; un faible rRMSE de 2.54 %) grâce à l'assimilation des mesures d'humidité pour optimiser les trois paramètres K_{dif} , $Edif$, K_{trp} .

Dans l'étape de validation, les paramètres D_0 et $ELUE$ sont optimisés par parcelle avec le « $\text{GAI}_{\text{sar+opt}}$ ». Les résultats statistiques obtenus sur l'estimation du contenu en eau sont contrastés avec un R^2 allant de 0.07 à 0.83. Le détail des erreurs de simulations ($R^2 < 0.5$), pour chacune des parcelles, met en évidence des défauts liés aux propriétés du sol. La sonde peut révéler des particularités du sol (exemple : nature des sols par horizon). Des erreurs liées aux déclarations des agriculteurs (doses et dates d'irrigation) sont également récurrentes. Enfin certains phénomènes ne sont pas modélisés par SAFY-WB. Dans le cas d'un sol saturé et pendant le drainage, le modèle considère que la plante est dans une situation optimale et lui attribue un prélèvement maximal, alors qu'en réalité elle est en situation d'asphyxie et stoppe ses prélèvements. À notre connaissance, aucune étude n'utilise les mesures d'humidité pour optimiser les paramètres du modèle. Les précédentes études se basent uniquement sur les mesures flux d' ET_R pour valider les simulations. La modélisation couplée à l'imagerie satellitaire apparaît alors comme une source d'information complémentaire aux sondes capacitatives qui améliorent la compréhension des processus.

Perspectives

Actions à entreprendre pour le développement du service

Durant la thèse, les traitements des bases de données satellitaires ont été effectués manuellement au moyen du logiciel SNAP pour le radar et des routines Python couplées au modèle BVnet pour l'optique. Grâce à de nouveaux acteurs économiques (Google, Airbus, etc.) et institutionnels (CESBIO, CNES, DLR), ces processus peuvent désormais être automatisés. La chaîne adoptée doit autoriser une utilisation dans un cadre commercial, il faut alors privilégier des chaînes basées sur des outils libres (python, SNAP, Orfeo ToolBox). Depuis l'intégration de la correction du bruit thermique (en avril 2019), la chaîne de traitements S1tiling est adaptée au traitement des images radar. La chaîne Sensagri (<http://sensagri.eu/>) est quant à elle prometteuse pour le traitement de l'imagerie optique en incluant l'estimation de variables biophysiques tels que le GAI et le masquage automatique des nuages.

Le modèle est alimenté par des données météorologiques sur l'ensemble du cycle cultural. Actuellement, les données utilisées sont déjà connues, elles doivent être remplacées par une normale climatique dans le cadre d'un suivi en temps réel. Suivant la tendance météorologique prévue pour les mois à venir, cette normale peut être majorée ou minorée. Pour fonctionner en mode prévision, ces normales seront réactualisées dans le modèle par les valeurs réelles au fur et à mesure de l'avancement de la culture.

Application sur d'autres cultures et zones climatiques

Bien que non présentée en totalité dans ce manuscrit, la base de données récoltée en 2015 et 2016 a été ouverte à d'autres cultures (blé, tournesol, soja) en raison de l'évolution du contexte agricole entre le lancement du projet PRECIEL et la fin de cette thèse. En France, fin 2014, la culture du maïs était rémunératrice et avait de bonnes perspectives de développement. Le marché agricole a ensuite chuté alors que les objectifs de la thèse étaient définis. Une fois les travaux sur le maïs mis en opérationnel, la méthodologie pourra être transposée plus rapidement sur d'autres cultures ayant des besoins croissants en irrigation et un fort intérêt économique comme le blé. Un post-doctorat va débiter en partenariat avec le CNRM au milieu de l'année 2019, afin de simuler la production et les besoins hydriques de cette culture.

L'application de notre méthode à d'autres zones climatiques peut être envisagée grâce aux améliorations apportées dans le formalisme du modèle (exemple : la précocité variétale) et à l'assimilation du radar. Les résultats montrent qu'une seule image optique prise pendant le maximum de végétation (période la moins pluvieuse) suffirait à donner des résultats

encourageants. Ce scénario correspond à une zone fortement contrainte par la nébulosité, c'est le cas pour le climat océanique voire tropical.

Le modèle est éprouvé sur un terrain aux propriétés très hétérogènes, dans des conditions topographiques peu favorables à l'utilisation du radar. L'étude de zones au parcellaire fragmenté (exemple : bocage) n'est pas envisageable en raison d'une forte confusion possible avec la végétation environnante. En revanche, il serait intéressant d'évaluer notre méthode sur des territoires agricoles plus ouverts, avec peu de reliefs (exemple : région de la Beauce).

Exploitation de nouvelles données satellitaires

Malgré l'apport bénéfique des images Sentinel-1, sur un couvert de maïs, l'utilisation de la bande C ($\lambda = 5.54$ cm) reste contrainte par une saturation précoce du signal. La présence de résidus de cultures intermédiaires est par ailleurs contraignante. Ces contraintes pourraient être atténuées grâce à l'utilisation de l'imagerie radar en bande L ($\lambda = 15-30$ cm). Avec une longueur d'onde plus importante que la bande C, ce type d'image offre une meilleure pénétration du signal, ce qui permettrait d'allonger la période de sensibilité au couvert végétal. La mission ALOS-2 (lancée en 2014) est le seul satellite à haute résolution spatiale actuellement disponible. Le prix de 3100 € par acquisition (en mode Stripmap Fine avec une résolution de 9 m \times 5 m et une fauchée de 70 m \times 70 km) est toutefois dissuasif.

Les images des satellites Sentinel-2 (lancés en 2015 et 2017) sont accessibles sur notre zone d'étude depuis fin novembre 2015. La mise en place des outils de prétraitements (corrections atmosphériques, masque de nuages, etc.) est dorénavant disponible. Ces images peuvent alors être couplées aux images Landsat-8 pour sécuriser les acquisitions en périodes estivales.

Valorisations scientifiques

Dans le cadre de la thèse

Articles

- Baup, F., Villa, L., Fieuzal, R., Ameline, M., 2016. **Sensitivity of X-Band (σ_0 , γ) and Optical (NDVI) Satellite Data to Corn Biophysical Parameters**. *Advances in Remote Sensing* 5, 103–117. doi:10.4236/ars.2016.52009
- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J-F., Baup, F., 2018. **Estimation of corn yield by assimilating SAR and optical time series into a simplified agro-meteorological model: from diagnostic to forecast**. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 1-14. doi:10.1109/JSTARS.2018.2878502
- Baup, F., Ameline, M., Fieuzal, R., Frappart, F., Corgne, S., Berthoumieu, J-F., 2019. **Temporal evolution of corn from agro-meteorological model controlled by satellite optical and SAR data** (en cours de soumission)

Conférences internationales

- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J-F., Baup, F., 2016. **Assimilation of SAR and optical data into an agro-meteorological model for monitoring yield of corn**. *Proceedings of the 8th International Congress on Environmental Modelling and Software*, July 10-14, Toulouse, France.
- Baup, F., Dujarric, C., Fieuzal, R., Betbeder, J., Ameline, M., Marais-Sicre, C., Selle, A., Durand, P., Rabaute, T., 2016, **Assimilation of TerraSAR-X data into an agro-meteorological model to estimate wheat biophysical parameters (LAI, biomass, yield)**. TerraSAR-X / TanDEM-X science team meeting (Germany)
- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J-F., Baup, F., 2017. **Combined use of agro-meteorological model and multi-temporal Sentinel-1 data for monitoring corn biophysical parameters**. *Recent Advances In Quantitative Remote Sensing (5th symposium) – accepté pour une présentation « poster »*. Septembre 2017

Autres valorisations

- Journée des doctorants au CESBIO (2015 et 2016)

- Rencontre IUT Auch-Castres (05/2017)
- Ma thèse en 180 secondes (50 ans de l'IUT) à Auch (03/2017)
- Journée des lycéens à l'IUT d'Auch : Introduction à la télédétection (10/2016)

Hors thèse

Articles

- Jouquet, P., Guilleux, N., Caner, L., Chintakunta, S., Ameline, M., Shanbhag, R.R., 2016. **Influence of soil pedological properties on termite mound stability**. *Geoderma* 262, 45–51. doi:10.1016/j.geoderma.2015.08.020
- Lebourgeois, V., Dupuy, S., Vintrou, É., Ameline, M., Butler, S., Bégué, A., 2017. **A Combined Random Forest and OBIA Classification Scheme for Mapping Smallholder Agriculture at Different Nomenclature Levels Using Multisource Data (Simulated Sentinel-2 Time Series, VHRS and DEM)**. *Remote Sensing* 9, 259. doi:10.3390/rs9030259

Conférences internationales :

- Lebourgeois, V., Vintrou, E., Dupuy, S., Bégué, A., Dusserre, J., Ameline, M., Bellon De La Cruz, B., Ramahandry, F., Nativel, C., 2015. **Crop classification and rice yield: Antsirabe (Madagascar)**. JECAM/GEOGLAM Science Meeting. Brussels, Belgium

Annexe 1 : Manuel d'utilisation de SAFY pour l'estimation de la biomasse et des besoins hydriques

Les travaux de modélisation reposent sur le couplage du modèle agro-météorologique SAFY-WB (Simple Algorithm For Yield model combined with a Water Balance) avec de l'imagerie satellitaire permettant ainsi le suivi à une échelle régionale. Notre étude s'appuie sur deux années culturales (2015 et 2016) avec une récolte de données réalisée dans le Sud-Ouest de la France sur une surface de 16 000 km². Ces données comprennent des mesures ponctuelles (biomasse, humidité du sol, etc.), des images satellites dont sont extraites des variables biophysiques et des informations spécifiques aux parcelles (météorologie, rendement, itinéraire technique). L'ambition de ce travail étant de s'affranchir des contraintes nuageuses présentes sur les images optiques (Landsat-8), elles sont combinées à de l'imagerie radar (Sentinel-1). L'ensemble est utilisé à posteriori pour alimenter, calibrer et valider la modélisation.

I. Les étapes de la modélisation

A. Les modèles d'estimation des paramètres biophysiques à partir des données satellitaires

Deux types de modèles sont utilisés afin de retrouver les variables biophysiques (GAI et TDM : Total Dry Mass) à partir des images satellite avant d'être assimilées dans le modèle SAFY-WB. Ces variables sont issues de séries temporelles d'images satellitaires permettant un suivi régulier à une échelle régionale. Le choix des images se porte sur de l'optique (Landsat-8), couramment utilisé dans la littérature, et du radar (Sentinel-1). Encore peu répandue, la technologie radar bénéficie des propriétés des micro-ondes à traverser les nuages ce qui lui permet d'être indépendante des conditions lumineuses.

a) BVnet pour l'optique

Les techniques d'inversion, se basant sur des modèles de transferts radiatifs, décrivent l'architecture et la distribution du couvert végétal de la culture. La modélisation de ce couvert

influence les réflectances et contraint l'inversion. Le modèle BVnet (Biophysical Variables neural NETWORK (Baret et al., 2007)) est adapté pour l'opérationnel grâce à sa faible complexité de calcul. Ce modèle de transferts radiatifs est capable d'inverser les variables biophysiques tel que le GAI grâce à un réseau de neurones.

b) Empirique pour le radar

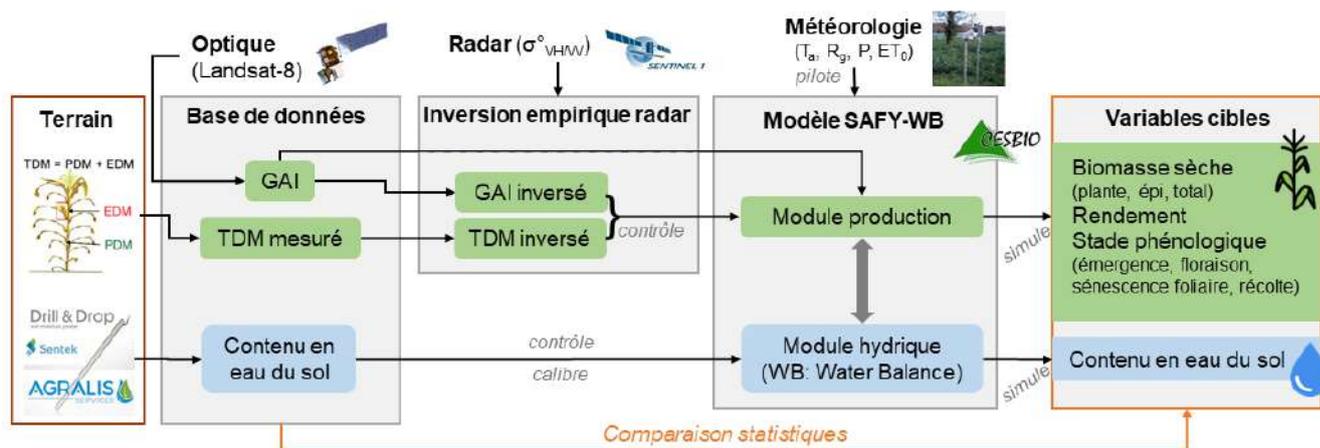
Des modèles physiques décrivant les processus de rétrodiffusion existent, cependant ils restent complexes à paramétrer, sont spécifiques à une zone d'étude et ne sont pas encore disponibles en opérationnel. Il convient alors de se tourner vers les modèles empiriques afin de retrouver les variables biophysiques (GAI et TDM) à partir du radar. Les modèles empiriques mettent en relation les données observées (GAI optique, TDM) à partir de régressions statistiques. Celles-ci sont ensuite utilisées pour inverser le signal radar $\sigma^{\circ}\text{VH/VV}$ en variables biophysiques assimilables.

B. Le modèle SAFY-WB

Le modèle SAFY (Simple Algorithm For Yield model) est un modèle agro-météorologique semi-empirique (Duchemin et al., 2008) moins complexe qu'un modèle mécaniste. La simplification du nombre de paramètres en entrée le rend plus adapté à une utilisation opérationnelle. À l'origine conçu pour estimer le rendement du blé en milieu semi-aride à partir d'images satellites (Duchemin, 2005; Duchemin et al., 2008), il a depuis été adapté à divers cultures dont le maïs (Claverie et al., 2012).

SAFY-WB est composé d'un module de production reproduisant le développement foliaire et la croissance de la biomasse. Il repose sur la théorie des efficacités de Monteith et est piloté par la météorologie locale. L'évolution temporelle de la végétation est contrainte par l'assimilation de GAI (Green Area Index) et/ou de biomasse dérivés de capteurs optique ou radar. Les variables d'intérêt simulées par ce module sont la biomasse sèche (de l'épi, de la plante et le total), le GAI et les principaux stades phénologiques (émergence, pleine floraison, début de sénescence du couvert, récolte).

Depuis l'ajout par Duchemin en 2015, d'un module hydrique (Water Balance) se basant sur les équations de la FAO 56 (Allen et al., 1998), le modèle reproduit le contenu en eau du sol.



Présentation du modèle SAFY et de ses modules complémentaires

C. L'estimation de la production par le modèle SAFY-WB

L'estimation de la production comprend la biomasse sèche (plante: PDM, épi : EDM, total : TDM), les principaux stades phénologiques (émergence, floraison, sénescence foliaire, récolte) et le rendement à la parcelle.

Les performances des simulations de la biomasse sèche et des principaux stades sont évaluées grâce à une régression linéaire à partir de mesures réalisées sur un panel de parcelles. Le rendement à la parcelle, plus facile à récupérer auprès des agriculteurs, est évalué sur l'ensemble des parcelles en se basant majoritairement sur des données spatialisées (rendement spatialisé de la moissonneuse).

D. Le suivi hydrique des cultures dans le modèle SAFY-WB

Le suivi hydrique des cultures intègre la simulation du contenu en eau du sol sur l'ensemble du profil racinaire (tel qu'il est défini dans le modèle). Les performances des simulations sont évaluées à partir de mesures de sondes capacitatives mesurant l'humidité du sol par couche. Les sondes sont implantées dans une zone représentative du comportement de la parcelle. La comparaison statistique (régression) se fait à partir des données journalières (sélection des valeurs nocturnes non impactées par la variation diurne de la température).

II. Les publications de SAFY (dont WB et CO₂)

	DOI / lien	Données satellite assimilées		Cultures étudiées				Sorties	
		Radar	Optique	Blé/orge	Maïs	Tournesol	Soja	SAFY	WB
Ameline et al., 2016	http://www.iemss.org/society/index.php/iemss-2016-proceedings	x	x		x			x	
Ameline et al., 2018	10.1109/JSTARS.2018.2878502	x	x		x			x	

Battude et al., 2016	https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.030		x		x			x	
Battude et al., 2017	https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.04.018		x		x				x
Baup et al., 2015	10.1109/IGARSS.2015.7326692	x	x				x	x	
Baup et al., 2019	https://doi.org/10.3390/rs11171978	x	x		x			x	
Betbeder et al., 2016	10.1109/JSTARS.2016.2541169	x	x				x		
Casa et al., 2016	10.1109/IGARSS.2016.7730548		x	x				x	
Chahbi Bellakanji et al., 2018	https://doi.org/10.3390/s18072138		x	x				x	
Chahbi et al., 2012	2012EGUGA..14.9588C		x	x				x	
Chahbi et al., 2013	https://doi.org/10.1080/01431161.2013.875629		x	x				x	
Chahbi et al., 2015	https://doi.org/10.1117/12.2194913		x	x				x	
Claverie et al., 2009	10.1109/IGARSS.2009.5418296		x		x			x	
Claverie et al., 2010	2010EGUGA..1212855C		x		x	x	x	x	x
Claverie et al., 2012	https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.005		x		x	x		x	
Dong et al., 2016	https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.02.001		x	x				x	
Dong et al., 2017	10.1109/JSTARS.2016.2605303		x	x	x			x	
Duchemin et al., 2008	https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2007.10.003		x	x				x	
Duchemin et al., 2015	https://doi.org/10.3390/rs70505951		x	x				x	x
Fieuzal et al., 2011	10.5194/hess-15-1117-2011	x	x	x				x	
Fieuzal et al., 2015	10.1109/IGARSS.2015.7326702	x	x			x		x	
Fieuzal et al., 2017	10.1109/JSTARS.2017.2737656	x	x			x		x	
Gasó and Berger, 2015	https://pdfs.semanticscholar.org/e353/0bfd4ace7bd31aab2c9085d7b72d51fb026b.pdf		x	x				x	
Gasó et al., 2019	https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.02.026		x	x				x	

Hadria et al., 2010	https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.09.003	x	x	x				x	
Liao et al., 2018	https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.308		x		x		x	x	
Liao et al., 2019	10.1109/IGARSS.2019.8900045		x		x			x	
Mangiarotti et al., 2015	2015AGUFM.B43D0598M		x	x				x	
Silvestro et al., 2017	https://doi.org/10.3390/rs9050509		x					x	
Zhang et al., 2019	10.2134/agronj2019.04.0305			x				x	

Annexe 2 : l'échelle BBCH

Mais Weber und Bleiholder, 1990; Lancashire et al., 1991

Échelle BBCH des stades phénologiques du maïs
(Zea mays L.)

Code	Définition
Stade principal 0: germination, levée	
00	semence sèche (caroppe sec)
01	début de l'imbibition de la graine
03	imbibition complète
05	la radicule sort de la graine
06	élongation de la radicule, apparition de poils absorbants et développement des racines secondaires
07	le coleoptile sort de la graine
09	levée: le coleoptile perce la surface du sol

Stade principal 1: développement des feuilles^{1,2}	
10	la première feuille sort du coleoptile
11	première feuille étalée
12	2 feuilles étalées
13	3 feuilles étalées
1.	et ainsi de suite ...
19	9 ou davantage de feuilles étalées

Stade principal 3: élongation de la tige principale³	
30	début de l'élongation de la tige principale
31	le premier nœud est discernable
32	2 nœuds sont discernables
33	3 nœuds sont discernables
3.	et ainsi de suite ...
39	9 ou davantage de nœuds sont discernables

Stade principal 5: sortie de l'inflorescence ou épisaison	
51	l'inflorescence terminale (panicule M) commence à sortir, elle est discernable à l'extrémité de la tige principale
53	extrémité de la panicule terminale visible
55	50% de la panicule terminale visible, les rameaux de la panicule commencent à s'écarter
59	la panicule terminale est complètement sortie et les rameaux de la panicule sont étalés

Mais Weber und Bleiholder, 1990; Lancashire et al., 1991

Échelle BBCH des stades phénologiques du maïs

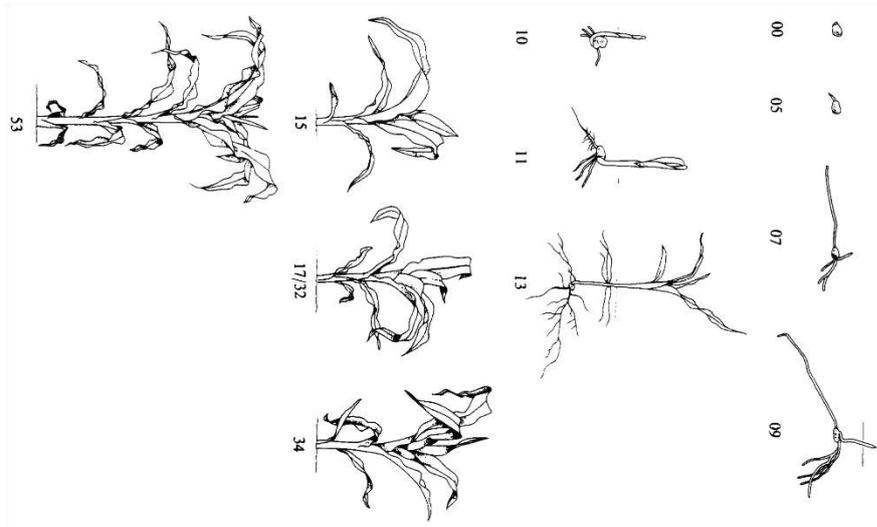
Code	Définition
Stade principal 6: floraison, anthèse	
61	M: étamines visibles au milieu de la panicule, F: extrémité de l'épi sort de la graine
63	M: début de l'émission du pollen, F: extrémité des stigmates visibles
65	M: partie supérieure et inférieure de la panicule en fleurs, F: stigmates à maturité
67	M: la floraison s'achève, F: les stigmates se dessèchent
69	fin floraison, les stigmates sont complètement desséchés

Stade principal 7: développement des graines	
71	début du développement des graines, stade aqueux des graines, environ 16% de matière sèche
73	début du stade laitieux
75	les graines au milieu de l'épi sont jaunâtres, le contenu est laitieux, environ 40% de matière sèche
79	presque toutes les graines ont atteint leur taille finale

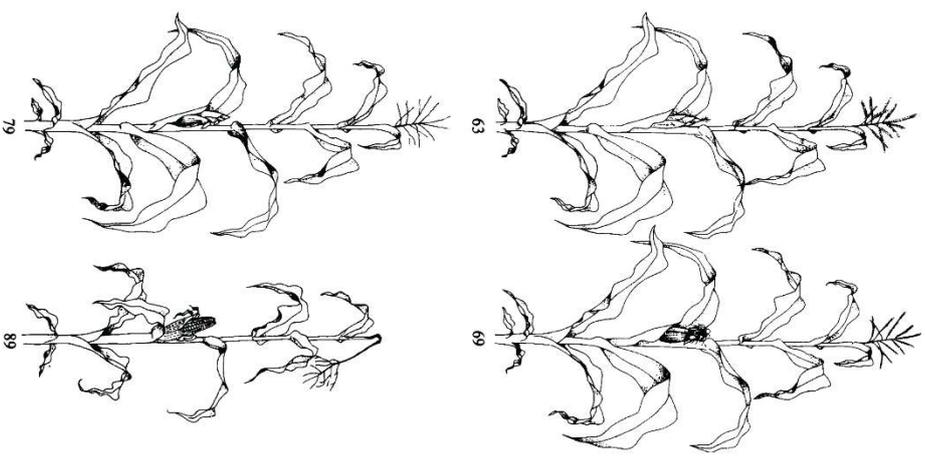
Stade principal 8: maturation des graines	
83	début du stade pâteux: contenu des graines tendre, environ 45% de matière sèche
85	stade pâteux: graines jaunâtres à jaunes, environ 55% de matière sèche
87	maturité physiologique: à la base des graines un point noir est visible, environ 60% de matière sèche
89	maturité complète: les graines sont dures et brillantes, environ 55% matière sèche

Stade principal 9: sénescence	
97	la plante meurt et s'affaisse
99	produit après récolte

¹ Une feuille est étalée si sa tige est visible ou si l'extrémité de la prothème feuille est visible.
² Le tallage ou l'élongation de la tige principale peut intervenir avant le stade 19, dans ce cas continuez avec le stade de développement principal 3.
³ Pour le maïs l'inflorescence terminale peut apparaître avant le stade 39, dans ce cas continuez avec le stade de développement principal 5.



© 1989: BASF SA



Bibliographie

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M., 1998. FAO Irrigation and drainage paper No. 56. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations 56, e156.
- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J.-F., Baup, F., 2018. Estimation of Corn Yield by Assimilating SAR and Optical Time Series Into a Simplified Agro-Meteorological Model: From Diagnostic to Forecast. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 1–14. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2878502>
- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J.-F., Baup, F., 2017. Combined use of agro-meteorological model and multi-temporal satellite data (optical and radar) for monitoring corn biophysical parameters. Presented at the The 5th International Symposium on “Recent Advances In Quantitative Remote Sensing,” Valencia.
- Ameline, M., Fieuzal, R., Betbeder, J., Berthoumieu, J.-F., Baup, F., 2016. Assimilation of SAR and optical data into an agro-meteorological. International Congress on Environmental Modelling and Software.
- Arvalis, 2017. Choisir & décider. Préconisations régionales 2017 [WWW Document]. URL https://www.arvalis-infos.fr/file/galleryelement/pj/8b/6b/63/c1/guide_precos_mais_2017_sud_ouest_vdef56791087440768162.pdf
- Arvalis, 2016. Choisir & décider. Préconisations régionales 2016 [WWW Document]. URL https://www.arvalis-infos.fr/file/galleryelement/pj/1c/49/26/b7/choisirmais2016_aquitaine_midipyrenees3339212978836866791.pdf
- Auquièrre, É., 2001. SAR Temporal Series Interpretation and Backscattering Modelling for Maize Growth Monitoring. Presses univ. de Louvain.
- Auquièrre, E., Blaes, X., Defourny, P., 1998. Crop Growth Monitoring by SAR Time Series : Canopy Closing Date Detection for Maize and Sugar Beet. Presented at the ESA SP-41: Proceedings of the Second International Workshop on Retrieval of Bio- and Geophysical Parameters from SAR Data for Land Applications, Noordwijk, The Netherlands, pp. 169–173.
- Auquièrre, É., Defourny, P., Baltazart, V., Guissard, A., 1997. ERS SAR time series analysis for maize monitoring using experimental and modeling approaches. Presented at the 3rd ERS SYMPOSIUM (ESA), Florence (Italy).

- Baghdadi, N., El Hajj, M., Zribi, M., Bousbih, S., 2017. Calibration of the Water Cloud Model at C-Band for Winter Crop Fields and Grasslands. *Remote Sensing* 9, 969. <https://doi.org/10.3390/rs9090969>
- Balderama, O., Alejo, L., Tongson, E., 2016. Calibration, validation and application of CERES-Maize model for climate change impact assessment in Abuan Watershed, Isabela, Philippines. *Climate, Disaster and Development Journal* 2, 11–20. <https://doi.org/10.18783/cddj.v002.i01.a02>
- Baldocchi, D., 1994. A comparative study of mass and energy exchange over a closed C3 (wheat) and an open C4 (corn) canopy: I. The partitioning of available energy into latent and sensible heat exchange. *Agricultural and Forest Meteorology* 67, 191–220.
- Bale, J.S., Masters, G.J., Hodkinson, I.D., Awmack, C., Bezemer, T.M., Brown, V.K., Butterfield, J., Buse, A., Coulson, J.C., Farrar, J., Good, J.E.G., Harrington, R., Hartley, S., Jones, T.H., Lindroth, R.L., Press, M.C., Symrnioudis, I., Watt, A.D., Whittaker, J.B., 2002. Herbivory in global climate change research: direct effects of rising temperature on insect herbivores. *Global Change Biology* 8, 1–16. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2002.00451.x>
- 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. *Remote Sensing of Environment* 110, 275–286. <https://doi.org/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. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90073-S](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90073-S)
- Barrière, Y., 2001. Le maïs et l'eau : une situation aujourd'hui paradoxale, mais des progrès génétiques à attendre d'un idéotype redéfini 9.
- Basso, B., Cammarano, D., Carfagna, E., 2013. Review of crop yield forecasting methods and early warning systems, in: Report Presented to First Meeting of the Scientific Advisory Committee of the Gloal Strategy to Improve Agricultural and Rural Statistics. FAO, Headquarters, Rome, Italy. pp. 18–19.
- 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 (PhD Thesis). Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier).
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.04.018>
- 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*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.030>
- Baup, F., 2007. Apport des données ENVISAT/ASAR pour le suivi des surfaces continentales: application à la zone sahélienne. UNIVERSITE TOULOUSE III.
- Berducat, M., Boffety, D., 2000. Gestion de l'information parcellaire-Cartographie du rendement à la récolte. *Ingénieries-EAT* p–53.

- Beriaux, E., Lucau-Danila, C., Auquier, E., Defourny, P., 2013. Multiyear independent validation of the water cloud model for retrieving maize leaf area index from SAR time series. *International Journal of Remote Sensing* 34, 4156–4181. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.772676>
- Betbeder, J., 2015. Evaluation des données de télédétection pour l'identification et la caractérisation des continuités écologiques. Université Rennes 2.
- 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. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2541169>
- Beven, K.J., Franks, S.W., 1999. Functional similarity in landscape scale SVAT modelling. *Hydrology and Earth System Sciences* 3, 85–93. <https://doi.org/10.5194/hess-3-85-1999>
- Birch, C.J., Humphreys, E., 2003. Agronomy Of Maize In Australia. Review And Prospect.
- Blaes, X., Defourny, P., Wegmuller, U., Della Vecchia, A., Guerriero, L., Ferrazzoli, P., 2006. C-band polarimetric indexes for maize monitoring based on a validated radiative transfer model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44, 791–800. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.860969>
- Boote, K.J., Jones, J.W., Pickering, N.B., 1996. Potential Uses and Limitations of Crop Models. *Agronomy Journal* 88, 704. <https://doi.org/10.2134/agronj1996.00021962008800050005x>
- Bourbigot, M., Johnsen, H., Piantanida, R., Hajdich, G., Poullaouec, J., 2015. Sentinel-1 Product Definition.
- Bousbih, S., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., El Hajj, M., Gao, Q., Mougenot, B., 2017. Potential of Sentinel-1 Radar Data for the Assessment of Soil and Cereal Cover Parameters. *Sensors* 17, 2617. <https://doi.org/10.3390/s17112617>
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., others, 2003. An overview of the crop model STICS. *European Journal of agronomy* 18, 309–332.
- Buckler, E.S., Stevens, N.M., 2006. 4. Maize Origins, Domestication, and Selection, in: Motley, T. (Ed.), *Darwin's Harvest*. Columbia University Press, New York Chichester, West Sussex. <https://doi.org/10.7312/motl13316-005>
- Cabelguenne, M., Debaeke, P., 1998. Experimental determination and modelling of the soil water extraction capacities of crops of maize, sunflower, soya bean, sorghum and wheat. *Plant and Soil* 175–192.
- Çakir, R., 2004. Effect of water stress at different development stages on vegetative and reproductive growth of corn. *Field Crops Research* 89, 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2004.01.005>
- Calera, A., González-Piqueras, J., Melia, J., 2004. Monitoring barley and corn growth from remote sensing data at field scale. *International Journal of Remote Sensing* 25, 97–109. <https://doi.org/10.1080/0143116031000115319>
- Calvet, R., 2003a. *Le sol - Propriétés et fonctions. Constitution et structure, phénomènes aux interfaces*, France Agricole / DUNOD. ed. Paris (France).
- Calvet, R., 2003b. *Le sol - Propriétés et fonctions. Phénomènes physiques et chimiques, Applications agronomiques et environnementales*, France Agricole / DUNOD. ed. Paris (France).
- Carsey, F.D., 1992. *Microwave remote sensing of sea ice*. Washington DC (USA).

- Carter, C., Liang, S., 2018. Comprehensive evaluation of empirical algorithms for estimating land surface evapotranspiration. *Agricultural and Forest Meteorology* 256–257, 334–345. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.03.027>
- Cavero, J., Farre, I., Debaeke, P., Faci, J.M., 2000. Simulation of Maize Yield under Water Stress with the EPICphase and CROPWAT Models. *Agronomy Journal* 92, 679. <https://doi.org/10.2134/agronj2000.924679x>
- Chahbi Bellakanji, A., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Mougenot, B., 2018. Forecasting of Cereal Yields in a Semi-arid Area Using the Simple Algorithm for Yield Estimation (SAFY) Agro-Meteorological Model Combined with Optical SPOT/HRV Images. *Sensors* 18, 2138. <https://doi.org/10.3390/s18072138>
- Champion, I., 1996. Test d'un modèle simple de rétrodiffusion radar du sol nu avec un modèle simplifié et un modèle analytique. Presented at the Surveillance des Sols dans l'Environnement par Télédétection et Systèmes d'Information Géographiques : Symposium International AISS, Ouagadougou.
- Chauki, H., Prévot, L., Troufleau, D., Brisson, N., Olioso, A., Baret, F., Guérif, M., 1999. Assimilation of ERS and RadarSat SAR observations within the STICS crop growth model, in: ESA. Presented at the CEOS SAR Workshop, Toulouse.
- Cheng, Z., Meng, J., Wang, Y., 2016. Improving spring maize yield estimation at field scale by assimilating time-series HJ-1 CCD data into the WOFOST model using a new method with fast algorithms. *Remote Sensing* 8, 303.
- CIRAD - GRET, 2004. Memento de l'agronome, Editions Quae. ed.
- Clarke, S., Preto, F., 2011. 11-034 — Caractéristiques de combustion de la biomasse (No. 11-034 AGDEX 737/120). Ministère de l'agriculture, de l'alimentation et des affaires rurales, Ontario (Canada).
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.005>
- Claverie Martin, 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. Toulouse III.
- Colas-Belcour, F., Renoult, R., Vallance, M., 2015. Synthèse eau et agriculture. Tome 1: Aspects quantitatifs (No. 14061).
- Crafts-Brandner, S.J., 2002. Sensitivity of Photosynthesis in a C4 Plant, Maize, to Heat Stress. *Plant physiology* 129, 1773–1780. <https://doi.org/10.1104/pp.002170>
- Dalin, C., Wada, Y., Kastner, T., Puma, M.J., 2017. Groundwater depletion embedded in international food trade. *Nature* 543, 700–704. <https://doi.org/10.1038/nature21403>
- Dalton, M., Buss, P., Treijs, A., Portmann, M., 2015. Correction for temperature variation in Sentek Drill & Drop soil water capacitance probes. Presented at the Irrigation Australia Limited Regional Conference, Penrith Panthers, Western Sydney.
- Danalatos, N.G., Kosmas, C.S., Driessen, P.M., Yassoglou, N., 1994. The change in the specific leaf area of maize grown under Mediterranean conditions. *Agronomie* 14, 433–443.
- Dardanelli J.L., Bachmeier O.A, Sereno R., Gil R., 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll Field Crops Research, 29–38.

- De Forges, A.R., Feller, C., Jamagne, M., Arrouays, D., 2008. Perdus dans le triangle des textures. *Etudes et Gestion des Sols* 15, 97–111.
- De Sangosse SA, 2010. L'essentiel du maïs [WWW Document]. URL <http://www.desangosse.fr/medias/olds/semences/273-a-essentiel%20du%20mais.pdf> (accessed 5.8.18).
- Deardorff, J.W., 1978. Efficient prediction of ground surface temperature and moisture, with inclusion of a layer of vegetation. *Journal of Geophysical Research* 83, 1889. <https://doi.org/10.1029/JC083iC04p01889>
- Delécolle, R., Maas, S.J., Guérif, M., Baret, F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 47, 145–161. [https://doi.org/10.1016/0924-2716\(92\)90030-D](https://doi.org/10.1016/0924-2716(92)90030-D)
- Della Vecchia, A., Ferrazzoli, P., Guerriero, L., Ninivaggi, L., Strozzi, T., Wegmuller, U., 2008. Observing and Modeling Multifrequency Scattering of Maize During the Whole Growth Cycle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46, 3709–3718. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2001885>
- Denmead, O.T., Shaw, R.H., 1960. The Effect of Soil Moisture Stress at Different Stages of Growth on the Development and Yield of Corn. *Current Biology Journal of Agronomy*. <https://doi.org/10.2134/agronj1960.00021962005200050010x>
- Dente, L., Rinaldi, M., Mattia, F., Satalino, G., 2004. On the Assimilation of C-band Radar Data into CERES-Wheat model, in: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International*. IEEE, pp. 1284–1287.
- Dente, L., Satalino, G., Mattia, F., Rinaldi, M., 2008. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote Sensing of Environment* 112, 1395–1407. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.023>
- Devonec, E., Barros, A.P., 2002. Exploring the transferability of a land-surface hydrology model. *Journal of Hydrology* 265, 258–282.
- Di Paola, A., Valentini, R., Santini, M., 2016. An overview of available crop growth and yield models for studies and assessments in agriculture: Overview of crop models for agriculture. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 96, 709–714. <https://doi.org/10.1002/jsfa.7359>
- Diepen, C.A., Wolf, J., Keulen, H., Rappoldt, C., 1989. WOFOST: a simulation model of crop production. *Soil Use and Management* 5, 16–24. <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.1989.tb00755.x>
- Doorenbos, J., Pruitt, W.O., 1977. Guidelines for predicting crop water requirements. FAO Irrigation and drainage paper.
- Dorigo, W.A., Zurita-Milla, R., de Wit, A.J.W., Brazile, J., Singh, R., Schaepman, M.E., 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 9, 165–193. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.05.003>
- DREAL, DRAAF, Région Centre-Val de Loire, 2018. Les couverts en interculture.
- Drouet, J.-L., Pagès, L., 2003. GRAAL: a model of GRowth, Architecture and carbon ALlocation during the vegetative phase of the whole maize plant. *Ecological Modelling* 165, 147–173. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(03\)00072-3](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(03)00072-3)
- Duchemin, B., 2005. Un modèle simplifié pour l'estimation du bilan hydrique et du rendement de cultures céréalières en milieu semi-aride. Institut national de la recherche agronomique, Paris.

- Duchemin, B., Fieuzal, R., Rivera, M., Ezzahar, J., Jarlan, L., Rodriguez, J., 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. <https://doi.org/10.3390/rs70505951>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2007.10.003>
- Dutta, A., Bouri, E., Junntila, J., Uddin, G.S., 2018. Does corn market uncertainty impact the US ethanol prices? *GCB Bioenergy* 10, 683–693. <https://doi.org/10.1111/gcbb.12527>
- Elachi, C., 1988. *Spaceborne Radar remote Sensing: Applications and Techniques*.
- Elliott, J., Deryng, D., Müller, C., Frieler, K., Konzmann, M., Gerten, D., Glotter, M., Flörke, M., Wada, Y., Best, N., Eisner, S., Fekete, B.M., Folberth, C., Foster, I., Gosling, S.N., Haddeland, I., Khabarov, N., Ludwig, F., Masaki, Y., Olin, S., Rosenzweig, C., Ruane, A.C., Satoh, Y., Schmid, E., Stacke, T., Tang, Q., Wisser, D., 2014. Constraints and potentials of future irrigation water availability on agricultural production under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111, 3239–3244. <https://doi.org/10.1073/pnas.1222474110>
- Fang, H., Liang, S., Hoogenboom, G., Teasdale, J., Cavigelli, M., 2008. Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model. *International Journal of Remote Sensing* 29, 3011–3032. <https://doi.org/10.1080/01431160701408386>
- FAO, 2016. FAOSTAT [WWW Document]. URL <http://www.fao.org/faostat/en/#home> (accessed 5.23.18).
- FAO, 2015. *Statistical Pocketbook. World food and agriculture*.
- Ferencz, Cs., Bognár, P., Lichtenberger, J., Hamar, D., Tarcsai†, Gy., Timár, G., Molnár, G., Pásztor, Sz., Steinbach, P., Székely, B., Ferencz, O.E., Ferencz-Árkos, I., 2004. Crop yield estimation by satellite remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* 25, 4113–4149. <https://doi.org/10.1080/01431160410001698870>
- Ferrazzoli, P., Paloscia, S., Pampaloni, P., Schiavon, G., Sigismondi, S., Solimini, D., 1997. The potential of multifrequency polarimetric SAR in assessing agricultural and arboreal biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 35, 5–17.
- Fieuzal, R., 2013. Apports des données radar pour l'estimation des paramètres biophysiques des surfaces agricoles. Université Toulouse III-Paul Sabatier.
- Fieuzal, R., Baup, F., 2016. Estimation of leaf area index and crop height of sunflowers using multi-temporal optical and SAR satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 1–30. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1176276>
- Fieuzal, R., Marais Sicre, C., Baup, F., 2017. Estimation of corn yield using multi-temporal optical and radar satellite data and artificial neural networks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 57, 14–23. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.12.011>
- Fieuzal, Rémy, Marais Sicre, C., Baup, F., 2017. Estimation of Sunflower Yield Using a Simplified Agrometeorological Model Controlled by Optical and SAR Satellite Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 1–11. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2737656>
- Fischer, A., Kergoat, L., Dedieu, G., 1997. Coupling satellite data with vegetation functional models: Review of different approaches and perspectives suggested by the

- assimilation strategy. *Remote Sensing Reviews* 15, 283–303.
<https://doi.org/10.1080/02757259709532343>
- Franks, S.W., Beven, K.J., Quinn, P.F., Wright, I.R., 1997. On the sensitivity of soil-vegetation-atmosphere transfer (SVAT) schemes: equifinality and the problem of robust calibration. *Agricultural and Forest Meteorology* 86, 63–75.
[https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(96\)02421-5](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(96)02421-5)
- Fulton, J., Hawkins, E., Taylor, R., Franzen, A., Shannon, D.K., Clay, D.E., Kitchen, N.R., 2018. Yield Monitoring and Mapping, in: ACSESS Publications. American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, and Soil Science Society of America, Inc. <https://doi.org/10.2134/precisionagbasics.2016.0089>
- Gao, S., Niu, Z., Huang, N., Hou, X., 2013. Estimating the Leaf Area Index, height and biomass of maize using HJ-1 and RADARSAT-2. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 24, 1–8.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.02.002>
- Garrigues, S., Allard, D., Weiss, M., Baret, F., 2002. Comparing VALERI sampling schemes to better represent high spatial resolution satellite pixel from ground measurements: How to characterize an ESU.
- Gibson, L., Benson, G., 2002. Origin, History, and Uses of Corn (*Zea mays*). Iowa State University, Department of Agronomy 3.
- Gommes, R., 1999. FAO-WMO Roving Seminar on Crop-Yield Weather Modelling. Lecture Notes and Exercises. WMO, Geneva, p. 155.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment* 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gorrab, A., 2016. Développement et validation de méthodologies pour le suivi des états de surface des sols agricoles nus par télédétection radar (bande X). Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier) / Université de Carthage / Institut National Agronomique de Tunisie.
- Gouesnard, B., Dallard, J., Panouillé, A., Boyat, A., 1997. Classification of French maize populations based on morphological traits. *Agronomie* 17, 491–498.
<https://doi.org/10.1051/agro:19970906>
- H. L. Penman, 1948. Natural Evaporation from Open Water, Bare Soil and Grass.
- Haboudane, D., 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment* 90, 337–352.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>
- Hadria, R., Duchemin, B., Jarlan, L., Dedieu, G., Baup, F., Khabba, S., Olioso, A., Le Toan, T., 2010. Potentiality of optical and radar satellite data at high spatio-temporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 12, S32–S37.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.09.003>
- Hagolle, O., Huc, M., Desjardins, C., Auer, S., Richter, R., 2017. MAJA ATBD Algorithm Theoretical Basis Document.
- Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M., Bazzi, H., 2017. Synergic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images for Operational Soil Moisture Mapping at High Spatial Resolution over Agricultural Areas. *Remote Sensing* 9, 1292. <https://doi.org/10.3390/rs9121292>

- Hansen, J.W., Jones, J.W., 2000. Scaling-up crop models for climate variability applications. *Agricultural Systems* 65, 43–72. [https://doi.org/10.1016/S0308-521X\(00\)00025-1](https://doi.org/10.1016/S0308-521X(00)00025-1)
- Hansen, R., 2012. Popcorn Profile. AgMRC, Iowa State University.
- Hatch, M.D., Slack, C.R., 1970. Photosynthetic CO₂-Fixation Pathways. *Annual Review of Plant Physiology* 21, 141–162. <https://doi.org/10.1146/annurev.pp.21.060170.001041>
- Hawkins, E., Fricker, T.E., Challinor, A.J., Ferro, C.A.T., Ho, C.K., Osborne, T.M., 2013. Increasing influence of heat stress on French maize yields from the 1960s to the 2030s. *Global Change Biology* 19, 937–947. <https://doi.org/10.1111/gcb.12069>
- Heng, L.K., Hsiao, T., Evett, S., Howell, T., Steduto, P., 2009. Validating the FAO AquaCrop Model for Irrigated and Water Deficient Field Maize. *Agronomy Journal* 101, 488. <https://doi.org/10.2134/agronj2008.0029xs>
- Hodges, T., Botner, D., Sakamoto, C., Haug, J.H., 1987. Using the CERES-Maize model to estimate production for the US Cornbelt. *Agricultural and Forest Meteorology* 40, 293–303.
- Holah, N., 2005. Potentiel des nouveaux capteurs radar multi-polarisation et polarimétrie pour la caractérisation des états de surface en milieu agricole. Université d'Orléans.
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.09.002>
- Hsiao, T.C., Heng, L., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., Fereres, E., 2009. AquaCrop—The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize. *Agronomy Journal* 101, 448. <https://doi.org/10.2134/agronj2008.0218s>
- IFN, 2011. Fiches descriptives des grandes régions écologiques [WWW Document]. URL <https://inventaire-forestier.ign.fr/spip.php?article773>
- Irmak Saat, Rudnick Daran R., 2014. Corn Soil-Water Extraction and Effective Rooting Depth in a Silt-Loam Soil. University of Nebraska-Lincoln Neb Guide.
- Jacquemoud, S., Baret, F., 1990. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment* 34, 75–91. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(90\)90100-Z](https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90100-Z)
- Jamagne, M., 1967. Bases et techniques d'une cartographie des sols. *Annales agronomiques* 18.
- Jele, C.P., 2012. Genetic Analysis of Agronomic and Quality Traits in Popcorn Hybrids.
- Jiao, X., McNairn, H., Shang, J., Liu, J., 2010. The sensitivity of multi-frequency (X, C and L-band) radar backscatter signatures to bio-physical variables (LAI) over corn and soybean fields, in: ISPRS TC VII Symposium-100 Years ISPRS., Vienna, Austria.
- Jin, X., Kumar, L., Li, Z., Feng, H., Xu, X., Yang, G., Wang, J., 2018. A review of data assimilation of remote sensing and crop models. *European Journal of Agronomy* 92, 141–152. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2017.11.002>
- Jin, Z., Azzari, G., Lobell, D.B., 2017. Improving the accuracy of satellite-based high-resolution yield estimation: A test of multiple scalable approaches. *Agricultural and Forest Meteorology* 247, 207–220. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.08.001>
- JKI, O., 2012. Stades phénologiques des mono-et dicotylédones cultivées. BBCH Skala.
- Kang, S., Shi, W., Zhang, J., 2000. An improved water-use efficiency for maize grown under regulated deficit irrigation. *Field Crops Research* 8.
- Karababa, E., 2006. Physical properties of popcorn kernels. *Journal of Food Engineering* 72, 100–107. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2004.11.028>

- Kim, D., Kaluarachchi, J., 2015. Validating FAO AquaCrop using Landsat images and regional crop information. *Agricultural Water Management* 149, 143–155. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.10.013>
- Ko, J., Maas, S.J., Lascano, R.J., Wanjura, D., 2005. Modification of the GRAMI Model for Cotton. *Agronomy Journal* 97, 1374. <https://doi.org/10.2134/agronj2004.0267>
- Kovačević, V., Jeločnik, M., Subić, J., Zekić, V., Milić, D., Zubović, J., 2017. Causality between corn production cost and cash corn price 13, 15.
- Krag, H., Serrano, M., Braun, V., Kuchynka, P., Catania, M., Siminski, J., Schimmerohn, M., Marc, X., Kuijper, D., Shurmer, I., O’Connell, A., Otten, M., Muñoz, I., Morales, J., Wermuth, M., McKissock, D., 2017. A 1 cm space debris impact onto the Sentinel-1A solar array. *Acta Astronautica* 137, 434–443. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2017.05.010>
- Labidi, A., Bouthier, A., Bressard Duparc, P., Le Bris, X., Champolivier, L., Bernicot, M.-H., Cousin, I., 2016. Comment évaluer la Réserve Utile d’un sol ? Confrontation de modèles d’estimation des teneurs en eau des 2 bornes de la RU utilisant des caractéristiques du sol couramment mesurées. Presented at the Rencontres du GIS GCHP2E, p. 4.
- Lagarias, J.C., Reeds, J.A., Wright, M.H., Wright, P.E., 1998. Convergence Properties of the Nelder–Mead Simplex Method in Low Dimensions. *SIAM Journal on Optimization* 9, 112–147. <https://doi.org/10.1137/S1052623496303470>
- Lalanne-Berdouticq, G., 1989. L’aménagement de la plaine d’inondation et les grandes crues de la Garonne aval. *Revue géographique des Pyrénées et du Sud-Ouest* 60, 569–578. <https://doi.org/10.3406/rgps.1989.3179>
- Lee, J.-S., 1981. Refined Filtering of Image Noise Using Local Statistics. *Computer Graphics and Image Processing* 15, 380–389.
- Lee, J.-S., Pottier, E., 2009. Polarimetric radar imaging: from basics to applications, Optical science and engineering. CRC Press, Boca Raton.
- Lenka, S., Singh, A.K., Lenka, N.K., 2009. Water and nitrogen interaction on soil profile water extraction and ET in maize–wheat cropping system. *Agricultural Water Management* 96, 195–207. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2008.06.014>
- Lin, Y., Wu, W., Ge, Q., 2015. CERES-Maize model-based simulation of climate change impacts on maize yields and potential adaptive measures in Heilongjiang Province, China: CERES-Maize model-based simulation of climate change impacts on maize. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 95, 2838–2849. <https://doi.org/10.1002/jsfa.7024>
- Liou, Y.-A., Kar, S., 2014. Evapotranspiration Estimation with Remote Sensing and Various Surface Energy Balance Algorithms—A Review. *Energies* 7, 2821–2849. <https://doi.org/10.3390/en7052821>
- Maas, S.J., 1992. GRAMI: a crop growth model that can use remotely sensed information. ARS - U.S. Department of Agriculture, Agricultural Research Service (USA) 78 pp.
- Maas, S.J., 1988. Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models. *Ecological modelling* 41, 247–268.
- Macelloni, G., Paloscia, S., Pampaloni, P., Marliani, F., Gai, M., 2001. The relationship between the backscattering coefficient and the biomass of narrow and broad leaf crops. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 39, 873–884.
- Mandal, D., Kumar, V., McNairn, H., Bhattacharya, A., Rao, Y.S., 2019. Joint estimation of Plant Area Index (PAI) and wet biomass in wheat and soybean from C-band

- polarimetric SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 79, 24–34. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.02.007>
- Martin, K., Raun, W., Solie, J., 2012. By-plant prediction of corn grain yield using optical sensor readings and measured plant height. *Journal of Plant Nutrition* 35, 1429–1439. <https://doi.org/10.1080/01904167.2012.684133>
- McMaster, G.S., Wilhelm, W.W., Frank, A.B., 2005. Developmental sequences for simulating crop phenology for water-limiting conditions. *Australian Journal of Agricultural Research* 56, 1277. <https://doi.org/10.1071/AR05068>
- Mkhabela, M.S., Bullock, P., Raj, S., Wang, S., Yang, Y., 2011. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology* 151, 385–393. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.11.012>
- Montanarella, L., Pennock, D., McKenzie, N., Alavipanah, S.K., Alegre, J., AlShankiti, A., Arrouays, D., Aulakh, M.S., Badraoui, M., Baptista, I., Black, H., Arbestain, M.C., Chude, V., El, E.A.E., Victoria, D.E., Hempel, J., Henriquez, C.R., Hong, S.Y., Krasilnikov, P., Mamo, T., Caon, L., Forlano, N., Keene, C., Sala, M., Sorokin, A., Verbeke, I., Ward, C., Achouri, M., Vargas, R., Finka, M., 2015. Etat des ressources en sols dans le Monde 92.
- Monteith, J.L., 1972. Solar Radiation and Productivity in Tropical Ecosystems. *The Journal of Applied Ecology* 9, 747. <https://doi.org/10.2307/2401901>
- Moore, K.J., Karlen, D.L., Lamkey, K.R., 2014. Future Prospects for Corn as a Biofuel Crop 24.
- Morell, F.J., Yang, H.S., Cassman, K.G., Wart, J.V., Elmore, R.W., Licht, M., Coulter, J.A., Ciampitti, I.A., Pittelkow, C.M., Brouder, S.M., Thomison, P., Lauer, J., Graham, C., Massey, R., Grassini, P., 2016. Can crop simulation models be used to predict local to regional maize yields and total production in the U.S. Corn Belt? *Field Crops Research* 192, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.04.004>
- Moulin, S., Bondeau, A., Delecote, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing* 19, 1021–1036.
- OGTR, 2008. *The Biology of Zea Mays L. ssp mays (maize or corn)*.
- O’Keeffe, K., 2009. *Maize growth & development, State of New South Wales through NSW Department of Primary Industries. NSW Dept. of Primary Industries, Orange, N.S.W.*
- Oteng-Darko, P., Yeboah, S., Addy, S.N.T., Amponsah, S., Danquah, E.O., 2013. Crop modeling: A tool for agricultural research—A. *Journal of Agricultural Research and Development* 2(1), 001–006.
- Padilla, F.L.M., Maas, S.J., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Rajan, N., Gavilán, P., Domínguez, J., 2012. Monitoring regional wheat yield in Southern Spain using the GRAMI model and satellite imagery. *Field Crops Research* 130, 145–154. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.02.025>
- Paliwal, R.L., Granados, G., Lafitte, H.R., Violic, A.D., 2002. *le maïs en zones tropicales. Amélioration et production. FAO.*
- Panda, R.K., Behera, S.K., Kashyap, P.S., 2004. Effective management of irrigation water for maize under stressed conditions. *Agricultural Water Management* 66, 181–203. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2003.12.001>
- Park, J.-W., Korosov, A.A., Babiker, M., Sandven, S., Won, J.-S., 2018. Efficient Thermal Noise Removal for Sentinel-1 TOPSAR Cross-Polarization Channel. *IEEE*

- Transactions on Geoscience and Remote Sensing 56, 1555–1565.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2765248>
- Peake, A.S., Huth, N.I., Kelly, A.M., Bell, K.L., 2013. Variation in water extraction with maize plant density and its impact on model application. *Field Crops Research* 146, 31–37. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.02.012>
- Pereira, L.S., Allen, R.G., Smith, M., Raes, D., 2015. Crop evapotranspiration estimation with FAO56: Past and future. *Agricultural Water Management* 147, 4–20.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.07.031>
- Préfecture du Gers, 2017. 5eme programmes d’actions “Nitrates” Département du GERS [WWW Document]. URL
http://www.gers.gouv.fr/content/download/22000/160432/file/Com_dep_5emeprog2017.pdf
- Prévat, L., Chauki, H., Troufleau, D., Weiss, M., Baret, F., Brisson, N., 2003. Assimilating optical and radar data into the STICS crop model for wheat. *Agronomie* 23, 297–303.
- Raes, D., 2017. Understanding Aquacrop, FAO. ed, AquaCrop training handbooks. Food And Agriculture Organization.
- Ransom, J., 2013. Corn Growth and Management Quick Guide.
- Ranum, P., Peña-Rosas, J.P., Garcia-Casal, M.N., 2014. Global maize production, utilization, and consumption: Maize production, utilization, and consumption. *Annals of the New York Academy of Sciences* 1312, 105–112. <https://doi.org/10.1111/nyas.12396>
- Reeves, T.G., Thomas, G., Ramsay, G., 2016. Produire plus avec moins en pratique: le maïs, le riz, le blé, FAO. ed.
- Richards, J.A., 2009. Remote Sensing with Imaging Radar, Signals and Communication Technology. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Ritchie, J.T., Singh, U., Godwin, D.C., Bowen, W.T., 1998. Cereal growth, development and yield, in: Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Thornton, P.K. (Eds.), *Understanding Options for Agricultural Production*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 79–98.
https://doi.org/10.1007/978-94-017-3624-4_5
- RNCAN, 2016. Notions fondamentales de télédétection.
- Roderick, M.L., Berry, S.L., Noble, I.R., Farquhar, G.D., 1999. A theoretical approach to linking the composition and morphology with the function of leaves. *Functional Ecology* 13, 683–695. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2435.1999.00368.x>
- Romano, N., 2014. Soil moisture at local scale: Measurements and simulations. *Journal of Hydrology* 516, 6–20. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.01.026>
- Romano, N., 1999. Water Retention and Movement in Soil, in: *Handbook of Agricultural Engineering, Land and Water Engineering*. St Joseph (USA), pp. 262–284.
- Rosenzweig, C., Elliott, J., Deryng, D., Ruane, A.C., Müller, C., Arneth, A., Boote, K.J., Folberth, C., Glotter, M., Khabarov, N., Neumann, K., Piontek, F., Pugh, T.A.M., Schmid, E., Stehfest, E., Yang, H., Jones, J.W., 2014. Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111, 3268–3273.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1222463110>
- S. Hansen, P. Abrahamsen, C. T. Petersen, M. Styczen, 2012. Daisy: Model Use, Calibration, and Validation. *Transactions of the ASABE* 55, 1317–1335.
<https://doi.org/10.13031/2013.42244>

- Sánchez, B., Rasmussen, A., Porter, J.R., 2014. Temperatures and the growth and development of maize and rice: a review. *Global Change Biology* 20, 408–417. <https://doi.org/10.1111/gcb.12389>
- Sauer, T., Havlík, P., Schneider, U.A., Schmid, E., Kindermann, G., Obersteiner, M., 2010. Agriculture and resource availability in a changing world: The role of irrigation: AGRICULTURE AND NATURAL RESOURCES. *Water Resources Research* 46. <https://doi.org/10.1029/2009WR007729>
- Sébillotte, M., 1974. Agronomie et agriculture : essai d'analyse des tâches de l'agronome. *Cah. ORSTOM, sér. Biol.* 24, 3–25.
- Setiyono, T., Nelson, A., Holecz, F., 2014. Remote Sensing based Crop Yield Monitoring and Forecasting.
- Sharma, L.K., Franzen, D.W., 2014. Use of corn height to improve the relationship between active optical sensor readings and yield estimates. *Precision Agriculture* 15, 331–345. <https://doi.org/10.1007/s11119-013-9330-9>
- Shiferaw, B., Prasanna, B.M., Hellin, J., Bänziger, M., 2011. Crops that feed the world 6. Past successes and future challenges to the role played by maize in global food security. *Food Security* 3, 307–327. <https://doi.org/10.1007/s12571-011-0140-5>
- Silvestro, P., Pignatti, S., Pascucci, S., Yang, H., Li, Z., Yang, G., Huang, W., Casa, R., 2017. Estimating Wheat Yield in China at the Field and District Scale from the Assimilation of Satellite Data into the Aquacrop and Simple Algorithm for Yield (SAFY) Models. *Remote Sensing* 9, 509. <https://doi.org/10.3390/rs9050509>
- Small, D., Schubert, A., 2008. Guide to ASAR geocoding. RSL-ASAR-GC-AD Issue 1.0.
- SNPAA, n.d. Syndicat National des Producteurs d'Alcool Agricole [WWW Document]. URL <http://www.alcool-bioethanol.net/>
- S.U., S.L., Singh, D.N., Shojaei Baghini, M., 2014. A critical review of soil moisture measurement. *Measurement* 54, 92–105. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.04.007>
- Suhet, 2013. Sentinel-1 User Handbook [WWW Document]. URL <https://fr.scribd.com/doc/259520850/Sentinel-1-User-Handbook>
- Tardieu, F., Katerji, N., Bethenod, O., Hamard, P., Quétin, P., Bal, P., 1990. Relations entre l'état hydrique du sol, le potentiel de base et d'autres indicateurs de la contrainte hydrique chez le maïs. *Agronomie* 10, 617–626. <https://doi.org/10.1051/agro:19900802>
- Tardieu, J., Leroy, M., 2003. Radome, le réseau temps réel d'observation au sol de Météo-France. *La Météorologie* 8, 40. <https://doi.org/10.4267/2042/36262>
- Topp, G.C., Davis, J.L., Annan, A.P., 1980. Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines. *Water Resources Research* 16, 574–582. <https://doi.org/10.1029/WR016i003p00574>
- Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment* 8, 127–150.
- Ulaby, F.T., Allen, C.T., Eger Iii, G., Kanemasu, E., 1984. Relating the microwave backscattering coefficient to leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 81–93.
- Ulaby, F.T., Fung, A.K., Moore, R.K., 1982. Microwave and remote sensing: active and passive: surface scattering and emission theory., Addison-Wesley editions. ed.
- Ulaby, F.T., Haddock, T.H., Kuga, Y., 1990. Measurement and modeling of millimeter-wave scattering from tree foliage.

- Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1986. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive. From Theory to Application*. Artech House, Dedham.
- Varlet-Grancher, C., Bonhomme, R., Chartier, M., Artis, P., 1982. Efficience de la conversion de l'énergie solaire par un couvert végétal. *Acta Oecologica Oecologia Plantarum* 3–26.
- Veloso, A., Mermoz, S., Bouvet, A., Le Toan, T., Planells, M., Dejoux, J.-F., Ceschia, E., 2017. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. *Remote Sensing of Environment* 199, 415–426. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.015>
- Vereecken, H., Huisman, J.A., Pachepsky, Y., Montzka, C., van der Kruk, J., Bogaen, H., Weihermüller, L., Herbst, M., Martinez, G., Vanderborght, J., 2014. On the spatio-temporal dynamics of soil moisture at the field scale. *Journal of Hydrology* 516, 76–96. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.11.061>
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sensing of Environment* 16, 125–141. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(84\)90057-9](https://doi.org/10.1016/0034-4257(84)90057-9)
- Vidal, J.P., Martin, E., Kitova, N., Najac, J., Soubeyroux, J.-M., 2012. Evolution of spatio-temporal drought characteristics: validation, projections and effect of adaptation scenarios. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 22.
- Viña, A., Gitelson, A.A., Rundquist, D.C., Keydan, G., Leavitt, B., Schepers, J.S., 2004. Monitoring Maize (*Zea mays* L.) Phenology with remote Sensing. *Remote Sensing*.
- Vollrath, A., Lindquist, E., Jonckheere, I., Pekkarinen, A., 2016. OPEN FORIS SAR TOOLKIT - FREE AND OPEN SOURCE COMMAND LINE UTILITIES FOR AUTOMATIZED SAR DATA PRE-PROCESSING. Presented at the Living Planet Symposium, Prague, Czech Republic, p. 5.
- Wallington, T.J., Anderson, J.E., Mueller, S.A., Kolinski Morris, E., Winkler, S.L., Ginder, J.M., Nielsen, O.J., 2012. Corn Ethanol Production, Food Exports, and Indirect Land Use Change. *Environmental Science & Technology* 46, 6379–6384. <https://doi.org/10.1021/es300233m>
- Walter C. Bausch, Christopher M. U. Neale, 1987. Crop Coefficients Derived from Reflected Canopy Radiation: A Concept. *Transactions of the ASAE* 30, 0703–0709. <https://doi.org/10.13031/2013.30463>
- Wang, P., Ma, Q., Wang, J., Hong, W., Li, Y., Chen, Z., 2013. An improved SAR radiometric terrain correction method and its application in polarimetric SAR terrain effect reduction. *Progress In Electromagnetics Research B* 54, 107–128.
- Weiss, M., Baret, F., 1999. Evaluation of Canopy Biophysical Variable Retrieval Performances from the Accumulation of Large Swath Satellite Data. *Remote Sensing of Environment* 70, 293–306. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00045-0](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00045-0)
- Weiss, M., Baret, F., Myneni, R.B., Pragnère, A., Knyazikhin, Y., 2000. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie* 20, 3–22. <https://doi.org/10.1051/agro:2000105>
- Weiss, M., Baret, F., Solan, B.D., Demarez, V., 2008. CAN-EYE, logiciel de traitement d'images pour l'estimation de l'indice foliaire. *Cahier des Techniques de l'INRA*, INRA 10.
- Whisler, F.D., Acock, B., Baker, D.N., Fye, R.E., Hodges, H.F., Lambert, J.R., Lemmon, H.E., McKinion, J.M., Reddy, V.R., 1986. *Crop Simulation Models in Agronomic*

- Systems, in: *Advances in Agronomy*. Elsevier, pp. 141–208.
[https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)60282-5](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)60282-5)
- Yang, H.S., Dobermann, A., Lindquist, J.L., Walters, D.T., Arkebauer, T.J., Cassman, K.G., 2004. Hybrid-maize—a maize simulation model that combines two crop modeling approaches. *Field Crops Research* 87, 131–154.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2003.10.003>
- Yeom, J.-M., Ko, J., Kim, H.-O., 2015. Application of GOCI-derived vegetation index profiles to estimation of paddy rice yield using the GRAMI rice model. *Computers and Electronics in Agriculture* 118, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.017>
- Yin, X., Hayes, R.M., McClure, M.A., Savoy, H.J., 2012. Assessment of plant biomass and nitrogen nutrition with plant height in early-to mid-season corn. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 92, 2611–2617. <https://doi.org/10.1002/jsfa.5700>
- Yin, X., McClure, M.A., Hayes, R.M., 2011. Improvement in regression of corn yield with plant height using relative data. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 91, 2606–2612. <https://doi.org/10.1002/jsfa.4477>
- Zamora Re, M., Dukes, M.D., 2017. Irrigation scheduling using real-time soil moisture data in corn production. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*.
<https://doi.org/10.13031/aim.201701335>
- Ziegler, K.E., Ashman, R.B., White, G.M., Hanna, M.A., Nielsen, R.L., Wysong, D.S., Zuber, M.S., 1985. *Popcorn Production and Marketing*. National Handbook NCH-5, 7.
- Zotarelli, L., Barreto, T.P., 2013. Interpretation of Soil Moisture Content to Determine Soil Field Capacity and Avoid Over Irrigation in Sandy Soils Using Soil Moisture Measurements 7.

Acronymes

ACMG : Association Climatologique de Moyenne-Garonne
ASF : Alaska Satellite Facility
CESBIO : Centre d'Études Spatiales de la BIOSphère
CNES : Centre National d'Études Spatiales
EDM : Biomasse sèche de l'épi
EFM : Biomasse fraîche de l'épi
ESA : Agence Spatiale Européenne
FAO : Food and Agricultural Organisation of the United Nations
Hcc : Humidité à la Capacité au Champ
HpF : Humidité au Point de Flétrissement
HRS : Haute résolution spatiale
MAJA : Chaîne de traitement nuage et correction atmosphérique (CESBIO)
NASA : National Aeronautics and Space Administration
NDVI : Normalized Difference Vegetation Index
OLI : Operational Land Imager
OMM : Organisation Mondiale de la Météorologie
PAC : Politique Agricole Commune
PDM : Biomasse sèche de la plante
PFM : Biomasse fraîche de la plante
PIR : Proche Infrarouge
RFU : Réserve Facilement Utilisable
RU : Réserve Utile
SRTM : Shuttle Radar Topography Mission
TDM : Biomasse sèche totale
TFM : Biomasse fraîche totale
USGS : United States Geological Survey

AUTEUR : Maël AMELINE

TITRE : Diagnostic hydrique et prévision de rendement des cultures de maïs – mise en place d’un service tout temps

RÉSUMÉ

La thèse répond aux objectifs d’évaluer le potentiel d’estimation de la production de parcelles de maïs, ainsi que de leurs besoins hydriques. Les travaux, validés dans le Sud-Ouest de la France, reposent sur le couplage du modèle agro-météorologique à de l’imagerie satellitaire pour étendre le suivi à une échelle régionale. Le but est de s’affranchir des contraintes nuageuses imposées sur les acquisitions optiques, grâce à l’utilisation du radar Sentinel-1. L’estimation de la production comprend la biomasse sèche (épi, plante) ainsi que le rendement à l’échelle parcellaire. Au-delà des améliorations du modèle, l’assimilation combinée de l’optique et du radar donne de bons résultats et améliore les simulations basées sur l’optique en comblant l’absence de données en début de saison (forte nébulosité). Les résultats de l’estimation du contenu en eau sont plus contrastés. Le détail des erreurs révèle notamment des défauts liés aux propriétés du sol ou aux déclarations des agriculteurs.

MOTS-CLÉS: Maïs, rendement, biomasse, bilan hydrique, radar, optique, modélisation

TITLE: Water balance diagnostic and corn yield forecasting - setting up an all-weather service

ABSTRACT

The study explores the feasibility to estimate the corn field production and its water needs during the irrigation period. The work, validated in the South-West of France, is based on an agro-meteorological model coupled with satellite imagery to extend monitoring to regional scale. The recent availability of Sentinel-1 radar mission allows monitoring without atmospheric constraints (e.g. clouds) as opposed to optical acquisitions. The estimation of production is linked with dry biomass (ear, plant) and yield data at the field scale. Beyond new improvements, the combination of optical and radar provides accurate results and even improves the estimations based on optical by filling the gaps caused by cloud cover at the beginning of the season. The water needs simulation are more contrasted as a result of the accuracy of the input data. Moreover, some features (e.g. soil properties) can be seen within soil moisture measurements, even though they cannot be modeled.

KEYWORDS: Corn (maize), yield, biomass estimation, water balance, radar, optical, modeling

DIRECTEUR DE THÈSE : Frédéric BAUP, Maître de conférences, CESBIO Toulouse

LIEU ET DATE DE SOUTENANCE : à Auch le 25 décembre 2018

DISCIPLINE ADMINISTRATIVE : Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie

INTITULE ET ADRESSE DE L’U.F.R. OU DU LABORATOIRE : Centre d’Études Spatiales de la Biosphère – CESBIO (UMR 5126), 18 avenue Édouard Belin, bpi 2801, 31 401 Toulouse cedex 9

DIRECTEUR DE THÈSE : Frédéric BAUP, Maître de conférences, CESBIO Toulouse