



HAL
open science

Impact des pratiques agricoles sur le bilan radiatif et la température de brillance du maïs à fine échelle par modélisation physique 3D

Paul Boitard

► **To cite this version:**

Paul Boitard. Impact des pratiques agricoles sur le bilan radiatif et la température de brillance du maïs à fine échelle par modélisation physique 3D. Sciences agricoles. Université de Toulouse, 2024. Français. NNT : 2024TLSES113 . tel-04747455

HAL Id: tel-04747455

<https://theses.hal.science/tel-04747455v1>

Submitted on 22 Oct 2024

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.

Doctorat de l'Université de Toulouse

préparé à l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Impact des pratiques agricoles sur le bilan radiatif et la
température de brillance du maïs à fine échelle par
modélisation physique 3D.

Thèse présentée et soutenue, le 29 mai 2024 par

Paul BOITARD

École doctorale

SDU2E - 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

Jean-Philippe GASTELLU ETCHEGORRY et Benoit COUDERT

Composition du jury

M. Lionel JARLAN, Président, IRD Occitanie

Mme Agnès BEGUE, Rapporteuse, CIRAD Montpellier-Occitanie

M. Stéphane JACQUEMOUD, Rapporteur, Université Paris Cité

M. Jérôme DEMARTY, Examineur, IRD Occitanie

M. Mark IRVINE, Examineur, INRAE Nouvelle-Aquitaine Bordeaux

M. Jean-Philippe GASTELLU ETCHEGORRY, Directeur de thèse, Université Toulouse III - Paul Sabatier

M. Benoit COUDERT, Co-directeur de thèse, Université Toulouse III - Paul Sabatier

Membres invités

M. Xavier Briottet, ONERA

Impact of agricultural practices on the radiative budget
and brightness temperature of maize at fine scale by 3D
physical modeling

by

Paul Boitard

A thesis submitted for the degree of

Doctor of Philosophy

March 2024

Remerciements :

Je tiens tout d'abord à remercier les deux personnes sans qui cette thèse n'aurait pu être possible : Benoit et Jean-Philippe. Merci à vous deux pour m'avoir accompagné et transmis tant de connaissances durant ces trois années. Cela n'a pas toujours été facile, mais je pense que nous pouvons être fiers du travail accompli.

Je remercie ensuite l'ensemble du personnel de l'IUT d'Auch, avec en premier lieu mes compagnons de galère : Emmanuelle, Nicolas, Abdo et Thomas. Merci à vous pour tous ces moments partagés, pauses, goûters, petits moments de déprime et de joie. Abdo et Nico, vous qui m'avez suivi depuis le début, sachez que votre impact sur ma santé mentale a été très bénéfique et m'a permis de relativiser les moments difficiles. Chers compagnons Ariégeois et Libanais, vous avez mis du soleil et de la joie durant vos années à l'IUT et je vous en remercie chaleureusement.

Je tiens également à remercier les membres du CESBIO Auch : Solen, Vincent, Nathalie et Sébastien. Un remerciement tout particulier à l'ancien directeur de l'IUT, Bruno, merci pour ta bienveillance, ton accompagnement et tes précieux conseils. Un grand merci également à Marilyne d'avoir su gérer tous mes soucis administratifs, ton aide et ta bonne humeur furent très précieuses. Je remercie également tous les membres du LBAE.

Une mention spéciale au personnel du Crous avec qui j'ai lié une belle amitié durant ces trois années. Je vous souhaite tout le meilleur.

Un grand merci à l'ensemble du CESBIO Toulouse, et surtout à l'ensemble de l'équipe DART : Nicolas, Eric, Jordan, Yingjie, Omar, Zhijun, Thang, Lukas, Zbynek et tous les autres. Collaborer au sein de cette équipe a été l'une des meilleures expériences de ma vie, et j'espère pouvoir dans l'avenir continuer à collaborer avec vous d'une manière ou d'une autre. Merci tout particulièrement à Nicolas, Yingjie, Omar et Eric qui ont apporté leur savoir et leurs connaissances pour le travail scientifique autour de cette thèse.

Merci à tous les doctorants et stagiaires présents au CESBIO avec qui j'ai partagé de bons moments malgré ma faible présence sur le site de Toulouse. Vous m'avez toujours bien accueilli.

Un remerciement tout particulier pour Zirbi Merhez, ancien directeur du CESBIO.

Un grand merci à Zahcarie, à qui je dois ma présence en thèse. Nous avons partagé tellement de choses au cours de ces années, merci pour les moments de rigolades, les soirées et pour cet incroyable voyage à Pasadena. J'espère que nous continuerons dans le futur.

Merci à l'école doctorale SDU2E, notamment à Adrien et Geneviève.

Je tiens également à remercier les membres de ma famille qui m'ont soutenu durant cette thèse et durant toutes mes études, notamment mes parents Hervé et Valérie et mon frère Louka.

Enfin et surtout, je tiens à remercier celle qui a partagé ma vie durant ces trois années, qui m'a toujours encouragé et soutenu, qui a subi parfois les déboires de ma thèse, qui a partagé mes joies et mes peines, mais surtout qui a toujours été là pour moi dans cette folle aventure. Celle sans qui je n'aurais probablement même pas validé ma licence. Merci à toi Julie, merci mon amour.

Listes des publications :

i. Articles :

1) P. Boitard, B. Coudert, N. Lauret, S. Queguiner, C. Marais-Sicre, O. Regaieg, Y. Wang, J.-P. Gastellu-Etchegorry, Calibration of DART 3D model with UAV and Sentinel-2 for studying the radiative budget of conventional and agro-ecological maize fields, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 32, 2023, 101079, ISSN 2352-9385, <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101079>.

2) Zhen, Z., Benromdhane, N., Kallel, A., Wang, Y., Regaieg, O., Boitard, P., Landier, L., Chavanon, E., Lauret, N., Guilleux, J., Yin, T., León-Tavares, J., & Gastellu-Etchegorry, J.-P. (2023). DART: a 3D radiative transfer model for urban studies. <https://doi.org/10.1109/jurse57346.2023.10144212>

3) Michel, A.; Granero-Belinchon, C.; Cassante, C.; Boitard, P.; Briottet, X.; Adeline, K.R.M.; Poutier, L.; Sobrino, J.A. A New Material-Oriented TES for Land Surface Temperature and SUHI Retrieval in Urban Areas: Case Study over Madrid in the Framework of the Future TRISHNA Mission. *Remote Sens.* 2021, 13, 5139. <https://doi.org/10.3390/rs13245139>

ii. Conférences :

1) P. Boitard, B. Coudert, N. Lauret, JP. Gastellu-Etchegorry, IGARSS, Pasadena, July 2023, THP.P20: Agricultural Classification and Mapping II. CALIBRATION OF 3D MODELS OF MAIZE FIELDS USING UAV AND S2 IMAGES FOR SIMULATING THEIR VIS-NIR AND TIR OBSERVATION AND RADIATIVE BUDGET WITH DART, (poster).

2) P. Boitard, B. Coudert, N. Lauret, JP. Gastellu-Etchegorry, RAQRS, Valencia, September 2022, Land surface radiation and inversion modelling. Using UAV & S2 reflectance and vegetation index for calibrating realistic 3D models of maize fields with DART and simulating their radiative budget, (poster).

3) P. Boitard, B. Coudert, N. Lauret, JP. Gastellu-Etchegorry, Trishna Days, Toulouse, March 2022, 3P7, 3. Ecosystem stress & water used. Sentinel-2 calibration of realistic 3D models of maize fields to simulate their radiative budget with DART, (poster).

Résumé :

Quantifier le bilan radiatif (BR) et la température de brillance (TB) du maïs, céréale la plus produite au monde, est un enjeu crucial pour gérer sa culture dans un contexte de réchauffement climatique. Son microclimat, comprenant la température, l'eau et les flux d'énergie, dépend des pratiques de gestion des cultures. Il est donc primordial d'évaluer les impacts de ces pratiques agricoles sur son BR et sa TB à l'échelle parcellaire. Les modèles de transfert radiatif (MTR) 3D et les observations par télédétection (RS) sont essentiels pour étudier et comparer l'influence des pratiques agroécologiques (AE) et de l'agriculture conventionnelle (CA) sur le BR et la TB du maïs, et par suite sur son microclimat.

Nous avons étudié deux champs de maïs voisins, dans le sud-ouest de la France, respectivement avec des pratiques AE (pas de labourage, mulch, résidus végétaux) et CA. J'ai choisi le MTR DART qui est considéré comme l'un des meilleurs au monde, et nous nous sommes appuyés sur des données in situ et de télédétection par drone et satellite.

J'ai tout d'abord créé des modèles 3D réalistes des champs CA et AE, que j'ai ensuite validés avec une nouvelle méthode basée sur l'emploi combiné de DART, de réflectances et d'indices de végétation acquis en juillet 2019, par drone et par le satellite Sentinel 2 (S2).

J'ai ensuite simulé des séries temporelles de rayonnement actif photosynthétiquement absorbé (APAR) pour les plantes ($APAR_{\text{plante}}$) et le sol ($APAR_{\text{sol}}$) avec DART. La valeur journalière moyenne de l' $APAR_{\text{plante}}$ s'est avérée être plus élevée de 21,5 W/m² dans le champ AE, avec une valeur journalière moyenne de l' $APAR_{\text{sol}}$ plus élevée de 20,1 W/m² dans le champ CA.

Pour comprendre l'origine de ces différences, j'ai effectué une étude de sensibilité sur les paramètres géométriques et optiques (OP) qui différencient ces deux champs afin de quantifier l'impact de chacun d'eux.

Il est apparu que les OP_{sol} causent $\approx 45\%$ des différences d' $APAR_{\text{plante}}$ et d' $APAR_{\text{sol}}$. La forme de la plante cause $\approx 14\%$ de la différence d' $APAR_{\text{plante}}$ et $\approx 17\%$ de la différence d' $APAR_{\text{sol}}$. Les OP_{plante} causent $\approx 14\%$ de la différence d' $APAR_{\text{plante}}$ et $\approx 1\%$ d' $APAR_{\text{sol}}$. La géométrie du champ (orientation des rangs, distances entre rangées et entre plantes) provoque $\approx 7\%$ de la différence d' $APAR_{\text{plante}}$ et $\approx 2\%$ d' $APAR_{\text{sol}}$.

Ces résultats soulignent le rôle important des OP_{sol} , découlant de pratiques agricoles différentes, qui à eux seuls expliquent presque la moitié des différences d' $APAR_{\text{plante}}$ et d' $APAR_{\text{sol}}$.

La sensibilité de l'APAR à l'indice de surface foliaire (LAI) est deux fois plus faible dans le champ AE que dans le champ CA. Des simulations ont montré que les différences d'APAR entre les champs AE et CA peuvent être encore plus importantes avec d'autres orientations des rangs de maïs.

Des simulations ont aussi souligné le rôle du modèle de champ sur l'APAR simulé, en comparant l'APAR simulé par un modèle de champ 3D et un modèle de champ turbide 1D équivalent. L'approche 1D turbide augmente de 16 % l'APAR_{plante} par rapport aux modèles 3D CA et AE. Ces résultats soulèvent des questions sur l'utilisation de modèles 1D pour étudier l'APAR à des échelles fines.

J'ai également développé des maquettes DART spécifiques au domaine thermique pour analyser la TB. Ces modèles ont été calibrés à l'aide d'une nouvelle approche basée sur des comparaisons statistiques entre les données TB obtenues par drone et des simulations DART. Les résultats simulés concordent avec les données réelles acquises par les drones.

J'ai ensuite exploré l'influence des facteurs géométriques sur la TB des champs, avec une distribution de la température thermodynamique suivant l'éclairement selon la loi de Stefan-Boltzmann. Les résultats indiquent que la TB est peu sensible à la faible différence de LAI entre les deux champs (environ 0,2) et à l'orientation azimutale des plants de maïs. En revanche, elle est fortement influencée par la forme des plantes et la géométrie du champ, comme le montre la différence de 4K de TB_{sol} entre les configurations CA et AE. Ces résultats, contradictoires avec les mesures effectuées, montrent l'importance d'étudier les processus physiques responsables de cette compensation.

Ce travail ouvre des perspectives intéressantes, notamment avec l'arrivée de modèles de bilan d'énergie adaptés à la simulation des processus physiques non radiatifs et non pris en compte dans DART, comme l'évapotranspiration ou l'état hydrique des sols et des plantes. Cela permettra de quantifier l'impact de ces processus sur le BR et la TB des champs de maïs cultivés avec des pratiques agroécologiques (AE) et conventionnelle (CA).

Abstract:

Quantifying the radiative budget (BR) and brightness temperature (TB) of maize, the most produced cereal in the world, is crucial for managing its cultivation in a context of global warming. The microclimate of maize, including temperature, water, and energy flows, depends on crop management practices. Therefore, it is essential to evaluate the impacts of these practices on BR and TB at the field scale.

3D radiative transfer models (RTM) and remote sensing (RS) observations are essential for studying and comparing the influence of agroecological (AE) and conventional agriculture (CA) practices on the BR and TB of maize, and subsequently on its microclimate.

We studied two neighbouring maize fields in southwestern France, with AE (no tillage, mulch, crop residues) and CA practices respectively. We chose the DART RTM, which is considered one of the best in the world, and we relied on in situ data, as well as drone and satellite remote sensing data.

First, we created realistic 3D models of the CA and AE fields, which we then validated using a new method based on the combined use of DART, reflectance, and vegetation indices acquired in July 2019 by drone and the Sentinel 2 (S2) satellite.

Next, we simulated time series of photosynthetically active radiation absorbed (APAR) for plants ($APAR_{plant}$) and soil ($APAR_{soil}$) with DART. The daily average value of $APAR_{plant}$ was 21.5 W/m^2 higher in the AE field, while the daily average value of $APAR_{soil}$ was 20.1 W/m^2 higher in the CA field.

To understand the origin of these differences, we conducted a sensitivity study on the geometric and optical parameters (OP) that differentiate these two fields in order to quantify the impact of each of them.

It was found that the soil OP caused $\approx 45 \%$ of the differences in $APAR_{plant}$ and $APAR_{soil}$. The shape of the plant caused $\approx 14 \%$ of the difference in $APAR_{plant}$ and $\approx 17 \%$ of the difference in $APAR_{soil}$. The plant OP caused $\approx 14 \%$ of the difference in $APAR_{plant}$ and $\approx 1 \%$ in $APAR_{soil}$. The field geometry (row orientation, row spacing, and plant spacing) caused $\approx 7 \%$ of the difference in $APAR_{plant}$ and $\approx 2 \%$ in $APAR_{soil}$.

These results highlight the significant role of soil OP resulting from different agricultural practices, which alone explain almost half of the differences in $APAR_{plant}$ and $APAR_{soil}$.

The sensitivity of APAR to the leaf area index (LAI) is two times lower in the AE field than in the CA field. The results showed that the differences in APAR between the AE and CA fields could be even greater with other maize row orientations.

The results also highlighted the role of the field model on the simulated APAR by comparing the use of simulated APAR by a 3D field model to its corresponding 1D turbid field model: the 1D turbid models resulted in an increase of 16% in $APAR_{plant}$ and a similar $APAR_{soil}$, compared to the CA and AE 3D models. These results raise questions about the use of 1D models for studying APAR at fine scales.

We also created DART models in the thermal domain to study brightness temperature (TB). These models were calibrated using a new method based on statistical comparisons between the TB data obtained by drone and DART simulations. The simulated results agree with the real data acquired by the UAV.

We then explored the influence of geometric factors on the TB of the fields, with a distribution of thermodynamic temperature according to illumination following Stefan-Boltzmann's law. The results indicate that TB is not very sensitive to the small difference in LAI between the two fields (about 0.2) and the azimuthal orientation of the maize plants. However, it is strongly influenced by the shape of the plants and the geometry of the field, as shown by the 4K difference in TB_{soil} between the CA and AE configurations. These results, contradictory to the measurements made, highlight the importance of studying the physical processes responsible for this compensation.

This work opens up interesting perspectives, especially with the arrival of models capable of simulating the energy budget, which will allow simulating physical processes not taken into account in DART, such as evapotranspiration or the water status of soils and plants. This will make it possible to quantify the effect of each parameter in the soil-vegetation-atmosphere interface to show other differences related to agricultural practices on TB.

Table des matières

Remerciements :	4
Listes des publications :	6
i. Articles :	6
ii. Conférences :	6
Résumé :	8
Abstract:	8
Introduction :	25
I. Bilan d'énergie à la surface terrestre.....	33
i. Rayonnement au sein des couverts végétaux	33
ii. Principes physiques du rayonnement	36
iii. Interaction lumière matière.....	39
iv. Bilan d'énergie sol végétation atmosphère.....	40
II. Mesures par télédétection	44
i. Télédétection visible, proche infrarouge et infrarouge thermique	44
ii. Télédétection satellite	49
iii. Télédétection drone.....	54
III. Modélisation du transfert radiatif dans les couverts végétaux	58
i. Apport des MTRs 3D par rapport aux MTRs 1D	58
ii. Complémentarité des MTR et des données de télédétection	62
iii. DART.....	63
IV. Le site d'étude et son suivi expérimental	70
i. Le site d'Estampes et la campagne BAG'AGES.....	70
ii. Les données météorologiques et rayonnement	73

iii. Les spectres de réflectance et les séries température/humidité.....	78
iv. Données de télédétection.....	82
V. Méthodologie de calibration des maquettes 3D DART	88
i. Création maquette DART.....	88
ii. Méthodes de détermination du LAI et des propriétés optiques.....	91
iii. Validation par télédétection.....	95
iv. Conclusions et perspectives.....	98
VI. Étude de sensibilité sur l'APAR.....	101
i. Plan d'étude pour la comparaison du bilan radiatif des deux modalités agricoles (parcelles AE et CA)	101
ii. Sensibilité des propriétés optiques et géométriques sur les écarts de APAR.....	104
iii. Influence du LAI et de l'orientation des champs	109
iv. Distribution du rayonnement APAR au sein du couvert	112
v. Comparaison de modélisations 1D et 3D	116
vi. Conclusion générale sur l'étude de sensibilité	118
VII. Simulations dans le domaine thermique à partir des maquettes 3D des champs CA et AE	122
i. Scenarios de simulation thermique et hypothèses	122
ii. Choix du modèle DART LUX pour les simulations thermiques	122
iii. Méthode d'ajustement des maquettes thermiques	126
iv. Résultats et validation.....	130
v. Etude du bilan radiatif thermique.....	138
vi. Synthèse et Conclusion.....	146
Conclusions et perspectives	Erreur ! Signet non défini.
Références :	155

Annexes : 167

Liste des figures :

Figure 1 : Spectre électromagnétique (Source : https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uvved/envcal/html/rayonnement/1-rayonnement-electromagnetique/1-4-spectre-electromagnetique.html).	33
Figure 2 : Le PAR. Source : https://collegedunia.com/exams/photosynthetically-active-radiation-biology-articleid-675	34
Figure 3 : Signatures spectrales schématisées des trois types majeurs de surfaces terrestres (sol, végétation, eau). Source : Observation spatiale pour l'agriculture en Afrique : potentiels et défis (February 2016 Report : 12 Affiliation: AFD-CIRAD).	35
Figure 4 : Exemple de signatures spectrales de végétations saines, stressées et gravement stressées (source: http://rst.gsfc.nasa.gov/Sect3/Sect3_1.html)	36
Figure 5 : Illustration de la loi de Planck. Source : Wikipédia.	37
Figure 6 : Spectre du rayonnement solaire en haut et bas de l'atmosphère et d'un corps noir à 5900K. Source : wikipedia	38
Figure 7 : Exemple de spectres de coefficient d'absorption de différentes feuilles de maïs en fonction de la longueur d'onde (Gitelson et al, 2022).	40
Figure 8 : Illustration des échanges entre l'atmosphère, la surface et le sol avec les bilans hydrique et énergétique. Source : Guillaume Bigeard. Estimation spatialisée de l'évapotranspiration à l'aide de données infra-rouge thermique multi-résolutions. Sciences de la Terre. Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier), 2014. Français. (NNT :). (tel-01620222)	41
Figure 9 : Schéma de principe de la télédétection visible. Source : Benoît Cheul. Apport des données multispectrales (hyperfréquences, thermique, optique) pour le suivi hydrique des cultures : application aux couverts de blé et de tournesol. Hydrologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2019. Français. (NNT : 2019TOU30300). (tel-03124187).....	45
Figure 10 : : Absorption atmosphérique spectrale, avec les principaux gaz/molécules responsables des pics d'absorption. https://quizlet.com/fr-fr/fiches-de-memorisation/les-memocartes-bilan-radiatif-de-la-terre-482449636	50

Figure 11 : Forêt d'eucalyptus, site de Tumbarumba (TERN, Australie) et Réflectance nadir DART et HDRF mesurée (Headwall's Micro-Hyperspec sur drone) avec écart-types dérivés d'une analyse par pixel. Adapté de Malenovský et al, 2023	64
Figure 12 : a) Scène voxelisée DART-FT b) Scène DART-Lux : les voxels ne sont plus nécessaires.....	68
Figure 13 : Site expérimental d'Estampes, Marais-Sicre et al, 2024	71
Figure 14 : Fréquence des orientations des champs de maïs dans le Gers pour l'année 2019 (internal technical note Lab'OT CNES, https://eolab.cnes.fr/projets/orientation-des-cultures-agricoles)	72
Figure 15 : Evolution des précipitations pour les années 2018 et 2019 mesurée à la station d'Estampes.....	74
Figure 16 : Evolution de la température moyenne journalière fournie par la station météo pour juillet 2019.....	74
Figure 17 : Evolution de l'humidité relative mensuelle pour l'année 2018 et 2019 mesuré par la station météorologique de notre site d'étude.....	75
Figure 18 : Différence de rayonnement montant entre les champs AE et CA pour le domaine courte longueur d'onde (à gauche) et le domaine grande longueur d'onde (à droite) mesuré par le NR01 pour l'année 2019	76
Figure 19 : Différence de rayonnement réfléchi entre les champs AE et CA pour le domaine courte longueur d'onde (à gauche) et le domaine grande longueur d'onde (à droite) mesuré par le NR01 pour la journée du 11/07/2019.	77
Figure 20 : Spectres de plante AE (à gauche) et CA (à droite) obtenu par le radiospectromètre ASD.....	78
Figure 21 : Spectres de sol AE (à gauche) et CA (à droite) obtenu par le radiospectromètre ASD	78
Figure 22 : dispositif terrain des microcapteurs ibutton.....	79
Figure 23 : Carte des parcelles d'Estampes avec position des puces et de la station météo	80
Figure 24 : Diagramme de dispersion de la température du sol mesurée par les puces pour le mois de juillet 2019 de 8 à 18 h	80

Figure 25 : Diagramme de dispersion de la température de la végétation mesurée dans le couvert (à gauche) et hors couvert (à droite) par les puces Ibutton pour le mois du 10/07/2019 au 12/07/2019 de 8 à 18 h.....	81
Figure 26 : Diagramme de dispersion mesurée pour l'humidité de la végétation mesuré dans le couvert (à gauche) et hors couvert (à droite) par les puces Ibutton pour le mois du 10/07/2019 au 12/07/2019 de 8 à 18 h	81
Figure 27 : Carte de réflectance Bande 3 (vert) AE/CA obtenu par le satellite Sentinel 2 le 10/07/2019, résolution 10 m.....	82
Figure 28 : Valeur de LAI SNAP pour les champs CA (à gauche) et AE (à droite)	83
Figure 29 : Diagrammes des pourcentages des classes végétaux aux soleil (VS), végétaux à l'ombre (VSH), du sol au soleil (NVS) et du sol à l'ombre (NVSH) pour les parcelles AE (AGRO) et CA (CONV) (Marais-Sicre et al, 2024).	83
Figure 30 : Température de brillance UAV, sol et végétation à l'ombre et au soleil. (Marais-Sicre et al, 2024).....	84
Figure 31 : Distributions des indices de végétation NDVI et MTVI2 pour le champ AE, données UAV et S2 à 10 m de résolution.	86
Figure 32 : Photo d'un plant de maïs du champ CA et de son modèle 3D DART.	89
Figure 33 : Modèles 3D des plants de maïs AE (à gauche) et CA (à droite) et de leurs champs respectifs.....	90
Figure 34 : Algorithme de la méthode d'étalonnage pour obtenir (OPsol, OPplante) avec un LAI _{SNAP} fixe. R désigne la réflectance et VI l'indice de végétation.....	93
Figure 35 : Algorithme de la méthode d'étalonnage pour obtenir l'indice d'aire foliaire (LAI) en utilisant les valeurs mesurées de (OPsol, OPplante)	95
Figure 36 : Réflectance UAV (11 juillet à 14h), S2 (10 juillet à 11h) et DART des champs AE et CA : bande verte (gauche), rouge (milieu), proche infrarouge (droite). Pour chaque champ, les simulations DART utilisent le modèle de champ 3D étalonné avec les données de UAV ou avec S2	97
Figure 37 : Réflectance UAV et DART des pixels de végétation pure (plante) et de sol pour les champs AE et CA : bande verte (gauche), rouge (milieu) et proche infrarouge (droite).....	97

Figure 38 : Fonction de couts des valeurs médianes UAV/DART des réflectances et des indices de végétation dans les champs AE (à gauche) et CA (à droite). Les valeurs ont été obtenues pour des paires avec 8 propriétés optiques de plantes et 1 propriété optique de sol dans chaque champ	99
Figure 39 : Comparaison de LAI1 et LAI2 pour les champs AE (à gauche) et CA (à droite). Les valeurs ont été obtenues pour des paires avec 8 propriétés optiques de plantes et 1 propriété optique de sol dans chaque champ	99
Figure 40 : APAR simulé par DART (W/m ²) du champ AE le 11/07/2019 à 11h	101
Figure 41 : APAR _{plante} (t) (à gauche) et APAR _{sol} (t) (à droite) des champs AE et CA	102
Figure 42 : APAR _{plante} (t) (a,c) et APAR _{sol} (t) (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec OPM _{sol}	105
Figure 43 : APAR _{plante} (t) (a,c) et APAR _{sol} (t) (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec OPM _{plante}	106
Figure 44 : APAR _{plante} (t) (a,c) et APAR _{sol} (t) (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec géométrie de champ modifiée	107
Figure 45 : APAR _{plante} (t) (a,c) et APAR _{sol} (t) (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec forme de plantes modifiées	108
Figure 46 : APAR _{plante} (t) (à gauche) et APAR _{sol} (t) (à droite) du champ AE et CA fields avec le même LAI (i.e., 3.2 and 3.5)	109
Figure 47 : Δ APAR _{plante} (a,c) et Δ APAR _{sol} (b,d) variation des champs AE et CA en fonction de la variation Δ LAI autour du cas réel (Δ APAR = 0, Δ LAI = 0), à 11h00, le 11 juillet 2019	110
Figure 48 : APAR _{plante} (t) (a,c) et APAR _{sol} (t) (b,d) des champs AE (a,b) et CA (c,d) pour 4 orientations	111
Figure 49 : Distribution verticale de APAR par m ² de surface de plante.....	113
Figure 50 : Profil vertical de l'APAR _{plante} (t) pour les champs AE (gauche) et CA (droite) en fonction de la surface de plante.....	114

Figure 51 : Distributions verticales de surface foliaire pour les plantes AE et CA. Les plantes ont été découpées en 10 couches distincte (par pas de 20 cm pour CA et 15 cm pour AE, du sol 1 au sommet de la plante 10).....	114
Figure 52 : Gamme de puissance du $APAR_{\text{plante}}(t)$ (à gauche) et $APAR_{\text{sol}}(t)$ (à droite) pour les champs AE et CA. Les gammes de puissances vont de 0 à +100 W/m ² par pas de 10 W/m ²	116
Figure 53 : $APAR(t)$ des plantes (à gauche) et du sol (à droite) des champs AE et CA simulés en tant que modèles 1D et 3D	117
Figure 54 : Méthode d'échantillonnage de points pour un triangle unique (a) et une scène de maïs (b). Source : Omar Regaieg. Modeling radiative transfer of Sun-Induced Fluorescence, thermal emission and radiative budget of 3D vegetation canopies : towards a comprehensive 3D SIF model. Earth Sciences. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2023. English. NNT : 2023TOU30004. tel-04251048	124
Figure 55 : Réflectance pour la bande verte UAV, DART_FT et DART_LUX pour les champs AE et CA	126
Figure 56 : Méthode d'ajustement dans le domaine thermique DART-Lux.....	129
Figure 57 : Température de brillance champ AE (à gauche) et CA (à droite) méthode 1	130
Figure 58 : Température de brillance AE et CA pour tout le champ, les pixels plantes, les pixels sols méthode 2.....	131
Figure 59 : Température de brillance AE et CA pour tout le champ, les pixels plantes, les pixels sols méthode 3.....	132
Figure 60 : TBDART et TBUAV pour les champs AE, CA, AEm et CAm pour tous les pixels, les pixels "plantes", et les pixels "sol". AEm et CAm sont les champs AE et CA après avoir interverti leurs géométries.....	135
Figure 61 : TBDART et TBUAV des champs AE, CA, AEm et CAm pour tous les pixels, les pixels "plantes" et les pixels "sol". AEm et CAm sont les champs AE et CA après avoir interverti les pieds de maïs.....	136
Figure 62 : Comparaison AE/CAm (avec LAI_{AE}) (à gauche) et CA/AEm (avec LAI_{CA}) (à droite)	137

Figure 63 : Comparaisons "champs AE_{UAV} - AE_{DART} " (gauche) et champs " CA_{UAV} - CA_{DART} " (droite) pour des rotations de $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ$ et 90° des maquettes DART.....	138
Figure 64 : Rayonnement du champ AE, absorbé par face foliaire. a) Distribution 3D. L'absorption de chaque face foliaire est indiquée pour un point donné, avec indication du triangle concerné. b) Histogramme. $\epsilon_{sol} = 0.91$, T_{sol} [295.5K 325.5K], $\epsilon_{plante} = 1$ et $T_{plante} = 0K$. W/m2 de surface interceptrice.....	141
Figure 65 : Exitance thermique du sol (W/m2 de sol). a) Image. b) Histogramme. $\epsilon_{sol} = 0.91$, T_{sol} [295.5K 325.5K], $\epsilon_{plante} = 1$ et $T_{plante} = 0K$..	141
Figure 66 : Rayonnement absorbé par face foliaire. a) Distribution 3D. b) Histogramme. $\epsilon_{sol} = 0.91$, T_{sol} [295.5K 325.5K], $\epsilon_{plante} = 0.94$ et T_{plante} [305.1K 312.1K].	143
Figure 67 : Exitance thermique (W / m2 de sol) de la végétation. a) Image. b) Histogramme.	144
Figure 68 : Rayonnement thermique absorbé (W / m2 de sol) dans la configuration réaliste avec éclairage thermique atmosphérique. a) Distribution 3D. b) Histogramme.	145
Figure 69 : Réflectance pour la bande rouge UAV, DART_FT et DART_LUX pour les champs AE et CA	168
Figure 70 : Exitance du sol (W/m2), absorption du maïs (W/m2 sol) et luminance (W/m2/ μm) du champ AEM simulées à 0.1m, 0.05m et 0.01m de résolution spatiale. $\epsilon_{plante} = 0$. $T_{plante} = 0K$. Les images de luminance nadir aux trois résolutions spatiales sont affichées, chacune avec sa barre de valeurs.	173

Liste des tableaux :

Tableau 1 : Valeurs types d'émissivités de surfaces terrestres dans la bande spectrale 8-14 μm . Source : www.thethermographiclibrary.org/index.php?title=Tableau_%C3%A9missivit%C3%A9s_en_thermographie	38
Tableau 2 : satellites de télédétection actif sur la période 2019.....	52
Tableau 3 : : Bandes spectrales des satellites Sentinel 2.....	53
Tableau 4 : Caractéristiques UAV Ebee	56
Tableau 5 : : Modes de fonctionnement des principaux MTRs actuels. Source : Yingjie Wang. Modélisation 3D du transfert radiatif avec polarisation pour l'étude des surfaces terrestres par télédétection. Sciences de la Terre. Université Paul Sabatier - Toulouse III.....	61
Tableau 6 : Caractéristiques des parcelles CA et AE du site expérimental d'Estampes, fichier ITK, BAG'AGES 2019.	73
Tableau 7 : Pourcentage de la réflexion et de l'absorption dans les courtes longueurs d'onde par le NR01 pour la journée du 11/07/2019	77
Tableau 8 : Indice de végétation 10 m AE et CA par UAV et Sentinel 2.....	86
Tableau 9 : NDVI et MTVI2 de DART, S2 et UAV pour les champs AE et CA.....	97
Tableau 10 : Longueur d'onde centrale " λ ", largeur de bande " $\Delta\lambda$ " des huit bandes spectrales DART utilisées pour calculer l'APAR.	101
Tableau 11 : : Pourcentage de la réflexion et de l'absorption dans le PAR par simulation DART pour la journée du 11/07/2019.	103
Tableau 12 : MTD_{plante} et MTD_{sol} pour quatre rotations de cultures.....	112
Tableau 13 : Part (%) de MTD sur $APAR_{\text{plante}}$ et $APAR_{\text{sol}}$ de chaque paramètre CA dans le champ AE.....	118
Tableau 14 : Part (%) de MTD sur $APAR_{\text{plante}}$ et $APAR_{\text{sol}}$ de chaque paramètre AE dans le champ CA.....	119

Tableau 15 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m ² de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 1$ et $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$.	140
Tableau 16 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m ² de sol. Sans atmosphère.	142
Tableau 17 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m ² de sol. Avec atmosphère.	144
Tableau 18 : Ecart sur le PAR en fonction du nombre de bandes spectrales dans DART.	168
Tableau 19 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m ² de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 0$ et $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$.	169
Tableau 20 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m ² de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 0$ et $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$.	170
Tableau 21 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m ² de sol. Sans atmosphère.	170
Tableau 22 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m ² de sol. Sans atmosphère.	171
Tableau 23 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m ² de sol. Avec atmosphère.	172
Tableau 24 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m ² de sol. Avec atmosphère.	172

Table de nomenclature :

Champ AE : champ avec des pratiques agroécologiques

AE^M : Champ AE modifié

APAR (Absorbed Photosynthetically Active Radiation) : Rayonnement photosynthétique actif absorbé

APAR_{plante} : Rayonnement photosynthétique actif absorbé par la plante

APAR_{sol} : Rayonnement photosynthétique actif absorbé par le sol

Champ CA : champ avec des pratiques agricoles conventionnelles

CA^M : Champ CA modifié

DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer Model) : Modèle de transfert radiatif anisotrope discret

MTD (Mean Time Difference) : différences temporelles moyennes d'APAR_{plante}(t) et d'APAR_{sol}(t) en fonction du temps t de 11h00 à 14h00 le 11 juillet 2019.

$$MTD_{plante}^* = \text{Mean} (APAR_{plante}^{AE}(t) - (APAR_{plante}^{CA}(t)))$$

$$MTD_{sol}^* = \text{Mean} (APAR_{sol}^{AE}(t) - APAR_{sol}^{CA}(t))$$

MTD_{plante}^{*} : différences temporelles moyennes pour la plante

$$= \text{Moyenne} (APAR_{plante}^{AE}(t) - (APAR_{plante}^{CA}(t)))$$

MTD_{sol}^{*} : différences temporelles moyennes pour le sol

$$= \text{Moyenne} (APAR_{sol}^{AE}(t) - APAR_{sol}^{CA}(t))$$

MTD_{plante}^{AE^M-AE*} : différences temporelles moyennes pour la plante entre le champ AE modifié et le champ AE de référence

MTD_{sol}^{AE^M-AE*} : différences temporelles moyennes pour le sol entre le champ AE modifié et le champ AE de référence

MTD_{plante}^{CA^M-CA*} : différences temporelles moyennes pour la plante entre le champ CA modifié et le champ CA de référence

MTD_{sol}^{CA^M-CA*} : différences temporelles moyennes pour le sol entre le champ CA modifié et le champ CA de référence

MTVI2 (Modified Triangular Vegetation Index 2) : Indice Végétatif Triangulaire Modifié 2

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) : Indice de végétation par différence normalisée

PAR (Photosynthetically Active Radiation) : Rayonnement photosynthétique actif

Rn : Rayonnement net

RTM (Radiative Transfer Model) : Modèle de transfert radiatif

SVA : Sol Végétation Atmosphère

Introduction :

Le maïs se positionne en tant que céréale la plus produite au monde (U.S. Department of Agriculture; <https://usda.library.cornell.edu/concern/publications/3t945q76s?locale=en>). Il est utilisé à 14 % pour l'alimentation humaine, 61 % pour l'alimentation animale, 20 % pour les usages non alimentaires et 5 % pour le traitement médical et autres usages (Solagro; https://solagro.org/medias/publications/f119_2022_04_note_maïs_solagro.pdf).

La culture du maïs est intrinsèquement liée à son approvisionnement en eau pour garantir une croissance et des rendements optimaux. Bien que le maïs ne soit pas la céréale nécessitant le plus de ressources hydriques pour sa production, avec un volume estimé entre 254 et 454 litres d'eau par kilogramme dans les régions tempérées, comparé aux 590 litres pour le blé et 900 litres pour le soja (<https://www.eaufrance.fr/chiffres-cles/>), il demeure crucial d'étudier son fonctionnement selon les zones pédoclimatiques et les pratiques agricoles, étant donné sa position prédominante en tant que céréale la plus cultivée à l'échelle mondiale. L'irrigation est la méthode principalement utilisée pour l'arrosage du maïs. Le suivi de cette culture est alors stratégique pour minimiser son impact sur la ressource hydrique.

D'après les derniers rapports du GIEC ([IPCC Climate Change 2022 : Impacts, Adaptation and Vulnerability](#)), notre planète se trouve dans un contexte de réchauffement climatique avec une raréfaction des ressources en eau qui crée, des variabilités dans les stocks et dans les durées de disponibilités. Cela pose des problèmes de tension sur cette ressource, et remet en cause certaines pratiques agricoles comme l'irrigation. L'irrigation du maïs a fait l'objet de nombreuses études à travers le monde ([Wang et al, 2021](#)). La France est particulièrement concernée par ce problème car elle est le premier producteur de maïs en Europe et le cinquième exportateur mondial (« Maize », FAOSTAT, Food and Agriculture Organization, United Nations). De plus, elle possède des zones de transition climatique comme le pourtour méditerranéen, caractérisées par une sécheresse estivale marquée, et une augmentation des températures moyennes due à la remontée des masses d'air subtropicales vers l'Europe du Nord.

La gestion de l'eau pour l'agriculture française a fait l'objet de nombreuses études ([Laurence Amblard, 2019](#)). Depuis les années 2010, les surfaces irriguées en France diminuent. Le Sud-Ouest est une zone géographique particulièrement concernée, avec le bassin Adour-Garonne qui est le premier bassin hydrographique français en matière de surfaces agricoles irriguées. Dans ce bassin, malgré la diminution des surfaces irriguées d'année en année, une parcelle

agricole sur cinq est encore irriguée, soit plus de 500 000 ha. Le maïs représente à lui seul 42 % des surfaces irriguées ([DRAAF 2018](#)).

Le système agricole conventionnel actuel découle de la révolution verte, mise en place entre les années 1940 et la fin des années 1970 pour augmenter les rendements ([Naylor et al, 1996](#)). Au cours de ces années, l'agriculture s'est fortement intensifiée par la mécanisation, le labour profond, la monoculture, l'augmentation de la surface des terres irriguées ou encore l'utilisation généralisée des intrants chimiques (pesticides et fertilisants de synthèses) pour maximiser la production ([Zhang et al, 2018](#)).

Au fil des années, de nouvelles pratiques agricoles ont émergé afin de réduire la consommation d'eau associée à la culture du maïs. Parmi ces pratiques, on retrouve notamment les approches dites agroécologiques. L'objectif de ces pratiques est de réduire l'utilisation de pesticides et d'engrais chimiques, en faveur d'une agriculture durable capable d'assurer la sécurité alimentaire, tout en préservant les ressources naturelles et en réduisant l'impact environnemental et sociétal. Ces pratiques prennent en compte les aspects écologiques, économiques et sociaux de la production alimentaire, et visent à promouvoir des systèmes agricoles équilibrés et résilients. L'agroécologie englobe un ensemble de pratiques agricoles qui sont divisés en 15 catégories selon [Wezel et al, \(2014\)](#), englobant plusieurs techniques qui visent souvent à améliorer la rétention d'eau dans le sol, à réduire l'érosion et à favoriser la gestion efficace de l'eau. Nous citons ici quelques-unes des pratiques agroécologiques les plus courantes :

- Diversification des cultures et des rotations qui regroupe des pratiques comme les cultures associées, les rotations culturales et la couverture végétale hivernale.
- L'agroforesterie qui intègre la présence d'arbres dans les systèmes agricoles, l'agroforesterie en ligne ou la jachère améliorée.
- La gestion des ressources en eau qui regroupe des pratiques comme l'irrigation au goutte-à-goutte, la récupération des eaux de pluie, le drainage du sol et le paillage.
- La conservation des sols consistant à des pratiques limitant l'érosion, comme le semis direct sous couvert végétal, la couverture permanente du sol, et le labour réduit.

Au fil du temps, de nombreuses études ont été menées pour quantifier l'apport des pratiques agroécologiques par rapport aux pratiques conventionnelles sur le bilan radiatif, ([Malenovský et al, 2021](#)) thermique, ([Ferreira et al, 2018](#) ; [Jankowski et al, 2020](#)) et hydrique ([Brye et al, 2000](#) ; [Walker et al, 2003](#) ; [Reddy et al, 2016](#)). Les pratiques agroécologiques telles que

l'agroforesterie, la conservation des sols et la diversification des cultures peuvent influencer le bilan radiatif en modifiant la réflexion, l'absorption et l'émission de rayonnement par les surfaces agricoles. Des études ont montré que la présence d'arbres dans les systèmes agroforestiers peut modifier le bilan radiatif en augmentant l'albédo (réflexion de la lumière solaire), ce qui tend à réduire la température de surface, et qui peut avoir des effets significatifs sur le climat local et régional ([Sieber et al., 2022](#)). Les pratiques agroécologiques peuvent influencer le bilan thermique des systèmes agricoles en modifiant les propriétés thermiques du sol, la couverture végétale et les flux de chaleur. Par exemple, la conservation des sols à travers des pratiques telles que la couverture végétale permanente peut réduire l'évaporation et augmenter l'infiltration, ce qui peut refroidir la surface du sol et réduire les températures extrêmes. Des techniques telles que l'agroforesterie, les systèmes de culture en terrasses et la pratique de la permaculture, peuvent contribuer à maintenir une plus grande disponibilité en eau pour les plantes, à réduire les pertes par évaporation et à réguler le cycle de l'eau dans les systèmes agricoles. Les pratiques agroécologiques peuvent donc avoir un impact significatif sur le bilan radiatif, thermique et hydrique des systèmes agricoles, en modifiant les interactions entre la végétation, le sol et l'atmosphère. Cependant, il convient de noter que l'ampleur et la nature de ces effets peuvent varier en fonction du contexte local, des pratiques spécifiques mises en œuvre et des conditions climatiques.

Dans le but d'évaluer les effets de ces pratiques sur les propriétés de sol, le bilan carbone, le bilan hydrique et la qualité de l'eau, la production des systèmes cultures et ce à des échelles locales, des projets sont régulièrement menés. Ce fut le cas par exemple du projet [BAG'AGES](#) (2016-2021) (Bassin Adour Garonne : quelles performances des pratiques AGroécologiquES), qui visait à évaluer les performances des pratiques agroécologiques et leurs effets, notamment sur les propriétés hydrodynamiques du sol et du bilan hydrique, à l'échelle de la parcelle et du bassin versant.

Le site expérimental d'Estampes dans le Gers (France) est particulièrement intéressant pour cette étude. Sa principale particularité est qu'il est composé de deux parcelles agricoles adjacentes. L'une est menée avec des pratiques agroécologiques (notée AE par la suite) : rotation des cultures chaque année (alternant maïs et soja ou triticales) avec la mise en place d'un couvert intermédiaire, la pratique du non-labour et du semis-direct, et l'utilisation des résidus de culture laissés au sol (mulch). Ces pratiques sont utilisées sur la parcelle depuis plus de 20 ans. La seconde parcelle est gérée de manière conventionnelle (notée CA) avec un semis après labour et sans couverture de sol avec essentiellement une monoculture de maïs. Il est à

noter qu'il existe une différence d'espacement des rangs entre les champs AE et CA. Durant l'année 2019, du maïs était cultivé sur les deux parcelles. Cette année a servi plus spécifiquement pour la comparaison du fonctionnement des différentes pratiques agricoles.

Le suivi expérimental de la campagne [BAG'AGES](#) avait pour objectif d'acquérir simultanément des observations des variables micrométéorologiques, des propriétés physicochimiques, hydrodynamiques et biologiques du sol, ainsi que les composantes du bilan carboné afin d'objectiver l'effet des différentes pratiques. Sur le site d'Estampes, le dispositif expérimental a été dupliqué sur chaque parcelle agricole, avec en particulier dans le cadre également de la mission spatiale TRISHNA un suivi thermo-hydrigue des couverts. En plus du suivi in situ, des observations par proxidtection (notamment drone) dans les domaines visible, infrarouge et thermique ont été acquises à plusieurs dates.

L'interprétation des mesures réalisées lors de la campagne [BAG'AGES](#) en 2019 a notamment permis de mettre en avant des différences assez marquées entre les parcelles. La parcelle AE est plus chaude de plus de 2 Kelvins en moyenne dans une fenêtre temporelle encadrant le midi solaire sur la saison culturale entre juin et fin septembre 2019. Les températures de brillance acquises par drone le 11 juillet mettent en évidence des écarts de l'ordre de 2 Kelvins également pour le couvert ([Marais-Sicre et al, 2024](#)). L'humidité relative de l'air dans le couvert est également plus faible (de l'ordre de 10% de moins sur la même période), de plus la parcelle AE utilise environ 20 % d'eau en moins pour l'irrigation pour des rendements comparables. L'écart de température a été observé par différents capteurs (caméra thermique in situ et sur drone, et microcapteurs de température et humidité « iButtons ») sur la saison culturale.

Sur la base des observations, une question qui se pose alors est de déterminer comment les facteurs liés aux différentes pratiques agricoles sont impliqués dans ces écarts de fonctionnement ? Il y a plusieurs origines possibles :

1) La rétention d'eau dans le sol est la capacité d'un sol à retenir et à stocker l'eau disponible après une précipitation ou un arrosage. Elle est influencée par la structure du sol, la taille des particules et la présence de matière organique. Les sols ayant une structure poreuse avec des espaces interconnectés peuvent retenir et libérer l'eau plus efficacement que les sols compacts. Les sols argileux riches en petites particules, ont une plus grande capacité de rétention d'eau que les sols sableux, qui sont composés de particules plus grosses. La matière organique quant à elle, augmente la capacité de rétention d'eau du sol en créant des pores et en favorisant la formation de complexes argilo-humiques ([Qi et al, 2022](#)). Une rétention d'eau plus élevée dans

le sol pourrait expliquer la réduction de l'utilisation d'eau pour l'irrigation sur la parcelle AE. En effet, les plantes ont accès à une quantité d'eau plus importante dans le sol, ce qui réduit leur besoin en irrigation.

2) La réserve utile du sol est la quantité d'eau disponible pour les plantes. Elle est définie comme la différence entre l'humidité à la capacité au champ et l'humidité au point de flétrissement permanent ([Lamsal et al, 1999](#)). Une réserve utile du sol plus élevée sur la parcelle AE pourrait également expliquer la réduction de l'utilisation d'eau pour l'irrigation. En effet, les plantes ont accès à une quantité d'eau plus importante dans le sol, ce qui réduit leur besoin d'être irriguées.

3) L'évapotranspiration (ET) est un processus biophysique qui désigne le transfert d'eau du sol et des plantes vers l'atmosphère. Ce phénomène combine deux processus distincts :

- l'évaporation du sol : transfert d'eau à l'état liquide vers l'état gazeux depuis le sol.
- la transpiration des végétaux : processus biologique et mécanique par lequel les végétaux perdent de l'eau sous forme de vapeur d'eau par les stomates de leurs feuilles.

L'évapotranspiration représente la quantité totale d'eau qui s'évapore à la fois du sol et des plantes. Elle est influencée par les facteurs suivants : la température, l'humidité relative de l'air, le vent, l'ensoleillement, la structure du sol et la végétation ([Allen et al, 1998](#)). Ce processus nécessite de l'énergie pour que l'eau passe de l'état liquide à l'état gazeux. Cette énergie est appelée chaleur latente de vaporisation. Elle provient d'une absorption de chaleur essentiellement radiative par le sol et les plantes. Cela a pour effet de refroidir la surface d'où l'eau s'évapore. L'évapotranspiration induit un refroidissement, ce qui contribue à la régulation des températures de l'environnement et tend à réduire les températures extrêmes de la surface du sol et des plantes. Une évapotranspiration plus faible sur la parcelle AE pourrait expliquer la réduction de l'humidité relative de l'air et l'augmentation de la température dans le couvert.

4) La différence de rayonnement net. Le rayonnement net (R_n) correspond au bilan radiatif incluant les flux radiatifs aux courtes et grandes longueurs d'onde incidents et issus du sol et des plantes. Le rayonnement solaire constituant la principale source d'énergie dans les interactions entre le sol, la végétation et l'atmosphère (SVA), un axe d'étude fondant la base de ce travail est d'étudier les écarts de R_n , entre les deux parcelles pouvant impacter les différences de fonctionnement. Nous savons déjà qu'il y a des différences de température entre les deux champs de notre étude, ce qui peut entraîner des différences dans les flux radiatifs aux grandes longueurs d'onde et donc une différence de R_n . Cependant une différence de flux radiatifs

grandes longueurs d'ondes n'entraîne pas nécessairement une différence de R_n car il peut exister une différence de même grandeur dans les courtes longueurs d'onde. C'est pourquoi, il convient d'examiner les paramètres dans les courtes et grandes longueurs d'onde. Les phénomènes hydriques comme l'évapotranspiration ne seront pas étudiés dans notre étude mais un couplage avec des modèles adaptés est une perspective de futur travail.

Notre étude se concentre sur le bilan radiatif courtes et grandes longueurs d'onde, et non sur le bilan d'énergie global. En d'autres termes, nous avons choisi geler les flux de chaleur latente, de chaleur sensible et de rayonnement global dans cette étude. Cette approche bien qu'irréaliste, permet d'isoler et de quantifier l'effet du rayonnement seul sur les interactions SVA, le rayonnement étant la principale source d'énergie du bilan d'énergie.

Aujourd'hui, la télédétection permet d'informer les propriétés optiques et radiatives déterminant le R_n à l'échelle d'une parcelle. Nous disposons en effet de données drone (température de brillance et réflectance) et satellite (réflectance) pour cette étude. Ces données dans le visible et l'infrarouge thermique, sont des indications très précieuses qui permettent notamment de calculer des indices de végétation et des réflectances sol et végétation, pour suivre l'état de surface comme l'occupation du sol ou le suivi du développement du couvert végétal.

Les données acquises par télédétection sont limitées dans le temps, il est donc difficile de suivre une évolution temporelle du bilan radiatif à partir de ces seules données à l'échelle des parcelles agricoles. La modélisation du transfert radiatif qui simule le rayonnement permet de solutionner en partie ce problème.

Dans cette étude, nous utilisons le modèle de transfert radiatif DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) en raison de sa capacité à simuler des paysages 3D en tenant compte des caractéristiques atmosphériques. Cela en fait l'un des modèles les plus réalistes et efficaces pour analyser le bilan radiatif, tant dans le spectre visible que dans le domaine thermique, à différentes résolutions et à intervalles de temps réguliers. Les modèles 3D présentent l'avantage d'intégrer la géométrie et l'ombrage, facteurs qui peuvent avoir un impact significatif sur les températures et le bilan radiatif à fine échelle.

La première phase de notre travail implique la création et la validation de maquettes DART pour les champs AE et CA, en se concentrant sur le domaine visible. Notre objectif est de développer des maquettes 3D réalistes dont les simulations correspondent aux mesures in-situ, drone et satellite (réflectance et indices de végétation). Les études portant sur des bilans radiatifs

3D réalistes, à l'échelle de la parcelle basées sur des données de terrain, et centrées sur des cultures telles que le maïs sont pratiquement inexistantes dans la littérature scientifique.

Les champs cultivés sont des surfaces hétérogènes, ils se composent de diverses zones avec par exemple des surfaces foliaires différentes. Nous proposons de créer une maquette qui soit à la fois réaliste et représentative du cas médian pour chaque parcelle. Ainsi, la maquette d'un champ est conçue pour simuler la médiane de celui-ci. L'hétérogénéité intra parcellaire pourra de la même manière être simulée mais demeure une perspective de ce travail. Notre objectif est donc de simuler des maquettes statistiquement représentatives de la zone la plus courante et homogène du champ.

Une fois nos maquettes des champs AE et CA créées et validées, nous pouvons étudier le bilan radiatif de ces champs. On s'intéresse plus particulièrement dans notre étude à l'APAR (absorbed photosynthetically active radiation), c'est à dire la partie de l'énergie lumineuse servant à la photosynthèse absorbée par la plante. Nos maquettes vont nous permettre de faire un suivi temporel de l'APAR des plantes et du sol des champs AE et CA. Ainsi, il sera possible de quantifier les différences de bilan radiatif entre les deux champs. Une fois ces différences quantifiées on cherchera à connaître les facteurs responsables de ces différences. Un intérêt de DART est de permettre de tester assez simplement les facteurs optiques (propriétés optiques des sols et plantes) et géométriques (distance inter-rang inter-pieds, forme des plantes, LAI), et ainsi de quantifier individuellement l'impact de chaque facteur.

Une fois notre étude sur l'APAR terminée, nous nous intéressons au domaine thermique. La température est une variable clé des échanges sol-végétation-atmosphère, et notamment du bilan énergétique. Ce dernier mesure l'équilibre entre l'énergie solaire absorbée par un écosystème et l'énergie thermique qu'il émet. Les températures de l'air de la basse atmosphère et des surfaces terrestres jouent un rôle clé. Dans le contexte des futures missions satellites dans le domaine thermique à haute résolution, la simulation thermique est utilisée pour valider et calibrer ces données satellitaires. Par exemple, les missions TRISHNA (2025) et LSTM (2028) fourniront des données thermiques pour étudier les effets du changement climatique. Notre premier objectif ici est d'adapter au domaine thermique nos maquettes AE et CA créées pour le domaine spectral du visible. Les deux nouvelles maquettes comportent de nouveaux paramètres (température thermodynamique et émissivité) et sont étalonnées à l'aide d'une méthode originale spécialement conçue à partir des mesures "drone" de températures de brillance. De manière similaire au travail réalisé dans les courtes longueurs d'onde, l'objectif est de créer des maquettes statistiquement réalistes à la fois géométriquement et du point de vue

des températures de brillance “ drone”. Ces maquettes permettent alors d’obtenir un écart de température thermodynamique entre les champs et de le comparer à l’écart dérivé des mesures in situ. Le second objectif visé, est d’évaluer l’effet de certains facteurs géométriques (LAI, géométrie du champ, forme de la plante...) sur la température de brillance.

I. Bilan d'énergie à la surface terrestre

i. Rayonnement au sein des couverts végétaux

Spectre électromagnétique

Le rayonnement solaire c'est à dire l'énergie émise par le soleil, est la source d'énergie fondamentale pour le maintien de la vie et le fonctionnement de la machine climatique terrestre. Il est distribué sur tout le spectre électromagnétique allant de l'ultraviolet aux hyperfréquences, les domaines spectraux les plus utilisés pour observer la Terre depuis l'espace (Figure 1). Les ondes électromagnétiques sont générées par des charges électriques en mouvement et se propagent à travers l'espace, sous la forme de vibrations oscillantes de champs électriques et magnétiques.

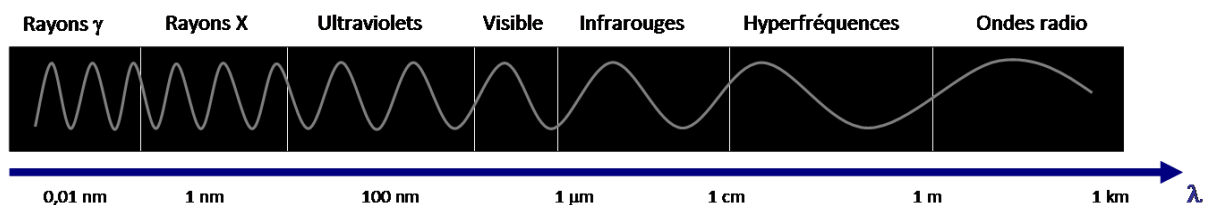


Figure 1 : Spectre électromagnétique (Source : <https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uved/envcal/html/rayonnement/1-rayonnement-electromagnetique/1-4-spectre-electromagnetique.html>).

Le spectre électromagnétique est ordonné selon la longueur d'onde ou la fréquence qui varient de façon inverse. Deux domaines spectraux majeurs régissent le bilan d'énergie des surfaces terrestres :

- domaine des « courtes longueurs d'onde » (0,3 à 3 μ m) : il correspond au rayonnement solaire absorbé et réfléchi par la surface terrestre. Ce domaine comprend les trois sous domaines spectraux "Visible", "Proche infrarouge" et "Infrarouge moyen".
- domaine des « grandes longueurs d'onde » (3 à 100 μ m) : c'est le rayonnement infrarouge thermique (IRT) émis par les surfaces terrestres. Ce dernier est en général supérieur au rayonnement solaire réfléchi par ces surfaces. Pour une température moyenne de la surface terrestre de 288K (<https://science.nasa.gov/resource/solar-system-temperatures/>), le maximum d'émission du rayonnement thermique correspondant se trouve vers 10.06 μ m (*i.e.*, maximum de la loi de Planck à 288K).

Le Visible (380 à 750 nm) est la partie du spectre électromagnétique perçue par l'œil humain. C'est également le domaine où les pigments intervenant dans la photosynthèse (e.g., chlorophylle, carotène, anthocyanes) absorbent. La chlorophylle est en général le pigment principal de la composition des feuilles. Elle possède deux bandes d'absorption dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (660 nm) qui expliquent que la réflectance des plantes en bonne "santé" a en général un maximum relatif autour du vert (550 nm) ([Datt, B, 1999](#)). Le Visible correspond à peu près à l'intervalle spectral (400 à 700 nm) du rayonnement photosynthétiquement actif (PAR) (Figure 2), c'est-à-dire le rayonnement qui contribue à la photosynthèse des végétaux après absorption par les pigments. La photosynthèse comprend une étape photochimique où l'énergie lumineuse est utilisée pour rompre les molécules d'eau, libérant ainsi de l'oxygène et des électrons, suivie d'une étape chimique de formation du glucose par réduction du dioxyde de carbone.

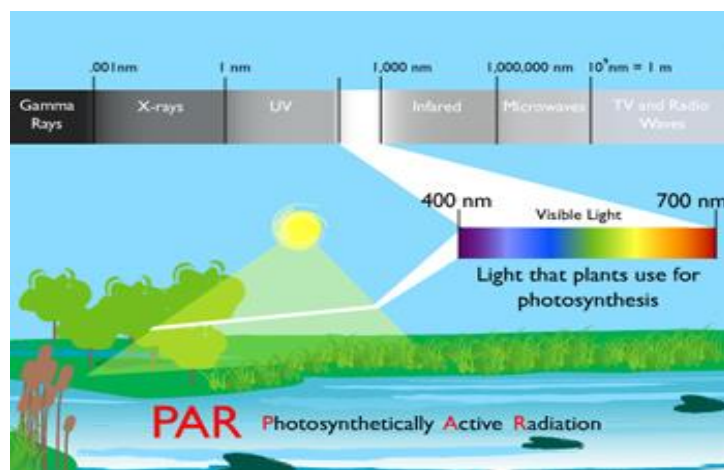


Figure 2 : Le PAR. Source : <https://collegedunia.com/exams/photosynthetically-active-radiation-biology-articleid-675>.

Le rayonnement absorbé par les plantes dans le PAR n'est pas uniquement utilisé pour la photosynthèse. Ainsi, une part contribue au bilan thermique de la plante. La LUE (Light Use Efficiency, [Gonsamo and Chen, 2018](#)) l'efficacité de conversion du rayonnement absorbé, est un indicateur de l'efficacité de conversion de l'énergie lumineuse absorbée en biomasse par les plantes. Une LUE élevée indique une photosynthèse plus efficace. Elle dépend de divers facteurs comme la variété de la plante, l'intensité lumineuse, la température de la plante et la disponibilité des nutriments. Les modèles agro-météorologiques (e.g., SAFYE-CO2, [Ceschia et al, 2019](#)) calculent la biomasse aérienne sèche en s'appuyant sur la théorie de LUE de [Monteith et al, \(1977\)](#). Mesurer le PAR dans la canopée végétale revêt donc une importance

cruciale pour la gestion des cultures ([Stover, 1984](#)), ainsi que pour d'autres applications liées à l'agriculture.

Le domaine infrarouge (IR) est réparti en trois intervalles spectraux :

- Proche Infrarouge (PIR) : 750 à 1 400 nm. Dans ce domaine spectral les pigments foliaires n'absorbent plus, seule la matière sèche absorbe. En revanche, il y a des diffusions multiples à l'intérieur de la feuille, liée à la fraction d'espaces aériens (donc à la structure interne), qui influence les niveaux de réflectance et de transmittance, du moins pour les feuilles vertes ([Jacquemoud, S. & Ustin, S, 2019](#)). Ceci explique le rôle important de la structure anatomique des feuilles pour expliquer le signal réfléchi et transmis. De manière schématique, les propriétés optiques foliaires (*i.e.*, réflectance et transmittance foliaires) (Figure 3) dépendent de deux facteurs majeurs, les pigments foliaires et la structure foliaire, sachant que les pigments ne jouent un rôle que dans le Visible. La végétation est souvent étudiée à l'aide de mesures de télédétection Visible et PIR combinées, et donc souvent avec des indices de végétation déduits de ces mesures ([Sanderson et al, 1996](#)).

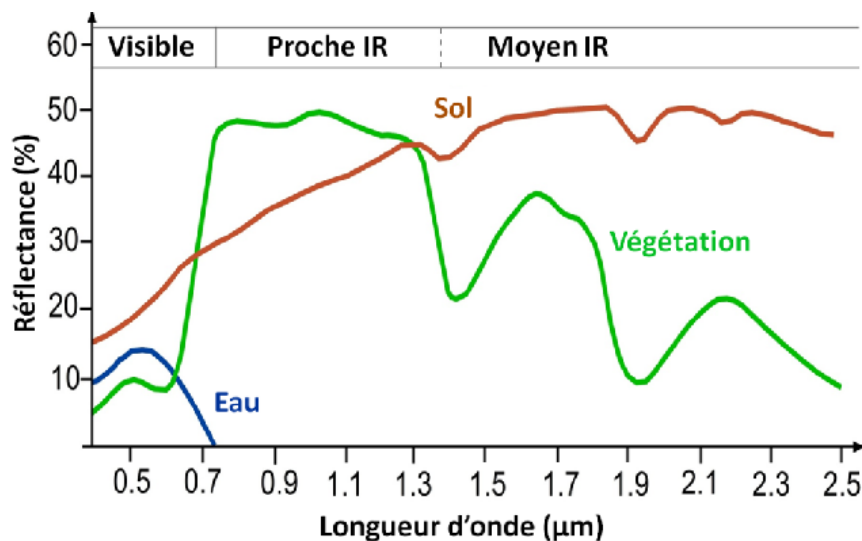


Figure 3 : Signatures spectrales schématisées des trois types majeurs de surfaces terrestres (sol, végétation, eau). Source : Observation spatiale pour l'agriculture en Afrique : potentiels et défis (February 2016 Report : 12 Affiliation: AFD-CIRAD).

b) Moyen infrarouge (MIR) : 1 400 nm à 3 000 nm. La teneur en eau des feuilles influence fortement les propriétés optiques foliaires, donc les mesures de télédétection dans ce domaine spectral. Plus la teneur en eau est élevée, plus l'absorption augmente et plus la réflexion diminue, en particulier entre 1450 nm et 1900 nm (Figure 4), dans les bandes d'absorption de l'eau. Cette dépendance est très utile pour l'étude des couverts végétaux par télédétection, en particulier pour détecter le stress hydrique des plantes ([Hunt et al., 1989](#)).

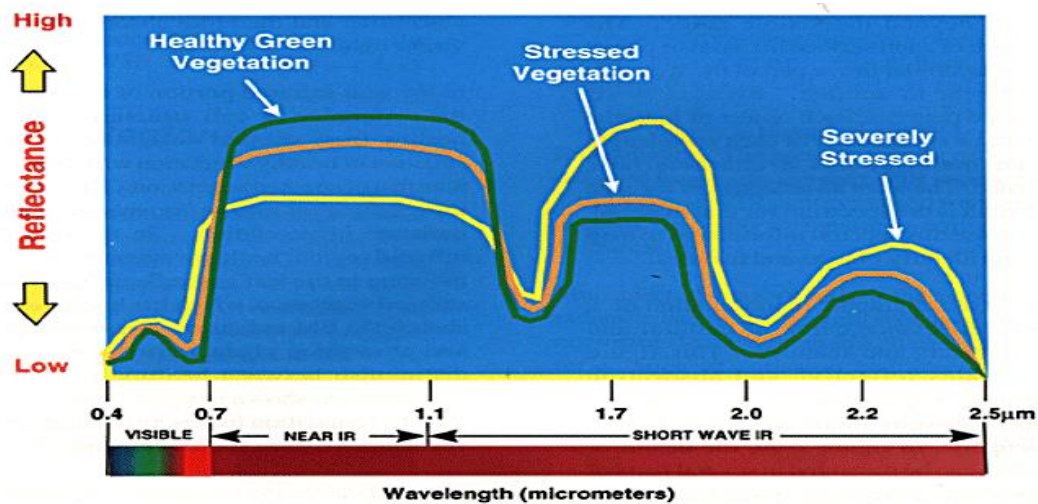


Figure 4 : Exemple de signatures spectrales de végétations saines, stressées et gravement stressées (source: http://rst.gsfc.nasa.gov/Sect3/Sect3_1.html)

c) Infrarouge thermique (IRT) : 3 000 nm à $\approx 100\ 000$ nm. Les observations de télédétection dans ce domaine spectral sont en général utilisées pour mesurer la température des surfaces terrestres. Ainsi, de manière indirecte, elles peuvent permettre de caractériser l'état hydrique d'un couvert végétal ([Jones et al., 2009](#)).

Les bases de la physique du rayonnement en lien avec notre étude sont introduites ci-dessous.

ii. Principes physiques du rayonnement

La théorie régissant l'émission du rayonnement repose sur la loi de Planck et le concept du corps noir. L'inversion de cette loi est utilisée pour déterminer la température des surfaces observées à partir du rayonnement émis par ces surfaces. Un corps noir est un système qui absorbe tout rayonnement intercepté sans le réfléchir ni le transmettre, à toute longueur d'onde. La loi de

Planck donne la luminance spectrale $L_{B,\lambda}$ due à l'émission thermique d'un corps noir à une température thermodynamique T (K) donnée pour toute longueur d'onde (λ) (Figure 5) :

$$L_{B,\lambda} = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp\left(\frac{hc}{\lambda T}\right) - 1} \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \text{m}^{-1} \quad \text{Équation 1}$$

L'intégration de $L_{B,\lambda}$ à la fois sur tout le domaine spectral et sur un hémisphère donne l'émittance M_λ de la surface considérée représentée par la loi de Stefan-Boltzmann :

$$M_\lambda = \sigma T^4 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \text{ de surface émettrice} \quad \text{Équation 2}$$

où σ est la constante de Stefan-Boltzmann ($= 5,67 \times 10^{-8} \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-4}$).

La loi de Wien donne la longueur d'onde du maximum d'émission λ_{max} du corps noir (Équation 3). Elle traduit le fait que λ_{max} est d'autant plus faible que la température du corps noir est élevée. Ainsi, λ_{max} est beaucoup plus élevé pour le soleil ($\approx 0.5\mu\text{m}$) que pour la Terre ($\approx 10\mu\text{m}$).

$$\lambda_{max} \cdot T = b \quad \text{Équation 3}$$

où b est la constante de Wien ($2.897 \times 10^{-3} \text{ m} \cdot \text{K}$).

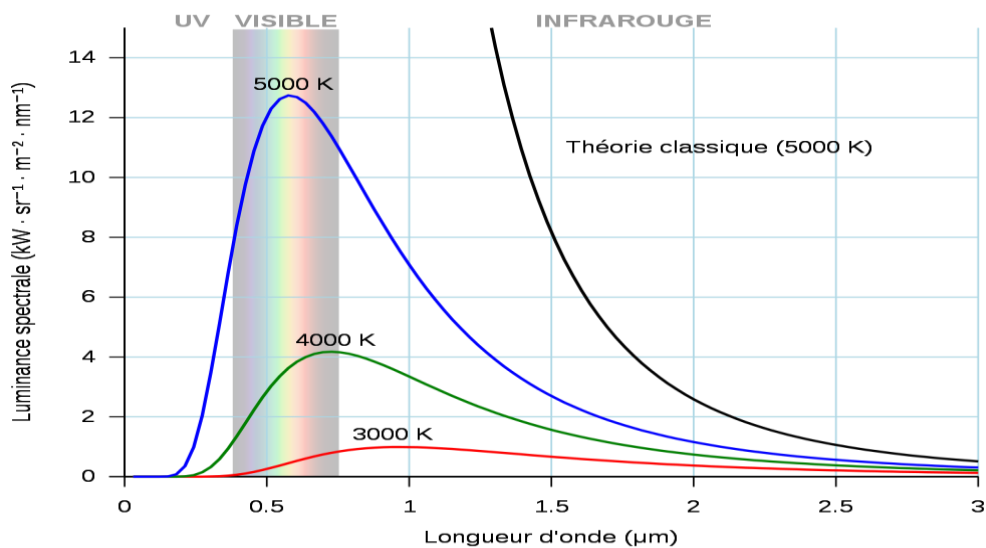


Figure 5 : Illustration de la loi de Planck. Source : Wikipédia.

La Figure 6 illustre l'émittance spectrale du rayonnement d'un corps noir à 5900K qui est la température moyenne de surface du soleil, ainsi que l'éclairement au nadir du rayonnement solaire en haut et bas de l'atmosphère.

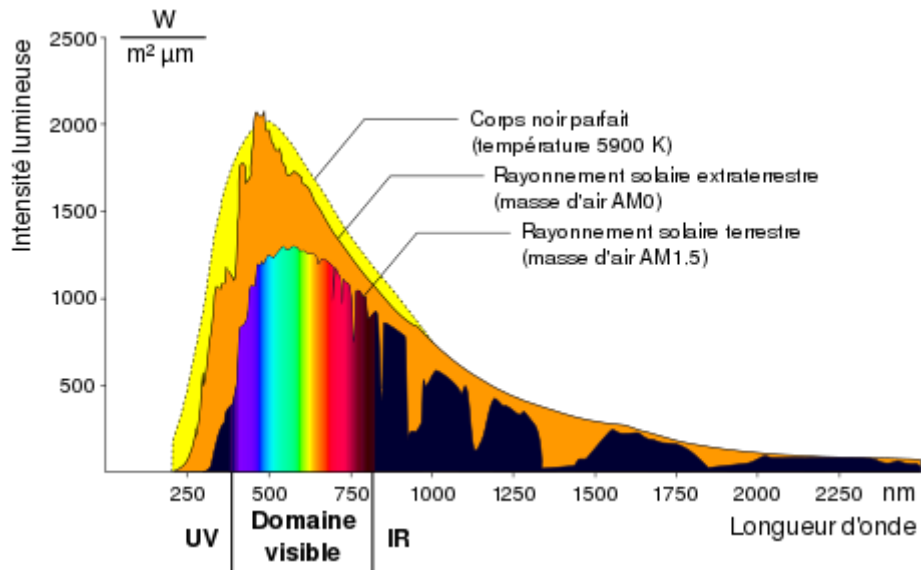


Figure 6 : Spectre du rayonnement solaire en haut et bas de l'atmosphère et d'un corps noir à 5900K. Source : wikipedia

En fait, les surfaces naturelles ne sont pas des corps noirs. Par suite, la luminance émise L_λ par une surface de température T (K) est exprimée comme étant le produit de la luminance de Planck $L_{B,\lambda}$ à cette température T par une quantité appelée émissivité spectrale ε_λ :

$$L_\lambda = \varepsilon_\lambda \cdot L_{B,\lambda} \quad \text{Équation 4}$$

L'émissivité dépend de la longueur d'onde et peut aussi dépendre de l'état (*e.g.*, rugosité) et de la température de la surface. Le Tableau 1 donne des exemples de valeurs d'émissivité.

Tableau 1 : Valeurs types d'émissivités de surfaces terrestres dans la bande spectrale 8-14 μm . Source : www.thethermographiclibrary.org/index.php?title=Tableau_%C3%A9missivit%C3%A9s_en_thermographie

Surface	Emissivité
Arbre	0.97-0.99
Herbe	0.74-0.76
Sol nu	0.92
Sol humide	0.99
Eau	0.95-0.963
Sable	0.76

La loi de Kirchhoff indique l'égalité de l'absorptance α_λ et de l'émissivité ε_λ dans le cas d'un équilibre thermique :

$$\alpha_\lambda = \varepsilon_\lambda \quad \text{Équation 5}$$

iii. Interaction lumière matière

L'interaction "Onde - Matière" correspond en général à la combinaison de deux mécanismes où le rayonnement intercepté est diffusé et absorbé, sachant que dans le cas de surfaces non opaques (*e.g.*, surface foliaire), la diffusion est en général traitée comme la somme d'une diffusion "arrière" (*i.e.*, réflexion) et d'une diffusion "avant" (*i.e.*, transmittance). La loi de la conservation de l'énergie indique que l'énergie interceptée est la somme des énergies réfléchies, transmises et absorbées, et donc que la somme de la réflectance r_λ , transmittance t_λ et absorptance α_λ est égale à 1 :

$$r_\lambda + t_\lambda + \alpha_\lambda = 1 \quad \text{Équation 6}$$

Cette équation souligne la relation entre l'émissivité, la réflectance et la transmittance. Ainsi :

$$\varepsilon_\lambda = 1 - r_\lambda - t_\lambda \quad \text{Équation 7}$$

L'émissivité et la réflectance d'une surface opaque sont liées par la relation :

$$\varepsilon_\lambda = 1 - r_\lambda \quad \text{Équation 8}$$

La réflexion est un indicateur de la capacité d'une surface à renvoyer la lumière incidente. Le terme employé ici, r_λ est le facteur de réflexion, c'est-à-dire le rapport de la luminance diffusée par une surface par la luminance qui serait diffusée par une surface blanche lambertienne éclairée dans les mêmes conditions. Les surfaces terrestres ont des facteurs de réflectance qui peuvent beaucoup différer non seulement au niveau spectral, mais aussi pour ce qui est des directions de diffusion. Dans le cas de l'équation du bilan d'énergie on parle de réflectance « hémisphérique-hémisphérique ou direct-hémisphérique » qui ont des valeurs comprises entre 0 et 1 tout comme la transmittance et l'absorptance. Ainsi, le facteur de réflectance dans le proche infrarouge est en général nul pour l'eau et élevé pour les couverts végétaux (Figure 3).

L'absorption spectrale est une quantité très utile pour déterminer la composition des milieux terrestres. Cependant, dans le cas d'observation par télédétection, elle n'est accessible que via

le rayonnement réfléchi et / ou émis. Ainsi, la couleur verte de la végétation renseigne sur les pigments foliaires (Figure 7).

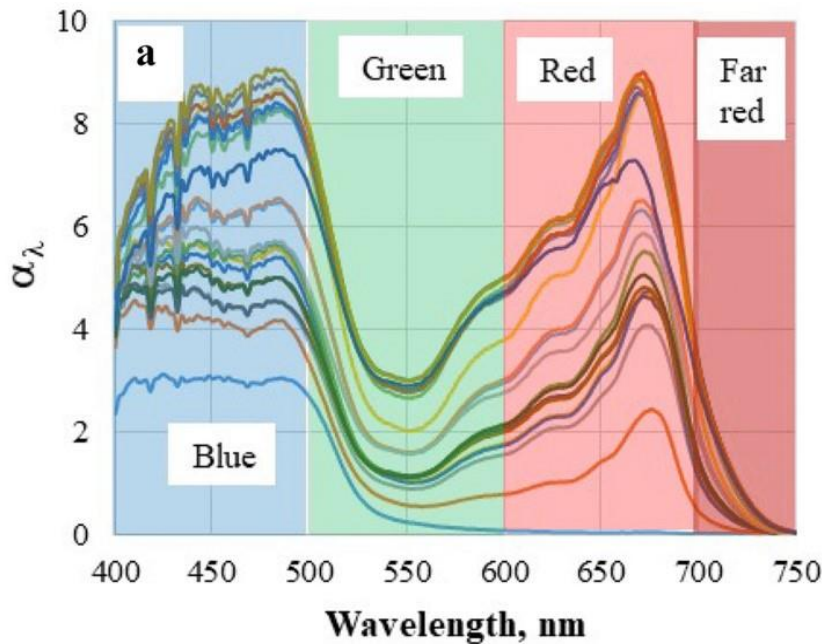


Figure 7 : Exemple de spectres de coefficient d'absorption de différentes feuilles de maïs en fonction de la longueur d'onde (Gitelson et al., 2022).

L'influence du rayonnement sur le bilan d'énergie des surfaces terrestres est résumée ci-dessous.

iv. Bilan d'énergie sol végétation atmosphère

La constante solaire $1360.8 \pm 0.5 \text{ W/m}^2$ (Geophysical Research Letters, vol. 38, L01706, 7 PP., 2011 doi:10.1029/2010GL045777) est l'éclairement solaire total, c'est-à-dire intégré sur tout le spectre d'une surface à la distance moyenne Terre-Soleil (i.e., 1 unité astronomique), perpendiculaire aux rayons solaires au sommet de l'atmosphère. L'éclairement total moyen annuel d'une surface au sommet de l'atmosphère est de l'ordre de 340 W.m^{-2} , soit le quart de la constante solaire. Avant d'atteindre la surface terrestre, les rayons solaires sont en partie interceptés et donc diffusés et absorbés par l'atmosphère (i.e., gaz, aérosols, nuages), si bien que l'éclairement solaire des surfaces terrestres comprend une composante directe (i.e., rayons solaires non interceptés) et une composante diffuse (i.e., rayons solaires diffusés par l'atmosphère). L'éclairement des surfaces terrestres est donc la somme de l'éclairement solaire au bas de l'atmosphère et de l'éclairement thermique de la surface par l'atmosphère. Le

rayonnement net R_n disponible pour le fonctionnement des surfaces terrestres est la différence entre cet éclairage total et l'émission des surfaces terrestres.

Si l'on prend l'équation du bilan radiatif, le R_n est égal aux flux radiatifs dans les courtes et grandes longueurs d'onde incidents et issus du sol et des plantes.

L'équation générale pour la surface terrestre est :

$$R_n = (1 - a_s)R_g + \varepsilon_s(\varepsilon_a\sigma T_a^4 - \sigma T_s^4) \quad \text{Équation 9}$$

avec R_g le rayonnement solaire incident dans les courtes longueurs d'onde, T_a et T_s les températures respectives de l'air et de surface, ε_a et ε_s les émissivités respectives de l'atmosphère et de la surface, σ la constante de Stefan-Boltzmann $\sigma = 5,670\,400.10^{-8} \text{ J s}^{-1} \text{ m}^{-2} \text{ K}^{-4}$ et a_s l'albédo de surface pour les courtes longueurs d'onde.

Le R_n peut également s'exprimer en tant qu'énergie dispersé en flux de surface convectif et de conduction de chaleur. A l'équilibre thermique, le rayonnement net R_n est égal à la somme du flux de chaleur latente LE , associé à l'évapotranspiration du sol et de la végétation, du flux de chaleur sensible H vers l'atmosphère, du flux de conduction de chaleur G vers le sol et de la photosynthèse négligeable en instantané (Figure 8).

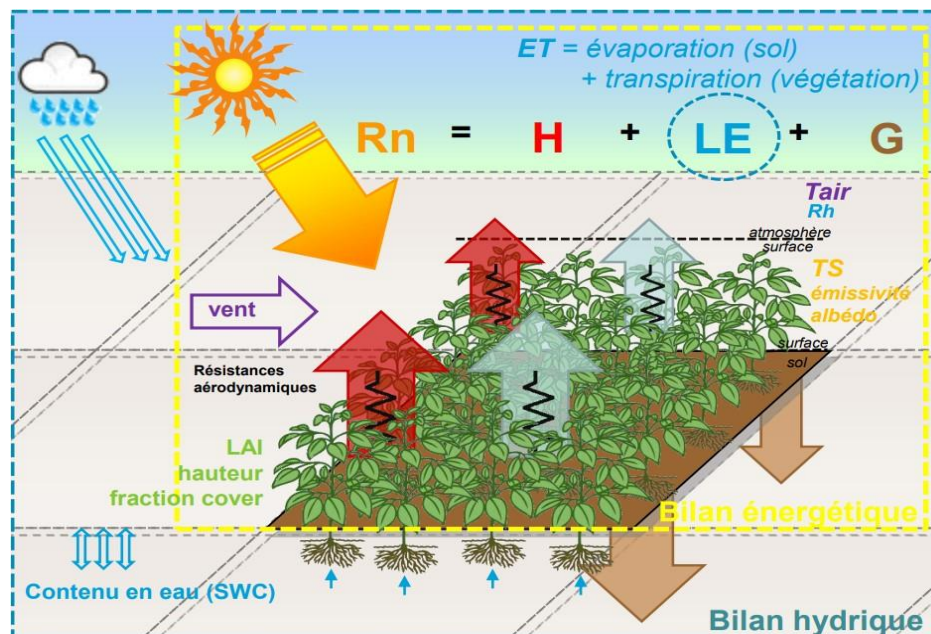


Figure 8 : Illustration des échanges entre l'atmosphère, la surface et le sol avec les bilans hydrique et énergétique. Source : Guillaume Bigeard. Estimation spatialisée de l'évapotranspiration à l'aide de données infra-rouge multi-résolutions. Sciences de la Terre. Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier), 2014. Français. [NNT : . \(tel-01620222\)](https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01620222)

Dans l'Équation 10, R_n détermine l'intensité des flux de surface et donc les températures de la végétation et du sol superficiel intervenant dans l'expression des flux.

$$R_n = LE + H + G \quad \text{Équation 10}$$

Les flux convectifs résultent schématiquement de la somme des contributions du sol et de la végétation :

L'équation du flux de chaleur latente, notée LE , représente la quantité d'énergie thermique transférée par unité de temps et de surface due à l'évaporation :

$$LE = \rho \times L \times E \quad \text{Équation 11}$$

où : L est la chaleur latente de vaporisation (J/kg), la quantité d'énergie requise pour convertir un kilogramme de liquide en vapeur à température et pression constantes. ρ est la masse volumique de l'air (kg/m³). E est le taux d'évapotranspiration (kg/m²·s), la quantité d'eau évaporée par unité de surface et de temps, provenant à la fois de l'évaporation du sol et de la transpiration des plantes.

Le flux thermique sensible H , représente le transfert d'énergie thermique entre la surface de la Terre et l'atmosphère en raison de la différence de température entre les deux. Il est exprimé en watts par mètre carré (W/m²). L'équation du flux thermique sensible est donnée par :

$$H = \rho \times C_p \times K \times \Delta T \quad \text{Équation 12}$$

où : ρ est la densité de l'air (kg/m³), C_p est la capacité thermique massique de l'air à pression constante (J/kg·K), K est le coefficient de transfert turbulent (m²/s) ΔT est la différence entre T_s et T_a à une hauteur de référence (K).

Et le flux de conduction de chaleur G est déterminé par la température superficielle du sol donc l'équation est :

$$G = -\lambda \times \frac{\partial T}{\partial x} \qquad \text{Équation 13}$$

où : λ est la conductivité thermique du matériau ($\text{W/m}\cdot\text{K}$) et $\partial T/\partial x$ est le gradient de température (K/m).

La température de surface résultant des contributions respectives des températures du sol et de la végétation est donc la variable clef reliant les bilans couplés radiatif et énergétique.

Notre étude s'intéresse aux différences de R_n entre les deux modalités agricoles en prenant en compte l'architecture 3D du couvert végétal à la différence de nombreuses études où le couvert végétal est traité comme un milieu 1D sans prise en compte de son hétérogénéité à la fois verticale et horizontale. Notre étude du bilan radiatif repose sur la disponibilité de propriétés optiques des éléments du couvert végétal qui sont dérivées de mesures de télédétection décrites dans le paragraphe suivant.

II. Mesures par télédétection

Cette section illustre comment la télédétection permet d'appréhender certains termes du bilan radiatif et les propriétés des surfaces terrestres. La télédétection est définie comme l'ensemble des techniques permettant d'acquérir des informations à distance sur un objet, à partir de mesures physiques de l'objet et/ou de ses interactions avec son environnement. Ici, le terme "télédétection" correspond à des mesures du rayonnement issu des surfaces terrestres. La télédétection est soit active soit passive ([Zhu et al, 2018](#)). En télédétection active, la source du rayonnement mesuré est embarquée dans le système d'observation (e.g., satellite, drone). C'est le cas par exemple des LiDARs : ils transmettent une impulsion laser qui est ensuite rétrodiffusée partiellement vers le capteur par la surface terrestre. En télédétection passive, c'est la réflexion ou l'émission de la lumière naturelle qui est mesurée par le capteur. Dans cette étude, nous utilisons des observations de capteurs de télédétection passive.

i. Télédétection visible, proche infrarouge et infrarouge thermique

La télédétection dans le domaine solaire (300-3000 nm) est la technique la plus fréquemment utilisée pour observer la surface terrestre. Les luminances mesurées sont transformées en réflectances de surface terrestre observées, à partir de la mesure de leurs luminances. La Figure 9 illustre ce principe. La luminance mesurée est due à la réflexion du rayonnement solaire, par la surface observée et par l'atmosphère. Cette surface peut être lambertienne ou non (par exemple, l'eau ou une feuille). Si une surface est lambertienne, sa réflectance et sa luminance sont isotropes, c'est-à-dire égales dans toutes les directions, indépendamment de la direction du rayonnement incident. Si elle est non lambertienne, la réflectance est anisotrope, c'est-à-dire dépendante des directions d'éclairement et d'observation. Le fait de considérer que les surfaces sont lambertiennes est une hypothèse utilisée pour simplifier les calculs. En réalité, les surfaces ne sont pas lambertiennes. Ainsi, les rangées des champs agricoles induisent une anisotropie qui peut être très importante. Pour une surface non lambertienne, la luminance réfléchie selon une direction d'observation donnée peut être supérieure à la luminance que refléchirait une surface lambertienne éclairée et observée dans les mêmes configurations. Dans ce cas, la réflectance est supérieure à 1. Cela peut survenir lors de l'observation de surfaces d'eau dans la configuration dite spéculaire, c'est-à-dire pour des directions d'observation et d'éclairement avec des angles zénithaux égaux et des angles azimutaux qui diffèrent de 180° . Par contre, l'intégrale de la réflectance sur toutes les directions de réflexion ne peut dépasser 1.

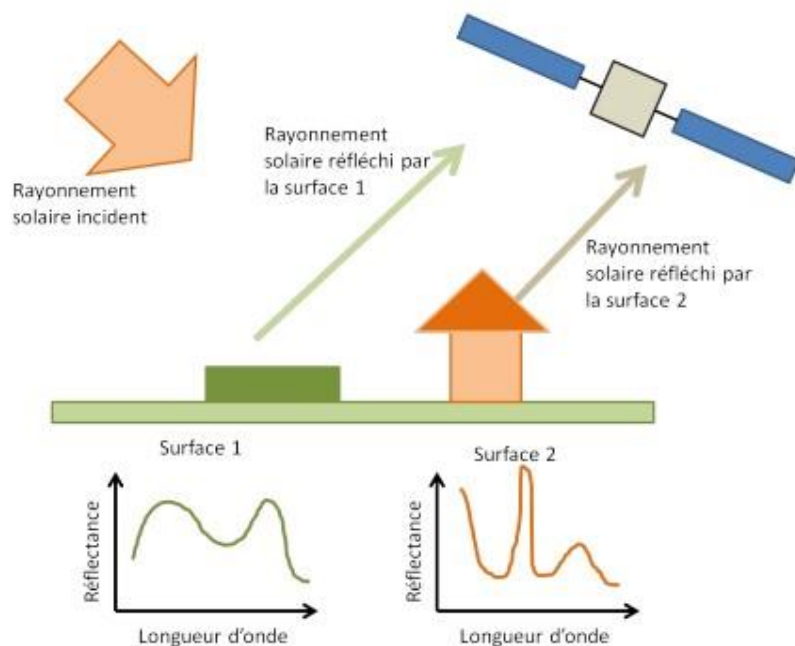


Figure 9 : Schéma de principe de la télédétection visible. Source : Benoît Cheul. Apport des données multispectrales (hyperfréquences, thermique, optique) pour le suivi hydrique des cultures : application aux couverts de blé et de tournesol. Hydrologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2019. Français. [\(NNT : 2019TOU30300\)](#). [\(tel-03124187\)](#)

La télédétection dans le domaine solaire est couramment utilisée pour le suivi des agrosystèmes. Ainsi, elle peut renseigner sur le R_n ([Samani et al, 2007](#)), mais elle permet également d'obtenir des informations sur l'état des cultures ou le développement de la couverture végétale ([Wang et al, 2022](#)). Les techniques employées utilisent souvent des indices calculés à partir des réflectances spectrales mesurées. Le paramètre biophysique ou biochimique (comme la surface foliaire ou le taux de couverture, la concentration en chlorophylle, les facteurs de stress des plantes, etc.) module les écarts de réflectances mesurées dans différentes bandes spectrales. Des indices combinant certaines réflectances sont alors proposés dans la littérature ([Bannari et al, 1995](#)) pour estimer de manière opérationnelle ces paramètres à partir de télédétection multispectrale.

Classiquement, l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index) est le plus utilisé pour le suivi de la surface foliaire des couverts végétaux, avec l'estimation de l'indice de surface foliaire (LAI : Leaf Area Index, [Haboudane et al, 2004](#)) et de leur concentration en chlorophylle ([Caruso et al, 2023](#)). Il est calculé à partir des réflectances rouge R_{rouge} et proche infrarouge R_{PIR} :

$$NDVI = \frac{(R_{PIR} - R_{rouge})}{(R_{PIR} + R_{rouge})}$$

Équation 14

L'utilisation d'indices de végétation (NDVI) et de bandes spectrales (vert, rouge, bleu, proche infrarouge) obtenues par des satellites (Sentinel 2), bénéficiant d'un temps de revisite de quelques jours et d'une couverture globale, permettent par exemple, l'identification en quasi temps réel des champs de semences de maïs au cours de la saison de croissance, ce qui pourrait soutenir efficacement le suivi à grande échelle de l'industrie de l'approvisionnement en semences ([Ren et al, 2020](#)).

La télédétection IRT est très utilisée pour la surveillance des agrosystèmes, notamment pour la détection de l'hétérogénéité spatiale et temporelle des températures des surfaces agricoles ([Albert Olioso, 1995](#)). Cela permet d'identifier les zones présentant des températures anormales et de suivre l'évolution des températures au fil du temps

La télédétection IRT permet la mesure de la température de brillance de la surface observée qui dépend de sa température superficielle. Différents termes de température sont alors à préciser comme l'on fait [Becker & Li \(1995\)](#) :

- Température de brillance spectrale $T_{B,\lambda}$. C'est la température obtenue par la mesure de télédétection dans le domaine thermique. Elle correspond à la température équivalente superficielle de la surface observée si celle-ci était un corps noir.
- Température thermodynamique (TT) des éléments du paysage terrestre. C'est la quantité recherchée, mais elle n'est en général jamais obtenue. En effet, la mesure de télédétection dépend de nombreuses autres propriétés (*i.e.*, émissivité spectrale et architecture 3D des éléments du paysage terrestre). [Zhen et al, \(2022\)](#) ont développé une méthode d'inversion qui donne les cartes d'émissivité et de température thermodynamique des éléments du paysage urbain observé, dans le cas où l'architecture 3D du paysage est connue. Des travaux sont en cours pour étendre cette méthode au cas de couverts végétaux dont la distribution spatiale serait connue à priori.
- Température de surface (LST, Land Surface Temperature). Il s'agit de la température du paysage à la résolution du pixel satellite et non de la température des éléments du paysage. Elle intègre les effets induits par l'architecture du paysage. Elle est en général obtenue simultanément avec l'émissivité de surface par inversion de mesures à plusieurs longueurs

d'onde. Cette inversion est sous-déterminée, car le nombre de mesures (*i.e.*, N bandes spectrales) est inférieur au nombre d'inconnues (*i.e.*, température de surface et N émissivités spectrales de surface). Des hypothèses simplificatrices doivent donc être employées ([Zhen et al, 2022](#)).

Pour le cas très schématique d'une surface terrestre plane d'émissivité isotrope ϵ_λ et de luminance thermique $L_{surf,\lambda}$ sous une atmosphère de transmittance $\tau_{atm,\lambda}$ et de même luminance isotrope $L_{atm,\lambda}$ au bas et haut de l'atmosphère, la luminance montante au sommet de l'atmosphère L_λ que mesurerait un capteur observant la surface est :

$$L_\lambda = \tau_{atm,\lambda} \cdot L_{surf,\lambda} + L_{atm,\lambda} + \tau_{atm,\lambda} \cdot (1 - \epsilon_\lambda) \cdot L_{atm,\lambda} \quad \text{Équation 15}$$

On voit dans l'équation 15 que la luminance mesurée par le capteur n'est pas directement égale à la luminance thermique. Si l'on veut obtenir une valeur de luminance thermique et donc de LST, il est nécessaire de corriger les effets de l'atmosphère (émission et transmittance) et de l'émissivité de surface. Pour y parvenir des algorithmes tels que Split-window ([Wan & Dozier, 1996](#)) ou TES (Temperature Emissivity Separation, [Jacob et al, 2022](#)) sont souvent employés pour obtenir des produits corrigés des effets atmosphériques. Ces algorithmes se basent sur le principe de compensation atmosphérique qui consiste à utiliser des paires de bandes spectrales où l'effet atmosphérique est similaire pour la surface et l'atmosphère, mais différent en termes d'émissivité de la surface. En exploitant cette différence d'émissivité, il est possible de déterminer l'effet atmosphérique et d'estimer la LST.

Plusieurs agences spatiales (CNES / ISRO, ESA, NASA) préparent actuellement de prochaines missions IRT à haute résolution spatiale. Ainsi, le CNES et l'Agence Spatiale Indienne ISRO préparent la mission satellite TRISHNA ([Lagouarde et al, 2019](#)) prévue pour être lancée en 2025. En effet, les applications de la télédétection IRT au suivi des surfaces terrestres sont nombreuses. D'une manière générale, ces applications sont d'autant plus efficaces que les mesures satellites sont exploitées à l'aide de modèles de transfert radiatif capables de simuler les mesures pour toute configuration expérimentale et instrumentale. Plusieurs exemples d'application des observations dans l'IRT au suivi des agrosystèmes sont indiqués ci-dessous :

- a) Texture du sol ([Khanal et al, 2017](#)). La température de surface du sol est étroitement liée à sa texture. En effet, la texture du sol influence la teneur en eau du sol (c'est-à-dire la quantité d'eau que le sol peut retenir), ce qui influence à son tour la température de surface. Par

exemple, pendant les périodes sèches, un sol sableux avec une capacité de rétention d'eau plus faible devrait avoir un taux d'épuisement en eau plus rapide et une teneur en eau plus faible, ce qui se traduit par une température de surface plus élevée. En analysant les différences de température de surface dans des conditions climatiques relativement homogènes, des études ont démontré l'utilisation de la télédétection thermique pour quantifier la texture du sol à l'échelle régionale.

- b) Détection précoce du stress hydrique ([Avetisyan et al, 2021](#)). Le stress hydrique conduit à une augmentation de la température des plantes. La télédétection IRT peut permettre de détecter ces anomalies de température et ainsi identifier les zones de déficit hydrique, et permettre aux agriculteurs d'anticiper l'irrigation de manière appropriée.
- c) Détection des maladies des plantes ([Zhang et al, 2019](#)). Certaines maladies des plantes peuvent influencer la température des feuilles et des tiges en modifiant l'ouverture et la fermeture des stomates qui contrôlent la transpiration. La détection de variations thermiques par télédétection IRT peut permettre l'identification de zones où les plantes sont affectées par des maladies, ce qui permet de mettre en œuvre des mesures de contrôle appropriées, comme l'application ciblée de pesticides ou de fongicides.

La télédétection IRT renseigne sur différents termes du bilan d'énergie (BE, [Liang et al, 2019](#)). Ainsi, des travaux basés sur des données ASTER ou Landsat 8 ont été réalisés pour estimer le flux de chaleur G dans le sol, par exemple en combinant la température de surface du sol estimée et un modèle de transfert thermique ([Kustas et al, 1990](#) ; [Anne Verhoef, 2004](#)). Le flux de chaleur sensible H peut aussi être estimé à partir de la température de surface estimée par télédétection IRT, de la température de l'air et de la vitesse du vent. Des modèles comme celui de Monin-Obukhov permettent son calcul à partir de ces données ([Prakash Mohan et al, 2020](#)). L'estimation du flux de chaleur latente LE (i.e., évapotranspiration) s'appuie en général sur des modèles de bilan d'énergie couplés à des données de télédétection. Beaucoup de modèles d'estimation de LE existent avec différentes approches basées sur la LST, la couverture végétale, l'humidité du sol et les conditions météorologiques ([Courault et al, 2003](#)). On peut citer les modèles SEBS ([Su et al, 2002](#)), SEBAL ([Bastiaanssen et al, 1998](#)), TSEB ([Kustas et al, 2000](#)), S-SEBI ([Roerink et al, 2000](#)), METRIC ([Allen et al, 2007](#)), ALEXI-Dis-ALEXI ([Norman et al, 2003](#)). On peut également citer les méthodes du triangle ([Carlson et al, 2007](#)) utilisée pour estimer l'humidité de la surface du sol et la fraction d'évapotranspiration à partir d'images

satellites. Cette méthode présente l'avantage d'être insensible aux conditions atmosphériques, au Rn et à la correction atmosphérique.

ii. Télédétection satellite

Les observations des satellites d'observation de la Terre sont caractérisées par : leur périodicité (appelée période de revisite), leur nombre de bandes spectrales, leur résolution spectrale, leur résolution spatiale, leur fauchée (i.e., largeur de l'emprise au sol) et leur résolution radiométrique.

La période de revisite correspond à la capacité du satellite à collecter des données de manière régulière d'une zone et de suivre son l'évolution dans le temps. Cette période dépend de l'orbite du satellite (basse, géostationnaire, héliosynchrone, polaire etc...).

La résolution spatiale conditionne la capacité à distinguer les détails sur la surface ou l'objet visé. Elle correspond à la taille moyenne de pixel à la verticale de la trace au sol exprimée en mètres. Une résolution spatiale plus élevée signifie que les pixels sont plus petits et que des détails plus fins peuvent être discernés. La fauchée et la résolution spatiale dépendent de l'altitude de révolution du satellite. Ce dernier est en général héliosynchrone pour limiter les effets directionnels, c'est-à-dire la variation du signal en fonction de la direction solaire.

La diffusion et l'absorption atmosphériques du rayonnement contribuent au signal mesuré lors de l'observation de la surface depuis l'espace. Ainsi, les bandes d'absorption gazeuse atténuent les mesures du rayonnement montant. Dès lors, les capteurs satellites opèrent dans des intervalles spectraux en dehors des pics d'absorption gazeux. Ces intervalles sont appelés "fenêtres atmosphériques" (Figure 10). Les nuages, les aérosols et la vapeur d'eau sont des sources majeures d'incertitude de par leurs importantes variations spatiales et temporelles à la différence d'autres constituants atmosphériques en concentration stable. Les nuages peuvent masquer des zones entières de la surface terrestre, ce qui entraîne des données manquantes dans les images satellitaires. Même lorsque les nuages ne couvrent pas complètement la surface terrestre, ils peuvent diffuser et absorber la lumière solaire, ce qui dégrade la qualité des images satellitaires. Cela peut rendre difficile l'identification des caractéristiques de la surface et l'extraction d'informations précises.

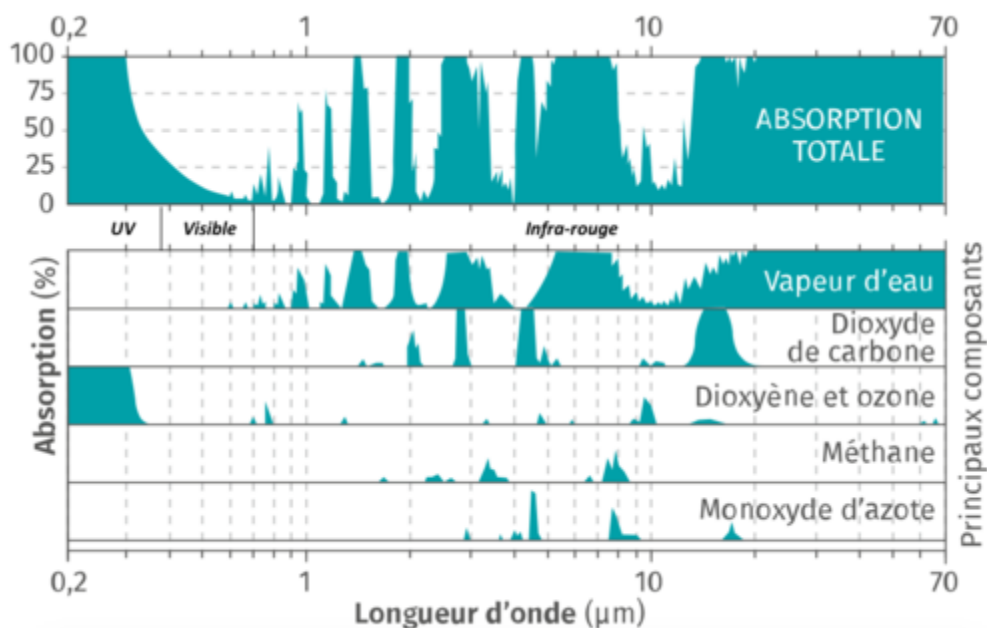


Figure 10 : : Absorption atmosphérique spectrale, avec les principaux gaz/molécules responsables des pics d'absorption. <https://quizlet.com/fr-fr/fiches-de-memorisation/Les-memocartes-bilan-radiatif-de-la-terre-482449636>

Les images de télédétection satellites ne sont donc pas utilisables directement. Elles nécessitent un certain nombre de traitements pour être exploitables, comme nous l'avons indiqué précédemment pour corriger les effets de l'atmosphère notamment. Il existe différents niveaux de traitement définis par les fournisseurs de données. Ainsi, l'ESA (European Space Agency) et le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) définissent des niveaux qui respectent les normes du comité sur les satellites d'observation de la Terre (CEOS). Les niveaux vont de 0 à 4. Pour notre étude nous utilisons des produits de niveau 2, c'est-à-dire des images étalonnées radiométriquement via la prise en compte des caractéristiques spectrales et après correction des effets atmosphériques, en tenant compte des directions solaire et d'observation. Nos données ont été fournies par THEIA (<https://www.theia-land.fr/>), une plateforme de données d'observation de la Terre (EO) française développée par le CNES. THEIA donne accès à une large gamme de données d'EO gratuitement. Les corrections atmosphériques des images utilisées dans notre étude ont été réalisées avec la chaîne de traitement MAJA (<https://www.cesbio.cnrs.fr/maja/>) qui se caractérise par l'emploi de données multi-temporelles. Les chaînes de traitement sont nécessaires pour masquer ou compenser les effets de l'absorption atmosphériques.

Le développement technologique des satellites et des capteurs embarqués a permis de couvrir tous les domaines spectraux d'intérêt (Visible, PIR, MIR, TIR, hyperfréquence) avec de

meilleures résolutions spatiale, temporelle, spectrale et radiométrique. Grâce à des programmes comme GMES (Global Monitoring for Environment and Security) et COPERNICUS, il est possible d'assurer un suivi régulier d'observation de la Terre avec une couverture globale. À la date de notre étude en juillet 2019, plusieurs satellites classiquement utilisés par la communauté scientifique couvrant le domaine visible étaient actifs (Tableau 2). Pour notre étude à l'échelle de la parcelle nous souhaitons :

- 1) Une résolution spatiale de 10 m ce qui permettra d'avoir un nombre important de pixels et donc d'obtenir des données précises.
- 2) Une période de revisite de moins de 2 semaines car cela augmente nos chances de disposer de données durant le mois de Juillet.
- 3) Des données facilement accessibles et gratuites.

Certains satellites ne distribuent pas leurs données gratuitement à la communauté scientifique (Formosat 5, SPOT 6). Les satellites Landsat 7 et 8 présentent l'avantage de couvrir à la fois le domaine solaire et thermique, de plus leurs données sont accessibles et gratuites. Malheureusement, leurs résolutions étaient insuffisantes pour répondre aux besoins de notre étude. Nous avons utilisé les images VIS-PIR du satellite Sentinel 2, qui a une résolution de 10 m avec un taux de revisite de 10 jours. Les satellites ou instruments disposant d'images dans l'IRT (AQUA, TERRA, Landsat 7, Landsat 8, ECOSTRESS) permettent d'atteindre au mieux 90 mètres de résolution, ce qui limite trop le nombre de pixels disponibles pour les dimensions du site d'étude.

Tableau 2 : satellites de télédétection actif sur la période 2019

Année	Satellite	Instrument	Bandes spectrales		Résolution	Revisite	Fauchée
1999	Landsat 7	OLI	B1	0.45 – 0.52 μm	30 m	16 jours	170 x 185 km
			B2	0.52 – 0.60 μm	30 m		
			B3	0.63 – 0.69 μm	30 m		
			B4	0.77 – 0.90 μm	30 m		
			B5	1.55 – 1.75 μm	30 m		
			B6	10.40 – 12.50 μm	30 m		
			B7	2.08 – 2.35 μm	30 m		
			B8 (Pan)	0.52 – 0.90 μm	15 m		
2012	SPOT 6	HRG	Pan	0.45 – 0.75 μm	1.5 m	2 jours	60 km
			B0	0.45 – 0.52 μm	6 m		
			B1	0.53 – 0.59 μm	6 m		
			B2	0.63 – 0.70 μm	6 m		
			B3	0.76 – 0.89 μm	6 m		
2013	Landsat 8	OLI	B1	0.43 – 0.45 μm	30 m	16 jours	170 x 185 km
			B2	0.45 – 0.51 μm	30 m		
			B3	0.53 – 0.59 μm	30 m		
			B4	0.63 – 0.67 μm	30 m		
			B5	0.85 – 0.88 μm	30 m		
			B6	1.57 – 1.65 μm	30 m		
			B7	2.11 – 2.29 μm	30 m		
			B8 (Pan)	0.50 – 0.68 μm	15 m		
			B9	1.36 – 1.38 μm	30 m		
2015	Sentinel 2 (A)	MSI	B1	0.44 μm	60 m	10 jours	290 km
			B2	0.49 μm	10 m		
			B3	0.56 μm	10 m		
			B4	0.66 μm	10 m		
			B5	0.70 μm	20 m		
			B6	0.74 μm	20 m		
			B7	0.78 μm	20 m		
			B8	0.83 μm	10 m		
			B9	0.94 μm	60 m		
			B10	1.37 μm	60 m		
			B11	1.61 μm	20 m		
			B12	2.20 μm	20 m		
			2017	Formosat 5	RSI		
B1	0.45 – 0.52 μm	4 m					
B2	0.52 – 0.60 μm	4 m					
B3	0.63 – 0.69 μm	4 m					
B4	0.76 – 0.90 μm	4 m					

Comme nous l'avons vu nous allons utiliser pour notre étude des données de la mission COPERNICUS Sentinel-2 (S2) (ESA). Elle comprend deux satellites identiques en orbite, S2A et S2B, lancés respectivement en 2015 et 2017. Chaque satellite transporte un imageur multispectral haute résolution à large empreinte, appelé Multispectral Instrument (MSI) avec 13 bandes spectrales (Tableau 3). La résolution spatiale des images S2 varie de 10 mètres à 60 mètres selon la bande spectrale. La mission S2 offrant un temps de revisite élevé et une résolution de 10 m pour le domaine visible, de nombreuses études sur le maïs ont été mené grâce à ses données ([Ren et al, 2020](#) ; [Fan et al, 2020](#)).

Tableau 3 : Bandes spectrales des satellites Sentinel 2

Bandes Sentinel-2	Sentinel-2A		Sentinel-2B		Résolution spatiale (m)
	Longueur d'onde centrale (nm)	Largeur de bande (nm)	Longueur d'onde centrale (nm)	Largeur de bande (nm)	
Bande 1 – Aérosol côtier	442.7	21	442.2	21	60
Bande 2 – Bleu	492.4	66	492.1	66	10
Bande 3 – Vert	559.8	36	559.0	36	10
Bande 4 – Rouge	664.6	31	664.9	31	10
Bande 5 – Végétation "red edge"	704.1	15	703.8	16	20
Bande 6 – Végétation "red edge"	740.5	15	739.1	15	20
Bande 7 – Végétation "red edge"	782.8	20	779.7	20	20
Bande 8 – PIR	832.8	106	832.9	106	10
Bande 8A – PIR "étroit"	864.7	21	864.0	22	20
Bande 9 – Vapeur d'eau	945.1	20	943.2	21	60
Bande 10 – SWIR – Cirrus	1373.5	31	1376.9	30	60
Bande 11 – SWIR	1613.7	91	1610.4	94	20
Bande 12 – SWIR	2202.4	175	2185.7	185	20

Pour notre étude, nous avons utilisé les bandes 3,4 et 8 du S2-B à 10 m de résolution le 10/07/2019 à 11h00 (heure locale, UTC+1), fournie par la plateforme [THEIA](#) au niveau 2A avec une correction atmosphérique basée sur des informations multi-temporelles.

Si les données S2 seront précieuse pour notre étude, elles ne permettent pas d'étudier le domaine IRT pourtant indispensable à notre étude. Il est important de souligner qu'aucun satellite n'offrait une couverture à la fois dans le domaine solaire et dans l'IRT avec une résolution d'environ 10 m. De plus, l'utilisation simultanée d'images satellites provenant d'un satellite solaire et d'un satellite IRT est très complexe, en raison des importantes différences de résolution spatiale et de période de revisite entre eux. Nous allons donc devoir nous appuyer sur d'autres données de télédétection.

iii. Télédétection drone

Les drones ou UAV (Unmanned Aerial Vehicle) sont des véhicules aériens sans équipage motorisés. La technologie des drones et des capteurs a beaucoup évolué au cours des années 2000 : miniaturisation des capteurs, autonomie des drones, capacités de traitement des données, etc. Aujourd'hui, la télédétection par drone est devenue une méthode courante et accessible pour collecter des données géospatiales. Ses résolutions spatiales élevées (centimétrique), ses coûts relativement bas par rapport à d'autres méthodes de télédétection satellitaire ou aéroportée, ainsi que sa capacité à fournir des données en temps réel en font un outil avantageux. Les drones sont largement utilisés dans la surveillance de l'agriculture à travers le monde, notamment pour surveiller la santé de la végétation et la croissance des cultures, estimer les rendements ([Nebiker et al, 2016](#)), cartographier la couverture végétale, classer les espèces ([Laliberte et al, 2011](#)) et effectuer le phénotypage des plantes ([Sagan et al, 2019](#)), optimiser la pulvérisation chimique et caractériser l'état de la surface ([Raeva et al, 2019](#)).

Malgré leurs nombreux avantages, les drones utilisés en télédétection ont quelques faiblesses et limitations :

- a) Autonomie limitée. La plupart des drones ont une autonomie de vol limitée, en général de vingt minutes à quelques heures, selon la capacité de leur batterie. Cela peut limiter la couverture de la zone ou le nombre de vol possible.
- c) Altitude de vol limitée. Les drones sont généralement conçus pour voler à des altitudes relativement basses, et donc beaucoup plus bas que les avions et satellites. Cela peut limiter leur capacité à collecter des données sur de vastes étendues de terrain en un seul vol.
- d) Sensibilité aux conditions météorologiques. Les drones sont sensibles aux conditions météorologiques telles que le vent, la pluie et le brouillard. Certains capteurs, comme les caméras multispectrales, dépendent de la lumière du jour pour collecter des données. Les conditions météorologiques défavorables peuvent rendre les données inutilisables.

Les drones peuvent être équipés de différents types de capteurs dans le but d'estimer l'état des cultures, du sol et d'autres paramètres agricoles :

- a) Capteurs optiques multispectraux. Ils mesurent la réflectance dans plusieurs bandes spectrales (e.g., rouge, vert et IR) pour évaluer l'état des cultures et détecter des anomalies.

- b) Capteurs hyperspectraux. Ils ont une résolution spectrale fine pour une analyse détaillée des caractéristiques des cultures, de la composition du sol et de la détection des maladies.
- c) Capteurs thermiques. Ils mesurent la température de surface des cultures, souvent dans le but de détecter des problèmes de stress hydrique ou de maladies.
- d) LIDARs (Light Detection and Ranging). Ils permettent en particulier de créer des modèles numériques des terrain 3D, et renseignent sur la hauteur des couverts.

Une fois collectées, les données acquises par le drone doivent suivre des étapes de traitement :

- a) Prétraitement des données. Cela peut inclure des étapes comme la correction de distorsion géométrique et radiométrique, la correction de variations atmosphériques, l'élimination d'artefacts ou de bruit, et l'alignement des images si plusieurs images ont été capturées.
- b) Mosaïquage. Si plusieurs images ont été capturées lors d'une mission, il peut être utile de créer une image mosaïque qui les regroupe pour couvrir une zone d'intérêt plus large.
- c) Visualisation et présentation. Les résultats de l'analyse peuvent être visualisés sous forme de cartes, d'orthomosaïques, de modèles 3D ou d'autres représentations graphiques pour faciliter la compréhension et la communication des informations aux utilisateurs finaux.

Dans cette étude nous utilisons un UAV eBee Classic produit par la société suisse senseFly, appartenant au groupe Parrot. L'eBee Classic est principalement utilisé pour la surveillance agricole. Il dispose d'ailes détachables pour une meilleure portabilité, il est équipé d'un capteur RGB (SODA), d'un capteur multispectral (MultiSPEC 4C) et d'un imageur thermique large bande (ThermoMAP). Grâce à ses capteurs le drone couvre les deux domaines d'intérêts de notre étude (Solaire et IRT).

La caméra MultiSPEC 4C est une caméra multispectrale conçue pour acquérir des images dans plusieurs bandes spectrales (Tableau 4) dans le domaine du visible et de l'infrarouge proche (NIR) à une résolution spatiale de 11,66 cm.

ThermoMAP est un capteur photo thermique imageur infrarouge avec un obturateur intégré qui permet d'effectuer une calibration radiométrique en vol. Il permet de créer des cartes thermiques d'un lieu. Sa largeur de bande va de 7.2 - 13.5 nm avec une résolution de 16.5 cm qui a été rééchantillonné à 20 cm (Tableau 4).

Le vol UAV a eu lieu le 11/07/2019 aux alentours de 14h00 (heure locale, UTC+1), les réflectances et températures des deux champs ont été mesurées, la météo était favorable avec du soleil et pas de nuage. Vingt minutes de vol ont donné lieu à 1200 images avec un chevauchement de 90% afin de faciliter l'analyse stéréoscopique. Le laboratoire GEODE (<https://geode.univ-tlse2.fr>) les a transformées géométriquement et radiométriquement en images de réflectance mosaïques orthorectifiées avec les logiciels Pix4Dmapper et PhotoScan AgiSoft (Raeva et al, 2019), en tenant compte du mouvement de l'UAV, des vibrations de l'hélice, du vent et du relief de la scène.

Pour une meilleure précision, les images sont recalibrées en intégrant des points de contrôle au sol, des cibles placées au sol dont les coordonnées sont mesurées à l'aide d'un GPS différentiel. Le post-traitement permet d'affiner la précision de ces coordonnées grâce au logiciel GPS Pathfinder Office. De plus, un étalonnage radiométrique automatique est réalisé avant chaque vol pour chaque capteur du MultiSPEC 4C. Pour le capteur ThermoMAP, l'étalonnage est automatisé par fermeture régulière de l'obturateur et observation d'une cible interne au capteur dont la température interne est mesurée (Marais-Sicre et al, 2024).

Tableau 4 : Caractéristiques UAV Ebee

Domain	Spatial resolution	UAV Ebee		Sensor
		Wavelength	Bandwidth	
Visible	11 cm	550 nm	40 nm	Multi Spec 4 C
		660 nm	40 nm	
		735 nm	10 nm	
		790 nm	40 nm	
Thermal	20 cm	Spectral range		ThermoMAP
		7.2 - 13.5 nm		

Les sections précédentes ont mis en lumière les avantages et les inconvénients des satellites et des drones pour la télédétection. En combinant leurs données, on obtient une approche hybride qui offre des avantages complémentaires et répond aux besoins diversifiés de la télédétection. Cette approche est particulièrement adaptée aux besoins diversifiés de la télédétection, comme l'a démontré Inoue (2020) dans le domaine de l'agriculture.

Dans le cadre de notre étude, les données UAV ont fourni des images dans le domaine IRT, indispensables pour notre analyse du R_n . La disponibilité d'images satellites et d'images UAV dans le domaine visible pour des dates très proches (moins de 48 heures d'écart) nous a permis de comparer les indices de végétation à des résolutions spatiales similaires avec deux capteurs différents. Malgré ces informations précieuses, les données de télédétection acquises ne nous permettent pas à elles seules d'établir le bilan radiatif ni de quantifier l'impact de chaque paramètre. De plus, nos données sont limitées aux passages du drone ou du satellite. Cependant, ces jeux de données permettent de calibrer un modèle de transfert radiatif qui pourra nous apporter des réponses.

III. Modélisation du transfert radiatif dans les couverts végétaux

Dans les chapitres précédents, nous avons examiné l'importance du transfert radiatif dans les interactions entre les couverts végétaux et le rayonnement solaire, et vu les apports de la télédétection et ses limites pour estimer les variables de ce processus.

Les Modèles de Transfert Radiatif

Les modèles de transfert radiatif (MTR) sont des outils de simulation numérique essentiels pour comprendre et prédire les interactions de la lumière avec des milieux comme l'atmosphère, les océans, les nuages, la neige, la glace et la végétation. Ils permettent de simuler le comportement radiatif d'environnements virtuels, également appelés scènes. Ils utilisent des paramètres d'entrée, descriptifs de la géométrie et des propriétés radiatives des sources lumineuses, des capteurs et des éléments de l'environnement étudié. Ces modèles exécutent des algorithmes informatiques pour suivre la propagation du rayonnement lumineux dans l'environnement virtuel, et ainsi simuler son bilan radiatif et son observation par des instruments de télédétection. Les environnements virtuels sont plus ou moins réalistes. Ainsi, les arbres peuvent être représentés avec des formes géométriques schématiques ou réalistes. Ces modèles permettent donc de renseigner de manière détaillée la propagation, diffusion et absorption du rayonnement dans les paysages terrestres, contribuant ainsi à deux objectifs scientifiques complémentaires : le fonctionnement de la végétation, via la simulation de son bilan radiatif et les différentes applications thématiques (agriculture, urbanisme, etc.), via la simulation des observations de télédétection des milieux / environnements étudiés.

i. Apport des MTRs 3D par rapport aux MTRs 1D

Les premiers MTRs développés étaient des modèles 1D, la plupart d'entre eux simulaient les couverts végétaux comme la superposition de couches horizontales homogènes. Chaque type de modèle 3D ou 1D a ses avantages et désavantages en termes de précision, temps de calcul, volume mémoire et facilité d'utilisation. Par suite, le choix entre les deux types de MTR dépend généralement des objectifs de la recherche, de la précision recherchée et des quatre facteurs indiqués ci-dessous.

- a) Complexité de mise en œuvre. Les MTRs 1D sont plus simples à mettre en œuvre car ils utilisent beaucoup moins de paramètres descriptifs de la scène que les MTRs

3D. Ils utilisent aussi beaucoup moins de paramètres descriptifs du transfert radiatif, car ils simulent les interactions radiatives dans une seule dimension verticale, en ignorant les variations horizontales.

- b) Temps de calcul. En raison de leur simplicité, les MTRs 1D nécessitent de plus petits temps de calcul que les MTRs 3D, ce qui peut être un avantage crucial pour les simulations à grande échelle ou en temps réel.
- c) Etalonnage et validation. Les MTRs 1D sont souvent plus faciles à étalonner et valider car ils ont moins de paramètres libres.
- d) Architecture. Les MTRs 1D prennent en compte l'architecture du couvert végétale de manière plus simplifiée que les MTRs 3D en ne considérant par exemple que l'orientation des feuilles, le rapport entre la taille des feuilles et la hauteur du couvert (paramètre de hot spot) et les effets d'agrégations (clumping).

Pour ces différentes raisons, les modèles MTRs 1D (PROSPECT, SAIL) sont encore très utilisés pour les études sur la végétation par la communauté scientifique ([Jiang et al, 2023](#)).

Les MTRs 3D sont en général beaucoup plus précis que les MTRs 1D, en particulier parce qu'ils prennent en compte l'architecture 3D des surfaces terrestres. Deux aspects majeurs de cette architecture sont résumés ci-dessous.

- a) Hétérogénéité verticale. Par rapport aux MTR 1D, les MTRs 3D prennent beaucoup mieux en compte la variabilité verticale des propriétés optiques et de la géométrie des couverts végétaux. Ainsi, un MTR 3D est mieux adapté pour simuler des pieds de maïs avec des feuilles vertes en haut et des feuilles brunes en bas. Cette prise en compte peut être essentielle pour comprendre l'effet des différents éléments du couvert sur l'interaction de la lumière avec la végétation.
- b) Hétérogénéité horizontale. Seuls les modèles 3D peuvent simuler cette hétérogénéité, car ils peuvent opérer sur des paysages avec variation horizontale de leur géométrie, propriétés optiques et température thermodynamique. Cette hétérogénéité affecte beaucoup les mesures de télédétection, en particulier parce qu'elle induit souvent des ombrages entre les éléments (e.g., arbres) du paysage. Par suite, les MTRs 1D et 3D peuvent donner des résultats très différents.

Les MTRs 3D sont souvent classés en trois grandes catégories selon leur méthode numérique pour résoudre ou simuler les équations du transfert radiatif :

- c) Méthodes Monte Carlo (MC). Elles sont utilisées pour résoudre les équations du transfert radiatif en échantillonnant de manière répétée les trajectoires de la lumière dans les scènes étudiées. Ce processus stochastique converge vers la solution exacte après un nombre suffisant d'essais et de répétitions. L'approche Monte Carlo est en général considérée comme la plus précise et la plus flexible, mais aussi la plus coûteuse en termes de temps de calcul ([Goel, 1988](#) ; [Myneni et al, 1989](#)). De nombreux modèles l'utilisent comme FLIGHT (<https://flight-rtm.github.io/index.html>, [Hornero et al, 2021](#)), Raytran ([Tyszkiewicz, et al 2022](#)) et DART ([Wang et al, 2022](#)).
- d) Méthodes des Ordonnées Discrètes (DOM). Ces méthodes résolvent le transfert radiatif en considérant un nombre fini de directions de propagation du rayonnement. Elles sont utilisées par beaucoup de modèles comme DART ([Gastellu-Etchegorry et al, 1996](#)) et DIRSIG (<http://dirsig.cis.rit.edu/docs/new/intro.html>, [Rengarajan, 2017](#)). Un de leur intérêt majeur est de simuler avec précision et rapidité les observations et le bilan radiatif de scènes schématiques. Dans le cas de paysages simulés de manière réalistes, par rapport aux méthodes MC, elles sont souvent moins efficaces pour la simulation d'images, et plus efficaces pour simuler le bilan radiatif.
- e) Méthodes de Radiosité (R). Ces méthodes résolvent les équations du transfert radiatif via l'inversion d'une matrice carrée qui stocke les quantités (i.e., facteurs de vue) représentatives de la manière dont les éléments de la scène se voient les uns les autres ([Borel et al, 1991](#)). Une fois la matrice inversée, les simulations sont rapides. Une difficulté majeure réside dans l'inversion de la matrice des facteurs de vue, car elle nécessite des temps de calcul et des volumes mémoire élevés, dans le cas de paysages représentés de manière réaliste. Relativement peu de modèles utilisent les méthodes de radiosité, en raison de leur faible efficacité. Le modèle RAPID ([Huang et al, 2023](#)) est un des rares exemples actuels.

Les fonctionnalités des MTRs 3D ne cessent de s'améliorer pour répondre aux exigences croissantes des applications scientifiques et sociétales. Le Tableau 5 présente les principaux modes de fonctionnement et types de produits de simulation des principaux MTRs 3D actuels, tels que fournis par leurs auteurs. Les MTRs se différencient par le type de modélisation (i.e.,

MC, DOM et R). Ils simulent tous la réflectance dans les courtes longueurs d'onde. Seulement sept MTRs fonctionnent dans l'infrarouge thermique (IRT), et seulement six d'entre eux simulent le bilan radiatif (DART, MC Scene, LESS, WPS, Flies, DIRSIG), ce qui est indispensable aux travaux de cette thèse. Parmi ces six MTRs, seuls DART et LESS simulent le transfert radiatif dans l'atmosphère, mais DART est beaucoup plus complet (Tableau 5). D'autre part, pour des raisons de ressources humaines, le LESS n'est plus maintenu pour le système d'opération Linux. Par suite, DART a été choisi pour nos travaux de thèse.

Tableau 5 : : Modes de fonctionnement des principaux MTRs actuels. Source : Yingjie Wang. Modélisation 3D du transfert radiatif avec polarisation pour l'étude des surfaces terrestres par télédétection. Sciences de la Terre. Université Paul Sabatier - Toulouse III

3D scene	Properties and processes	DART	Eradiate	MCScene	Librat	LESS	WPS	RAPID	Flies	LCVRT	Flight	DIRSIG	Raytran
Radiative transfer	Mode (MC, DOM, Radiosity)	MC/D	MC	MC	MC	MC	MC	R	MC	MC	MC	MC	MC
	Short wave												
	Thermal emission												
	Microwave												
	SIF emission within vegetation												
	TLS												
	LiDAR												
	ALS												
	Polarization												
	Atmosphere												
Land surface													
3D radiative budget													
Light source	Parallel sun rays												
	Spherical sun (non-parallel rays)												
	BOA anisotropic atmosphere												
	Multi-sources												
Earth scene: Geometry & type of elements	Turbid medium (forest, crop,...)												
	Solid surfaces (buildings,...)												
	Fluids (water, gas, aerosol,...)												
	Import of 3D external objects												
	Topography (DEM)												
	Spherical Earth												
Earth scene: Optical properties	Surface: Specular, Mixed, User	S, M, U	U		U	S, M, U		U		S, M, U	S, M, U	S, M, U	S, U
	Soil reflect. model: Analytical function, Marmit, Empirical	A, M, E	A		A, E	A	A	A	A		A, E	U	A
	Leaf opt. prop. Model: Prospect Bi-amb Fluspect, Liberty	P, F, B	B		B	P, B	F, B	P, L, B	P, B	P, F, B	P, F, B	U	Leaf R.T.
	SIF: Fluspect, Van der Toll	F				F	F		T	F	F		
Atmosphere TOA & BOA radiance	Plane parallel												
	Spherical												
	3D clouds												
Optical sensor	Orthographic camera												
	Perspective camera												
	Hemispherical camera												
	Pushbroom												
LIDAR	Waveform												
	Point cloud												
	Photon counting												
Energy budget (photosynthesis, turbulence,...)	1D-3D												

La précision des MTRs est un élément essentiel. Ceci explique l'initiative d'intercomparaison des MTRs (RAMI) pilotée par la communauté européenne dans le but d'évaluer la précision des MTRs qui simulent la réflectance des couverts végétaux. Ses cinq phases de 1999 à 2023 ont permis de rassembler la majorité des modélisateurs de transfert radiatif. Les simulations de réflectance de couvert, mais aussi de quantités comme la transmittance de couvert, ont été comparées dans des conditions expérimentales bien contrôlées et proches des mesures in situ. Au cours des phases successives de RAMI, la représentation des couverts végétaux est devenue de plus en plus réaliste. Ainsi, les représentations initiales très schématiques ont été complétées par des descriptions détaillées des arbres sous forme de facettes avec leurs troncs, branches et éléments foliaires ([Widlowski et al, 2015](#)). Les MTRs MC (drat, FLIGHT, Rayspread, Raytran, Sprint3) ont en général servi de référence. Dans les phases 1 à 4 de RAMI, le MTR DART quoique basé sur la méthode des ordonnées discrètes a donné des résultats quasi identiques aux modèles MC. Le mode de DART a ensuite utilisé une méthode MC bi-directionnelle, plus efficace pour simuler des mesures de réflectance. La phase en cours, RAMI4ATM (2022 à aujourd'hui), propose de simuler des observations satellites pour diverses conditions atmosphériques. Il s'agit donc d'évaluer l'aptitude des RTMs pour les activités d'étalonnage et de validation des missions d'observation de la Terre par satellite.

ii. Complémentarité des MTR et des données de télédétection

Les MTRs et les données de télédétection sont deux outils complémentaires pour étudier les surfaces terrestres. Les MTRs permettent de simuler les observations satellites et des quantités nécessaires pour simuler à la fois le fonctionnement de la biosphère (e.g., série temporelle du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé (APAR)). La complémentarité des MTRs et des données de télédétection est ici illustrée par trois exemples :

- a) Etalonnage des mesures de télédétection proche, qui repose en général sur la comparaison de mesures avec des mesures simulées par MTR.
- b) Obtentions de paramètres biophysiques comme le LAI (Leaf Area Index). Une approche commune consiste à inverser un MTR à partir de mesures de télédétection.
- c) Simulation de séries temporelles de quantités radiatives comme l'APAR pour servir par exemple en entrée de modèle de croissance de la végétation.

Dans le domaine de l'agriculture, la complémentarité des MTRs et données de télédétection est très utile pour caractériser les plantes et quantifier leur interaction avec la lumière (e.g., APAR), sachant que les informations obtenues par télédétection dépendent du type de données.

Les données LiDAR (Light Detection and Ranging) sont utilisées pour mesurer la hauteur des plantes, ce qui est important pour modéliser la distribution verticale de la végétation et sa capacité à intercepter la lumière.

Les images à très haute résolution spatiale permettent de quantifier la densité des plantes en fournissant des informations sur la couverture du sol et la structure de la canopée.

Les MTRs peuvent être utilisés pour estimer des propriétés des cultures (e.g., biomasse, chlorophylle, teneur en eau des feuilles, etc.) à partir des données de télédétection. Cela permet de renseigner sur la santé et la croissance des cultures sur de vastes étendues.

Avec l'aide de mesures de télédétection, les MTRs peuvent simuler avec précision la manière dont la lumière est absorbée et réfléchiée par les cultures agricoles. Leur simulation de paramètres comme le facteur de réflectance bidirectionnel (BRF) et la T_B assurent leur lien avec les données de télédétection.

En combinant les MTRs et les données de télédétection, les agriculteurs peuvent optimiser l'utilisation des ressources agricoles, telles que l'eau, les fertilisants et les pesticides. Par exemple, en surveillant les besoins en eau des cultures à l'aide de la télédétection, les agriculteurs peuvent mettre en place une irrigation plus précise.

Les MTRs peuvent être utilisés pour prédire les rendements des cultures en fonction des conditions environnementales. Ces prédictions peuvent aider les agriculteurs à planifier leurs récoltes et à prendre des décisions éclairées concernant la gestion des cultures.

En résumé, la combinaison des MTRs et des données de télédétection est un outil puissant pour la gestion agricole moderne. Elle permet de surveiller et d'optimiser les cultures, de prédire les rendements, de gérer les ressources de manière efficace et de contribuer à une agriculture plus durable et productive.

iii. DART

Le modèle DART (Transfert radiatif discret anisotrope) choisi pour notre étude est probablement le MTR 3D le plus complet dans le domaine de la télédétection optique. En plus de sa validation dans l'expérience RAMI par comparaison d'autres modèles ([Widłowski et al.](#),

2015), DART a été validé avec des mesures satellites, avion / drone et terrain (Malenovský et al, 2008). Ainsi, (Landier et al, 2018) ont obtenu une différence relative de $\approx 2.5\%$ entre les mesures in-situ d'albédo urbain et l'albédo DART simulé à partir de propriétés optiques obtenues par inversion d'image satellite. La Figure 11, montre la réflectance d'un couvert forestier, simulé à partir de mesures LiDAR, mesurée par un spectromètre aéroporté, et la réflectance simulée par DART (Malenovský et al, 2023). La comparaison est réalisée pixel par pixel, ce qui explique en partie la différence entre les mesures et les simulations DART. Cette différence peut aussi être expliquée, par une inévitable imprécision sur les propriétés optiques des éléments du couvert forestier.

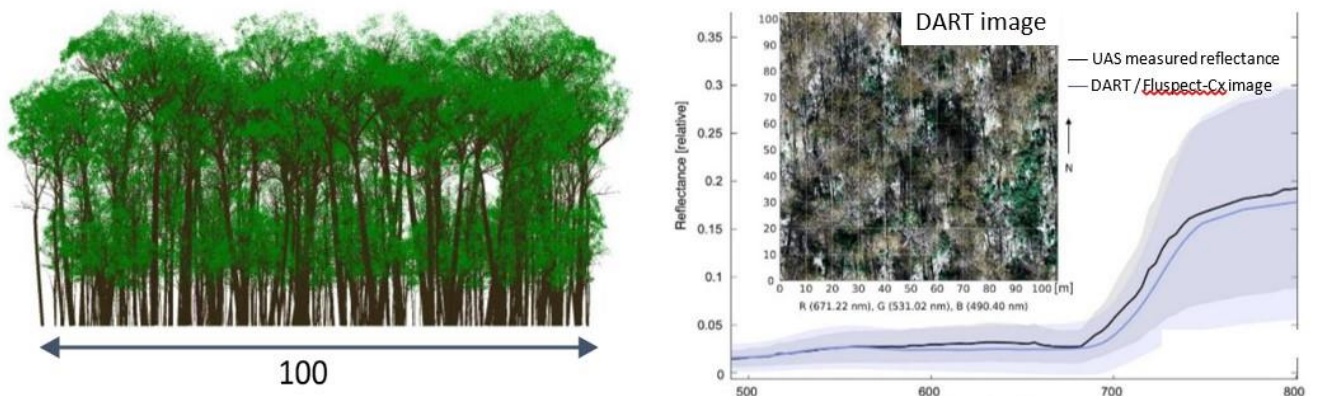


Figure 11 : Forêt d'eucalyptus, site de Tumbarumba (TERN, Australie) et Réflectance nadir DART et HDRF mesurée (Headwall's Micro-Hyperspec sur drone) avec écart-types dérivés d'une analyse par pixel. Adapté de Malenovský et al, 2023

DART est développé au CESBIO (Centre d'études spatiales de la biosphère) depuis 1992. Il simule le bilan radiatif 3D et les observations de télédétection de l'ultraviolet à l'infrarouge thermique (IRT), des paysages 3D naturels et urbains pour toute configuration expérimentale (i.e., direction du soleil, atmosphère, etc.), et configuration instrumentale (i.e., direction de vue, résolution spatiale, etc.) des spectroradiomètres imageurs spatiaux, aéroportés et in situ (scanners, caméras, etc.), et le LiDAR (Light Detection And Ranging). Il contient les modèles de feuillage FLUSPECT et PROSPECT (Feret et al, 2008), ainsi que le modèle de sol MARMIT (Dupiau et al, 2022).

À cette fin, DART comporte quatre modules principaux :

- a) Module "Directions". Il définit les directions d'observation et N directions discrètes Ω_n d'angles solides $\Delta\Omega_n$ par subdivision de l'espace 4π en N secteurs angulaires.

Dans la méthode DOM, les rayons ne se propagent que selon les N directions discrètes.

- b) Module "Phase". Il calcule les propriétés de température, et aussi les propriétés optiques et fonctions de phase des surfaces et volumes définis par l'utilisateur, par bande spectrale.
- c) Module "Maket". Il crée la scène 3D à partir des éléments de scène définis par l'utilisateur. L'ensemble d'outils Python, appelé "DAO", également fourni avec DART, permet de créer des scènes directement à partir de données externes comme le LAI 3D dérivé des données LiDAR. Il se substitue alors au module "Maket".
- d) Module "Dart". Il simule le transfert radiatif dans la scène en utilisant les informations géométriques et optiques générées par les trois modules précédents pour générer les produits radiatifs sélectionnés par l'utilisateur (e.g., bilan radiatif 3D, signal de télédétection).

Chaque bande spectrale DART peut avoir l'une des trois modes de rayonnement :

- a) Mode R : le soleil est la seule source de rayonnement.
- b) Mode T : l'émission thermique des éléments de la scène et l'atmosphère sont les seules sources de rayonnement.
- c) Mode R + T : le rayonnement solaire et l'émission thermique sont pris en compte.

DART dispose de deux modes de propagation de la lumière :

a) DART-FT ([Gastellu-Etchegorry et al, 1996](#)) : DART-FT est le mode standard de DART. Il est appelé FT, comme Flux Tracking (suivi des flux), car il suit le rayonnement en utilisant une adaptation de la méthode des ordonnées discrètes dans un nombre fini N de directions discrètes $(\Omega_n, \Delta\Omega_n)$ sur l'espace 4π ([Yin et al, 2013](#)) dans une scène composée de voxels (Figure 12). Cette approche est itérative : le rayonnement intercepté à l'itération i est diffusé à l'itération $i + 1$. En utilisant la méthode des ordonnées discrètes pure, chaque rayon intercepté à une itération donnée donnerait lieu à N rayons diffusés à l'itération suivante, ce qui entraînerait une croissance exponentielle du nombre de rayons suivis et, par conséquent, un nombre énorme et ingérable de rayons. Pour éviter cette croissance exponentielle, des approches d'approximation pragmatiques telles que l'utilisation de barycentres de points de diffusion sur les surfaces et dans les voxels sont utilisées, ce qui réduit considérablement le nombre de points de diffusion,

et par conséquent, le nombre de rayons diffusés. Le mode DART-FT présente deux limitations majeures. 1) Il n'est pas efficace en termes de temps de calcul et d'utilisation de la mémoire pour la simulation d'images. Il consomme des ressources informatiques pour suivre et stocker chaque rayon individuel même si ce rayon n'a pas de contribution réelle au signal d'intérêt. 2) La discrétisation de l'espace 4π en un nombre fini de directions discrètes et l'utilisation inévitable d'approximations pour limiter le nombre de rayons sont une source d'inexactitudes et d'artefacts de discrétisation. D'autre part, puisque tout le rayonnement est suivi à l'intérieur de la scène, il est possible de connaître la quantité de rayonnement qui est interceptée, diffusée ou absorbée partout dans la scène. Par conséquent, DART-FT est efficace pour simuler le bilan radiatif des canopées. De plus, en raison de son approche itérative, une seule simulation peut fournir des produits à différents ordres de diffusion. De plus, un processus itératif extrapole les ordres de diffusion de la dernière itération à l'ordre de diffusion infini

b) DART-Lux ([Wang et al, 2022](#)) : Depuis 2018, DART inclut un nouveau mode appelé DART-Lux. Il s'agit d'une méthode de transfert radiatif bi-directionnelle de Monte Carlo basée sur le moteur de rendu open source LuxCoreRender (<https://luxcorerender.org>). DART-Lux utilise des techniques d'intégration de Monte Carlo pour résoudre l'équation de transport de la lumière. L'intégration de Monte Carlo est une méthode d'intégration qui permet d'estimer l'intégrale d'une fonction donnée en utilisant uniquement l'échantillonnage aléatoire de points dans le domaine de définition de cette fonction et l'évaluation de la fonction en ces points.

L'estimateur de base de Monte Carlo pour l'intégrale $I = \int_a^b f(x) dx$ de la fonction 1D f est :

Équation 16

$$I = \frac{b - a}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i)$$

avec $\{x_1, \dots, x_N\}$ des points échantillonnés de manière uniforme sur l'intervalle $[a, b]$. Cet estimateur n'est pas biaisé : sa valeur attendue est la valeur réelle I de l'intégrale. Par conséquent, il converge vers la vraie valeur lorsque le nombre d'échantillons est suffisamment grand. L'échantillonnage de x_i peut être effectué à l'aide de toute fonction de distribution de probabilité (PDF) $p(x)$, à l'exception de la distribution uniforme. Dans ce cas, l'estimateur de Monte Carlo devient :

Équation 17

$$I_P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f(x_i)}{p(x_i)}$$

Idéalement, le PDF doit être choisi de sorte qu'il ait une forme similaire à f . Cette technique est appelée "échantillonnage d'importance" et est utilisée pour réduire la variance des estimateurs de Monte Carlo.

La méthode d'intégration Monte Carlo peut être facilement étendue pour estimer les intégrales sur des domaines d'intégration à haute dimension. Sa complexité algorithmique ne change pas avec la dimension des domaines, car elle ne dépend que du nombre de points échantillonnés. Par conséquent, il peut être utilisé pour calculer la mesure de la radiance L^j du pixel j d'une image simulée donnée par la forme intégrale de l'équation du transport de la lumière :

Équation 18

$$L^j = \int_{\mathcal{D}} C^j(\bar{p}) \cdot dA(\bar{p})$$

\bar{p} : chemin de transport de la lumière. $p\bar{k}=(p_0, \dots, p_k)$ est un chemin de longueur k (c'est-à-dire k segments et $k+1$ sommets p_i tels que $i \in [0, k]$). \mathcal{D} : ensemble de tous les chemins de transport de la lumière possibles. $\mathcal{D} = \bigcup_{k=1}^{\infty} \mathcal{D}k$, avec $\mathcal{D}k$ l'ensemble de tous les chemins $p\bar{k}$ de longueur k . $dA(p\bar{p})$: produit d'aire pour le chemin \bar{p} ; par exemple, $dA(p\bar{k})=dA(p_0) \dots dA(p_k)$ avec l'aire $dA(p_i)$ au sommet i . $C^j(p\bar{p})$: fonction de contribution du chemin \bar{p} à la mesure L^j du pixel j .

Lors de l'échantillonnage des trajets lumineux aléatoires pour l'estimateur de Monte Carlo de la luminance des pixels en utilisant la technique d'échantillonnage préférentiel, les trajets contribuant davantage à la luminance du pixel ont une probabilité plus élevée d'être échantillonnés. L'échantillonnage des trajets lumineux commence à partir de la source de lumière (c'est-à-dire, la direction avant) et du capteur (c'est-à-dire, la direction arrière). Le traçage avant est plus efficace pour échantillonner des sources de lumière avec un angle solide d'éclairage étroit, et le traçage arrière est plus efficace pour les capteurs avec des champs de vision (FOV) étroits. Le traçage bidirectionnel combine le traçage avant et arrière et permet de bénéficier des avantages des deux méthodes.

Contrairement à la méthode des ordonnées discrètes qui consomme des ressources computationnelles pour suivre l'ensemble du rayonnement dans la scène même s'il a un impact négligeable sur l'observation simulée, l'algorithme de traçage de chemin bidirectionnel (BDPT),

en échantillonnant avec une probabilité plus élevée les trajets lumineux qui contribuent davantage à l'image, permet de suivre de manière préférentielle les rayons qui contribuent le plus aux observations requises, ce qui le rend plus efficace en termes de calcul pour la simulation d'images. De plus, étant donné que sa complexité algorithmique ne dépend pas de la complexité de la scène, il est de plus en plus efficace pour les scènes larges et complexes. DART-Lux tire parti du développement des algorithmes de rendu en infographie.

Par rapport à DART-FT, DART-Lux réduit considérablement le temps de calcul et les besoins en mémoire pour la simulation d'images de grandes et complexes scènes. Il améliore généralement l'exactitude et évite les artefacts dus à la discrétisation en éliminant des processus tels que la discrétisation de l'espace 4π , la voxelisation de la scène 3D (Figure 12) et la combinaison de rayons pour réduire leur nombre.

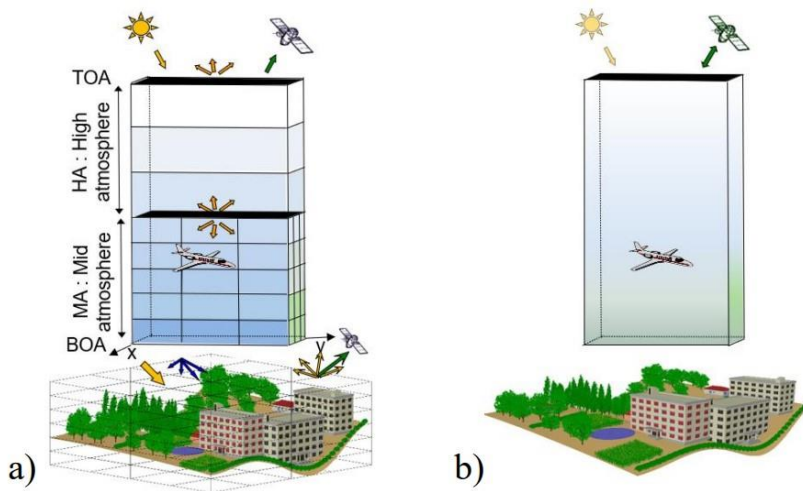


Figure 12 : a) Scène voxelisée DART-FT b) Scène DART-Lux : les voxels ne sont plus nécessaires

En revanche, pour la simulation du bilan radiatif DART-Lux est bien plus lent que DART-FT. La raison principale de la vitesse de calcul plus lente de DART-LUX par rapport à DART-FT réside dans la nature de leurs algorithmes respectifs. Comme nous l'avons vu, DART-FT utilise la méthode des ordonnées discrètes, une approche déterministe qui permet un calcul efficace des flux radiatifs. En revanche, DART-LUX utilise la méthode Monte Carlo bidirectionnelle qui échantillonne aléatoirement les trajectoires des photons à travers la scène. Cette approche stochastique, bien que plus polyvalente et efficace dans certains cas, est intrinsèquement plus gourmande en calcul pour le bilan radiatif car chaque trajectoire de photon nécessite des calculs individuels, ce qui entraîne un coût de calcul global plus élevé par rapport à la méthode des ordonnées discrètes.

En résumé, DART peut simuler une scène pour tout nombre de bandes spectrales, toute résolution spatiale et toute atmosphère pour simuler les conditions d'observation d'un satellite ou d'un drone. De plus, il simule les images d'observation de cette scène ainsi que le bilan radiatif 3D par type d'élément de la scène, à savoir la puissance absorbée, réfléchie, transmise et diffusée pour la plante et le sol ce qui est indispensable pour mener notre étude, en particulier pour comprendre quel paramètre influe sur le bilan radiatif.

IV. Le site d'étude et son suivi expérimental

i. Le site d'Estampes et la campagne BAG'AGES

Le site expérimental d'Estampes était un des sites d'étude du projet BAG'AGES (Bassin Adour Garonne : quelles performances des pratiques agroécologiques ? « <https://eau-grandsudouest.fr/agenda/restitution-projet-bag-ages> »), financé par l'Agence de l'Eau Adour-Garonne et coordonné par INRAE à l'UMR AGIR (AGroécologie Innovations teRritoires) de Toulouse. Ce projet rassemblait 20 partenaires (scientifiques, instituts techniques et bureaux d'étude, organismes techniques et professionnels), basés sur les deux régions du Bassin Adour-Garonne (Occitanie et Nouvelle Aquitaine).

L'objectif du projet était d'analyser l'impact des pratiques agroécologiques, sur la gestion quantitative et qualitative de l'eau, à l'échelle de la parcelle agricole, via une caractérisation des processus du bilan hydrique et de transfert des polluants, par expérimentation au champ et modélisation. Les pratiques agroécologiques ciblées dans ce projet étaient (1) l'agroforesterie, (2) la réduction voire l'arrêt du travail du sol et (3) l'utilisation de couverts végétaux en période d'interculture.

Elles ont été analysées à l'échelle de la parcelle (15 parcelles test), puis de l'exploitation agricole (60 exploitations), au niveau technique, économique et enfin à l'échelle du bassin-versant, grâce à des simulations de scénarios de déploiement. Le projet s'est appuyé en partie sur le réseau de fermes pilotes, mis en place dans le cadre du programme de développement Agr'Eau, piloté par AFAF (Association Française d'AgroForesterie) mais aussi sur d'autres exploitations et stations expérimentales.

Parmi ces sites expérimentaux, le site d'Estampes a été choisi pour notre étude car c'était un des trois sites doubles du projet BAG'AGES, composé d'une parcelle « témoin » menée en Agriculture Conventiionnelle (Conventional Agriculture, CA) et une parcelle « essai » avec des techniques de conservation des sols, dénommée par la suite AgroEcologie (AE). Ces techniques de conservation des sols incluaient : le non-labour (semi-direct), l'utilisation de couverts végétaux en interculture, le maintien des résidus de culture au sol, l'entretien d'un mulch et la réduction d'intrant.

Le climat du site est océanique selon la classification climatique de Köppen. Il se situe (43°41'N; 0°28'E, altitude = 266 m) dans le bassin versant de Boués, dans le département du Gers au sud-ouest de la France. Le relief y est presque plat, traversé par des cours d'eau

secondaires avec une mosaïque d'environnements variés et des pentes faibles. [Cueff et al \(2020,2021\)](#) ont classé le sol du site comme un Luvisol Stagnique selon la Base de Référence Mondiale pour les Ressources en Sol ([Groupe de Travail WRB de l'IUSS, 2007](#)), ce qui correspond à un Luvisol Redoxisol dans la Classification Française des Sols localement appelé "Boulbènes". Il présente une couche de surface limoneuse (limons fins et grossiers $\approx 450\text{--}500$ g/kg) et un horizon argileux illuvial de 45 à 55 cm. En raison de ces propriétés, notamment des conditions hydromorphiques en profondeur limitée, ce sol a un potentiel agronomique modéré avec surtout des cultures irriguées. Notre étude s'appuie sur des données de ce site recueillies au mois de juillet 2019.

Le site expérimental (Figure 13) se compose de deux parcelles adjacentes, avec une orientation Est-Ouest des rangs de maïs, direction azimutale de 270° N, une des deux orientations des rangs principales dans le Gers (Figure 14).

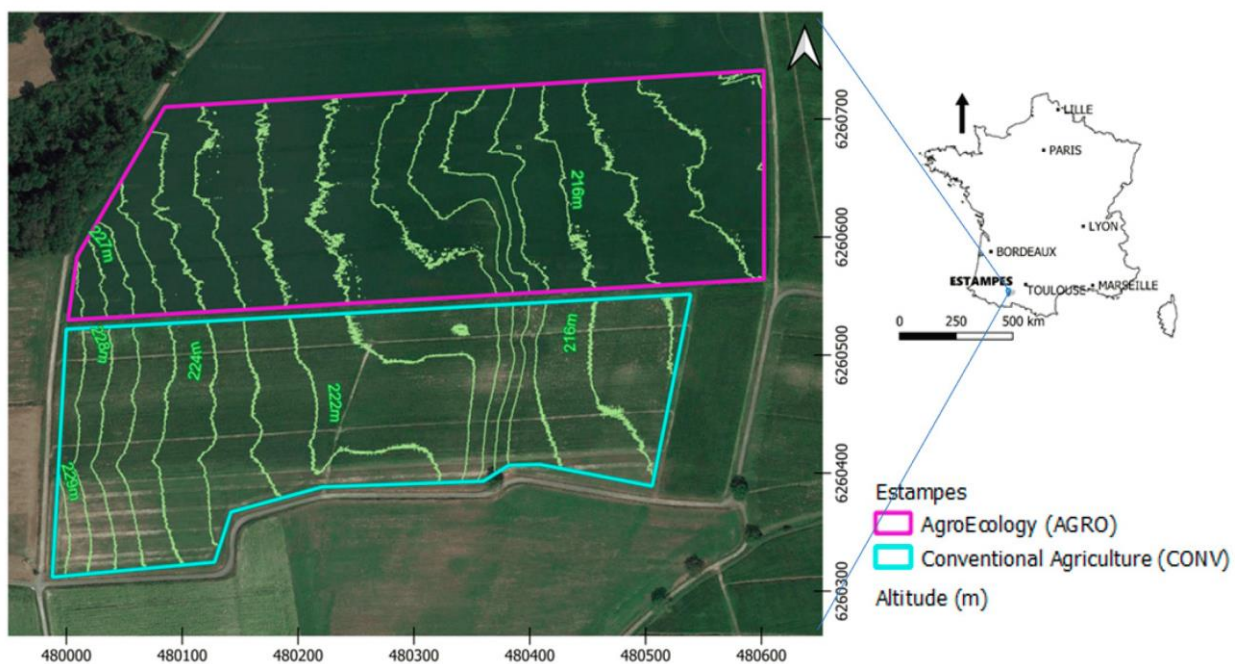


Figure 13 : Site expérimental d'Estampes, [Marais-Sicre et al, 2024](#)

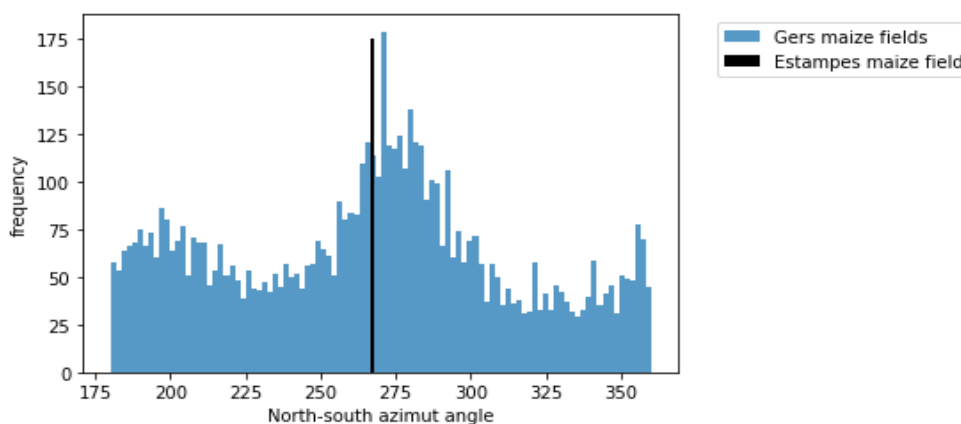


Figure 14 : Fréquence des orientations des champs de maïs dans le Gers pour l'année 2019 (internal technical note Lab'OT CNES, <https://eolab.cnes.fr/projets/orientation-des-cultures-agricoles>)

Les deux parcelles ont des surfaces similaires (environ 10 ha), une densité de semis égale (90000 plants/ha), des espacements entre les rangs et entre les plants différents (Tableau 6) pour les cultures de maïs en 2019. Pendant plus de 40 ans, la parcelle en CA a été cultivée en monoculture de maïs, le sol étant laissé à nu en hiver et labouré avec une charrue à soc à une profondeur de 30 cm. Depuis 20 ans, la parcelle en AE est gérée avec des rotations de cultures (c'est-à-dire maïs, soja, céréales et parfois des intercultures de céréales et de légumineuses), un paillis permanent en surface, des cultures semées pendant les périodes de jachère (c'est-à-dire un mélange de deux céréales et de fèves) et sans labour. En 2019 les 2 parcelles ont été semées en maïs, la parcelle CA a été semée plus tôt (21 mars 2019), ce qui implique une légère avance de la culture jusqu'au mois de juillet. La culture de la parcelle AE a été semée le 30 avril 2019. Les informations techniques des 2 parcelles sont résumées dans le Tableau 6. On notera l'absence de mesure de LAI sur le terrain, qui était initialement prévue mais n'a finalement pas été réalisée lors de la campagne BAG'AGES. Étant donné que les variétés de maïs cultivées étaient différentes (maïs grain pour la parcelle CA et maïs ensilage pour la parcelle AE), le rendement a été calculé de manière distincte pour les deux champs, ce qui rend la comparaison difficile.

Tableau 6 : Caractéristiques des parcelles CA et AE du site expérimental d'Estampes, fichier ITK, BAG'AGES 2019.

Pratiques Agricoles	Champ CA	Champ AE
Variété de maïs	Maïs grain PR934	Maïs ensilage P0900
Superficie	9,3 ha (1.2 ha arraché par des sangliers)	10.4 ha
Date de plantation - Récolte	29/03/2019 - 21/10/2019	30/04/2019 - 19/10/2019
Densité de plantation	≈ 90000 plantes/ha	≈ 90000 plantes/ha
Géométrie des champs	Inter-rang : 0.8 m Inter-pieds : 0.125 m	Inter-rang : 0.4 m Inter-pieds : 0.25 m
Irrigation par aspersion	4 cycles : 120 mm	4 cycles : 105 mm
Produit phytosanitaire	2 limacides, 1 herbicide	1 limacide, 1 herbicide
Labour	Oui, avec hersage rotatif	Semis direct
Fertilisation	Minérale	Minérale + Amendements organiques (paillis)
Rendement	105 q/ha, Perte 1.2 ha à cause des sangliers	18.5 tonnes de rendement épi

ii. Les données météorologiques et rayonnement

Les mesures terrain réalisées durant la campagne [BAG'AGES](#), ont permis de recueillir de nombreuses données in situ. Une station météorologique installée entre les parcelles CA et AE, mesure les précipitations (pluies et irrigations), la température, l'humidité relative de l'air, la vitesse du vent, et le rayonnement solaire incident. La Figure 15 illustre les variations mensuelles des précipitations tout au long de l'année. Les précipitations hivernales sont généralement moins abondantes que celles de l'automne, tandis qu'en été les précipitations sont moins importantes. Il est à noter qu'en 2019, les précipitations ont été nettement plus abondantes qu'en 2018 en particulier à partir du mois de mars. De plus, une différence significative est observée en juillet entre les années 2018 et 2019.

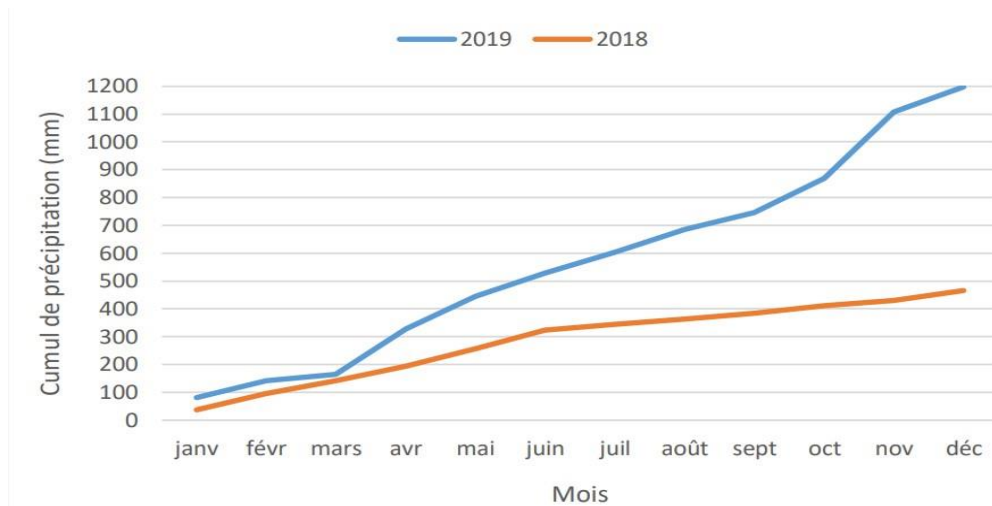


Figure 15 : Evolution des précipitations pour les années 2018 et 2019 mesurée à la station d'Estampes

En examinant les données de température de l'air, recueillies par notre station météo tout au long du mois de juillet 2019 (Figure 16), on constate que la température moyenne journalière varie entre 18°C et 29°C. Le mois de Juillet 2019 a été l'un des plus chaud de l'année avec le mois d'Août. Pour les dates du passage S2 et drone (10 et 11 juillet) les températures moyennes étaient supérieures à 22°C.

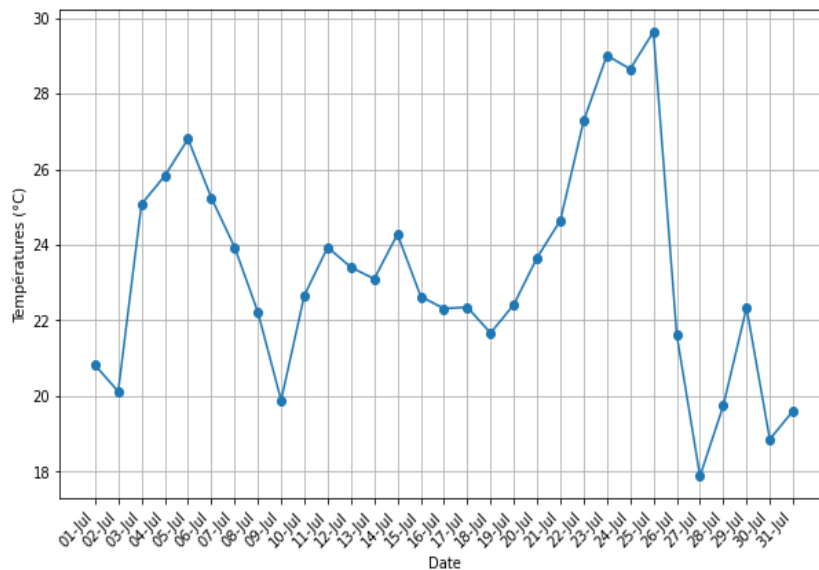


Figure 16 : Evolution de la température de l'air moyenne journalière fournie par la station météo pour juillet 2019

L'humidité relative moyenne mensuelle dans la région, mesurée par notre station météo (Figure 17), varie entre 70% et 90% durant la saison hivernale, et entre 75% et 80% durant la saison estivale. Il est à noter que le taux d'humidité reste élevé, atteignant environ 90% au cours du mois de juillet 2019.

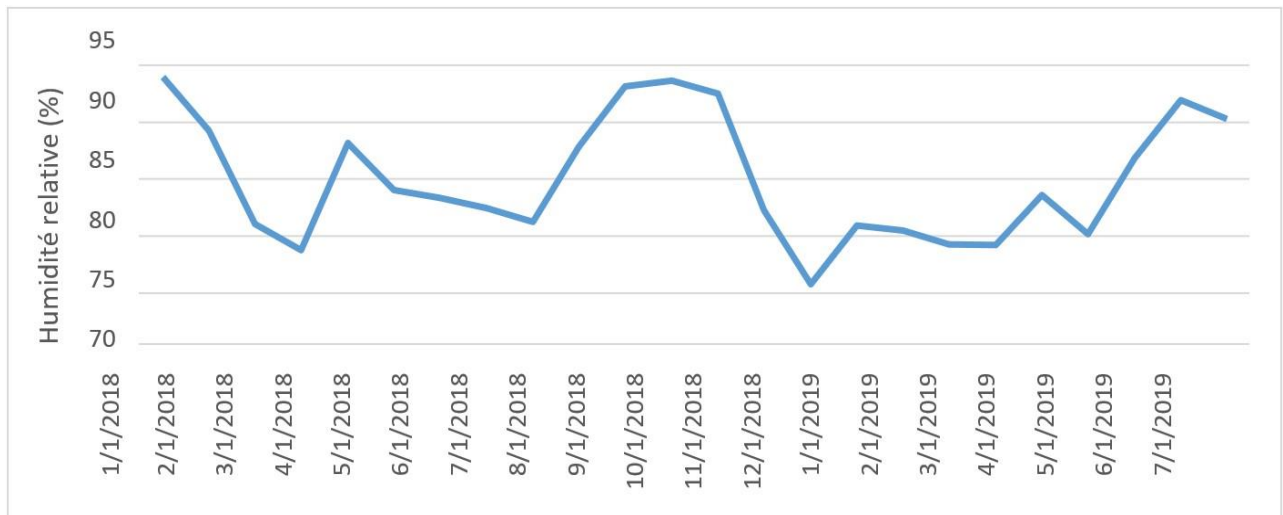


Figure 17 : Evolution de l'humidité relative mensuelle pour l'année 2018 et 2019 mesuré par la station météorologique de notre site d'étude

Un capteur de rayonnement quatre composantes (NR01, Capteurs Hukseflux SR01 de classe ISO, pyranomètre à thermopile, Pyrgéomètre IR01, PT100 RTD), a été installé à une hauteur de 3 mètres dans chaque parcelle, pour mesurer le rayonnement net courtes et grandes longueurs d'ondes. Deux pyranomètres ont été utilisés pour mesurer les rayonnements courtes longueurs d'ondes (de 0,3 à 3 μm), montants (réfléchi par la surface) et descendants (incident direct et diffus). Deux pyrgéomètres IR01 disposés de la même manière, permettent la mesure des rayonnements grandes longueurs d'ondes (de 3 à 100 μm) montants (atmosphérique réfléchi et émis par la surface) et descendants (rayonnement atmosphérique). Ces mesures, permettent de calculer pour chaque parcelle l'albédo (rapport des deux mesures IR01) et le Rn (différence entre les flux descendant et ascendant).

L'examen de la Figure 18 montre que jusqu'en mai (cf. cercle jaune), le rayonnement courte longueur d'onde réfléchi était plus fort pour le champ AE que pour le champ CA. En revanche, dans les grandes longueurs d'ondes, on constate que le rayonnement émis en CA est supérieur à celui de la parcelle AE. Après le mois de mai, la situation s'inverse.

Pour comprendre ces changements dans les courtes et grandes longueurs d'onde, il faut revenir sur la chronologie de la culture des deux champs. Le champ CA a été labouré puis semé le 29

mars, tandis que le champ AE a été semé le 30 avril. Le champ AE a reçu un traitement anti-limace et un fertilisant minéral le 30 avril. Le champ CA a reçu un herbicide le 23 avril, alors que les plantes étaient au stade 3 feuilles. Enfin, le 6 mai, de l'urée (420 kg/ha) a été appliquée sur le champ CA. Au moment du changement observé début mai, le maïs venait donc d'être semé en AE et le sol était recouvert de résidus de culture avec des herbes, tandis que le maïs de la parcelle CA avait un mois. Donc le sol nu était encore largement prédominant, avec un inter-rang du champ CA deux fois plus grand que celui du champ AE. Le labour de CA fin avril, combiné à une très faible couverture du maïs a contribué à un albédo plus faible que celui de la parcelle en AE, couvert de résidus secs avec présence d'herbe et sans sol nu apparent. Par conséquent, les différences de rayonnement réfléchi entre les deux parcelles sont dues à un effet sol.

A partir du mois de mai, la parcelle CA réfléchit en moyenne plus de rayonnement courtes longueurs d'ondes, correspondant à un albédo plus élevé. L'agencement du couvert, comme nous l'étudierons dans le chapitre 6, induit une couverture du sol et une répartition de l'ombrage différente dans chaque parcelle, induisant des différences d'albédo.

Dans le domaine thermique à l'inverse, le rayonnement est plus élevé en CA jusqu'à début mai, avec un sol plus chaud en surface. Ensuite, le développement du maïs contribue à réguler la température de surface, à la différence des résidus de culture en AE. Le couvert reste ensuite plus chaud en AE, avec un rayonnement thermique montant plus élevé qu'en CA, compensant à part quasiment égale la différence de rayonnement courtes longueurs d'ondes absorbée.

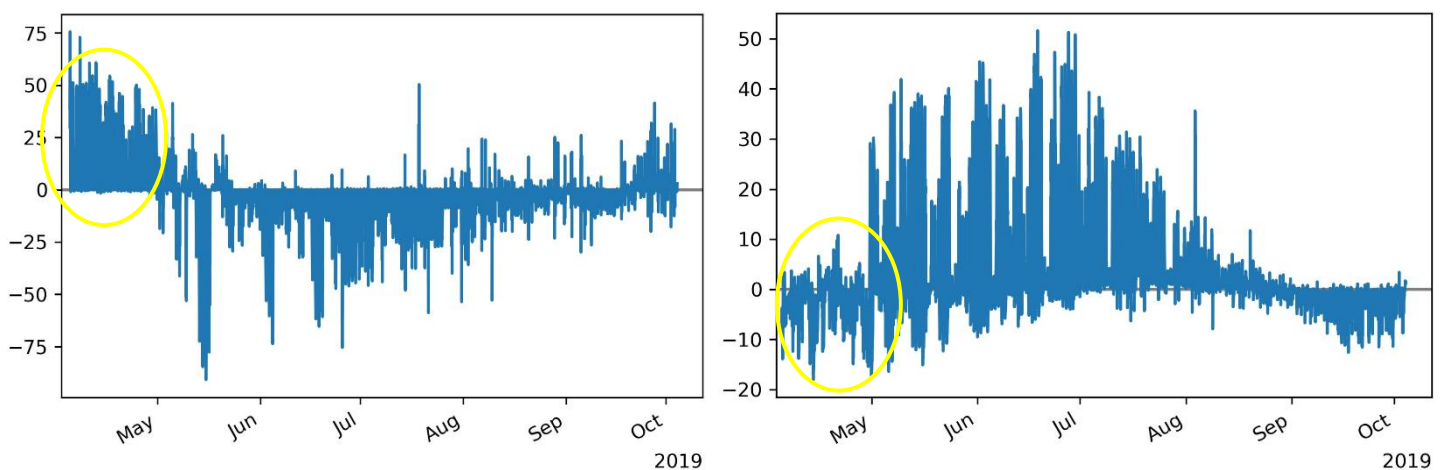


Figure 18 : Différence de rayonnement montant entre les champs AE et CA pour le domaine courtes longueurs d'onde (à gauche) et le domaine grandes longueurs d'onde (à droite) mesuré par le NR01 pour l'année 2019

Les données du 11 juillet 2019, date à laquelle il y a eu l'observation drone (Figure 19), indiquent une différence moyenne de densité surfacique de puissance de 13,48 W/m² dans le domaine courtes longueurs d'ondes, et de 18,88 W/m² dans le domaine thermique entre les champs AE et CA. Ces résultats sont cohérents, avec la plus forte émission thermique du champ AE, par rapport au champ CA.

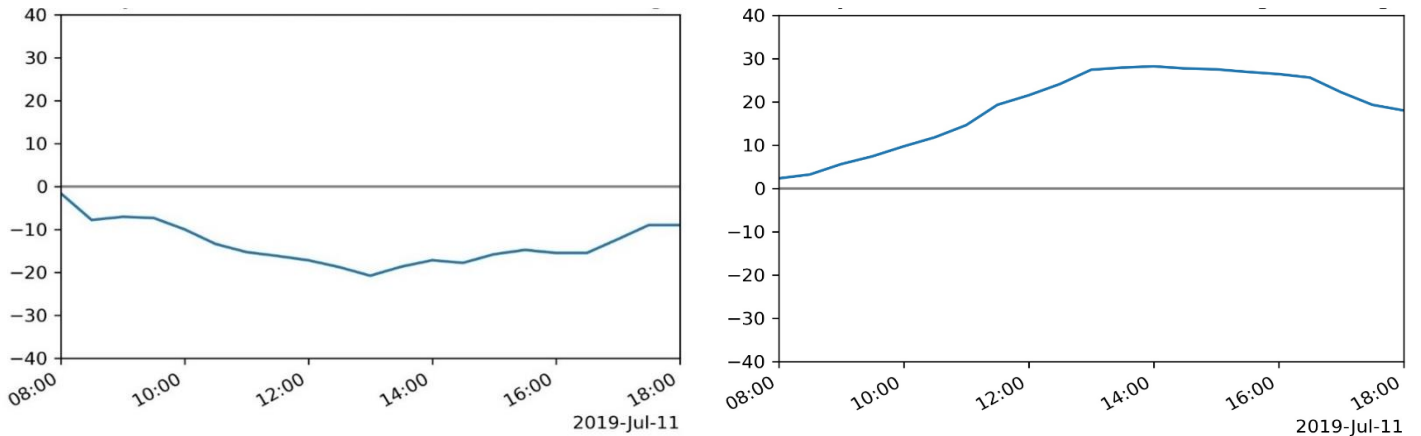


Figure 19 : Différence de rayonnement réfléchi entre les champs AE et CA pour le domaine courtes longueurs d'onde (à gauche) et le domaine grandes longueurs d'onde (à droite) mesuré par le NR01 pour la journée du 11/07/2019.

Le Tableau 7 donne les taux d'absorption et de réflexion de la canopée pour les courtes longueurs d'onde (0.3-2.8 μm). On remarque que la différence sur la journée est de 2,75 %. La question qui se pose est de savoir si cette différence est uniforme sur toute la gamme spectrale ou si elle est due à certains domaines.

Tableau 7 : Pourcentage de la réflexion et de l'absorption dans les courtes longueurs d'onde par le NR01 pour la journée du 11/07/2019

NR01 (0.3-2.8 μm)	Absorption (%)	Réflexion (%)
AE	85.22	14.78
CA	82.47	17.53

iii. Les spectres de réflectance et les séries température/humidité

Afin de réaliser les maquettes numériques de plantes, nous avons pris des photographies et mesuré la hauteur moyenne des plantes (CA \approx 2 m, AE \approx 1,6 m) dans les deux champs, ainsi que la longueur, la largeur et le nombre de feuilles de chaque plante. Ces mesures n'ont pas fait l'objet d'un protocole strict et ne peuvent être utilisées pour déterminer une valeur de LAI.

Le 11/07/2019, à l'aide d'un spectroradiomètre de terrain ASD FieldSpec 4 (www.malvernpanalytical.com, plage spectrale de 0,35 à 2,5 μ m), des mesures ont été réalisées. Nous avons pu exploiter 8 propriétés optiques (réflectance et transmittance) des plantes (Figure 20) et 3 du sol (réflectance) (Figure 21), pour chaque champ, après traitement. Ces mesures ont été effectuées à des emplacements distincts pour chaque champ.

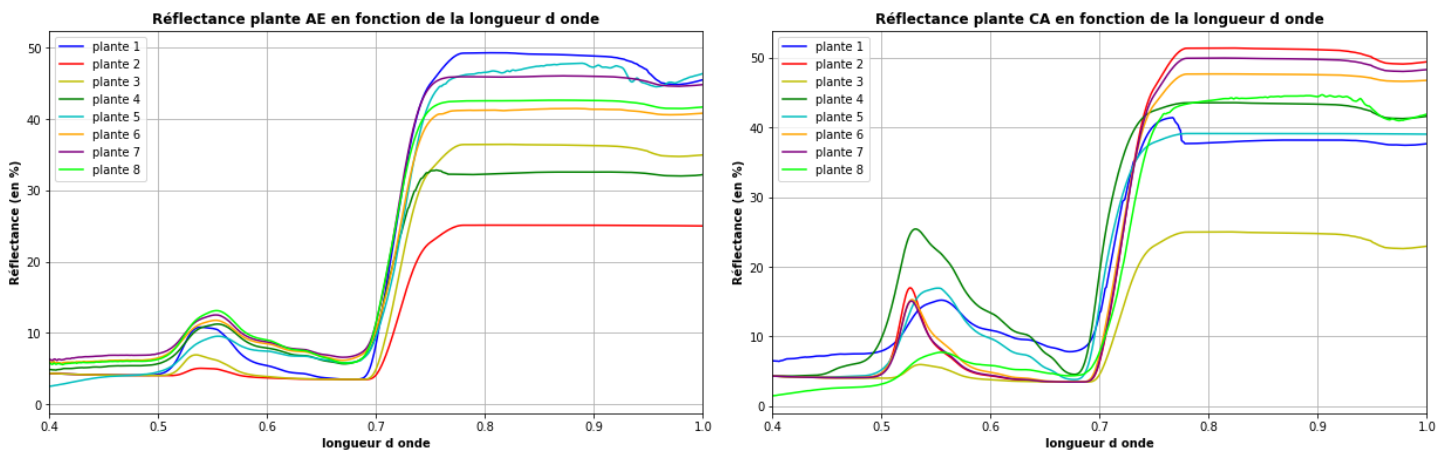


Figure 20 : Spectres de plante AE (à gauche) et CA (à droite) obtenu par le radiospectromètre ASD

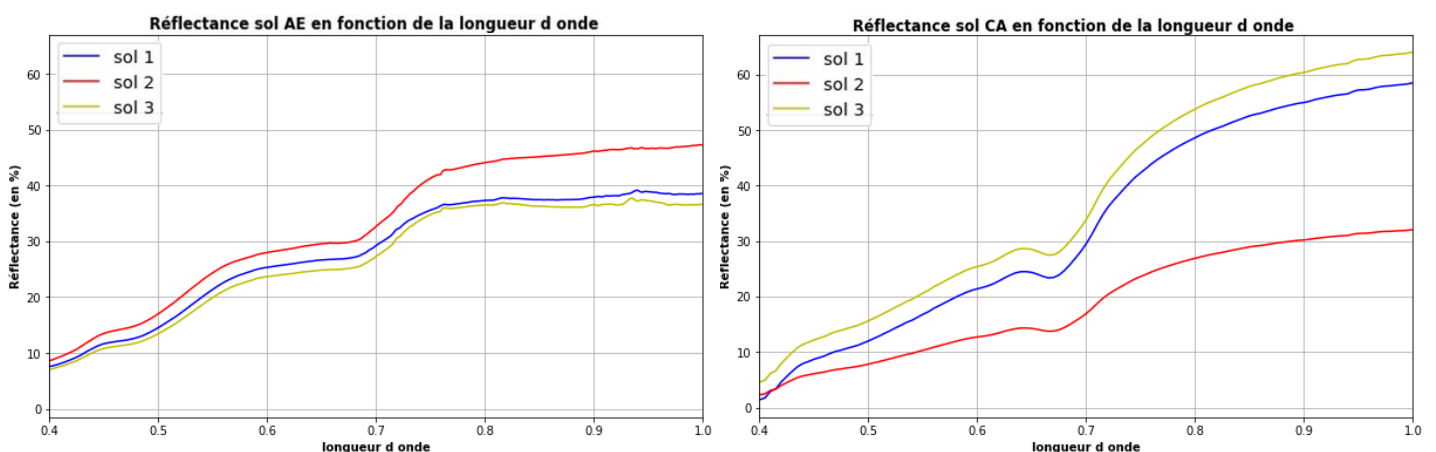


Figure 21 : Spectres de sol AE (à gauche) et CA (à droite) obtenu par le radiospectromètre ASD

Des microcapteurs iButtons ((Thermohygro iButtons, Analog Devices, Wilmington, MA, USA) ont été utilisés pour mesurer la température du sol (à 5 cm de profondeur), la température de l'air et l'humidité relative, à la fois dans le couvert végétal, et au-dessus de celui-ci, en faisant varier les hauteurs, selon les périodes de l'année (Figure 22). Sur chaque installation se trouve donc 3 capteurs, l'un situé au sol, un autre au milieu et le dernier en haut du dispositif. Neuf de ces installations ont été réparties dans chaque champ, couvrant trois zones de pentes différentes : haut, milieu et bas (Figure 23).



Figure 22 : dispositif terrain des microcapteurs ibutton

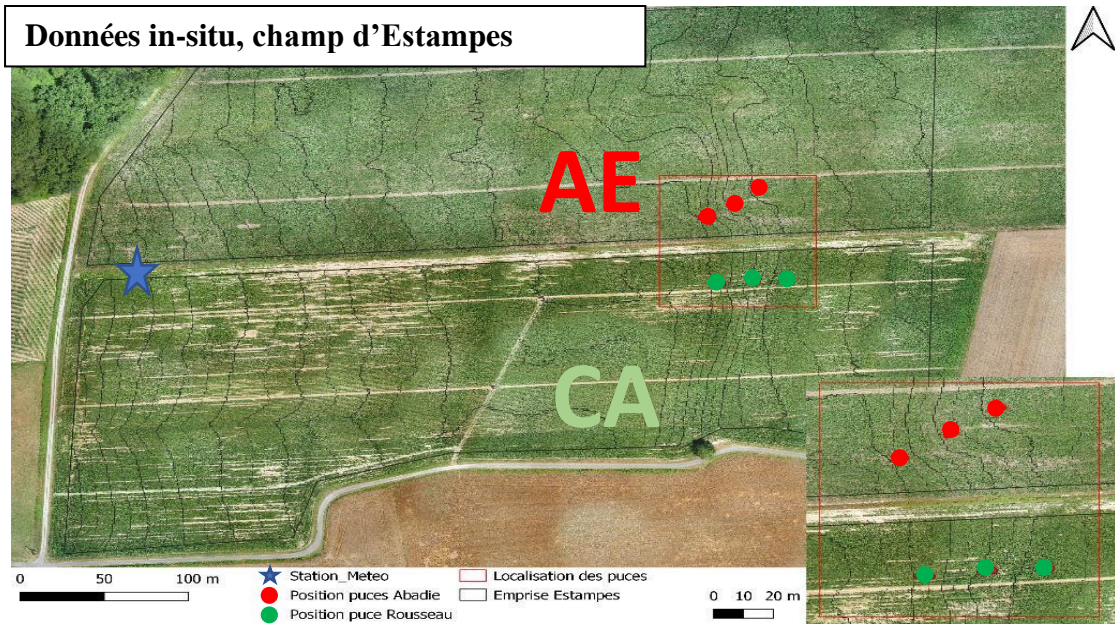


Figure 23 : Carte des parcelles d'Estampes avec position des puces et de la station météo

En analysant les données de ces capteurs pour l'ensemble du mois de juillet (Figure 24), nous constatons qu'en moyenne, les sols du champ AE présentent une température légèrement plus élevée que les sols du champ CA, avec une différence de 0,2 K.

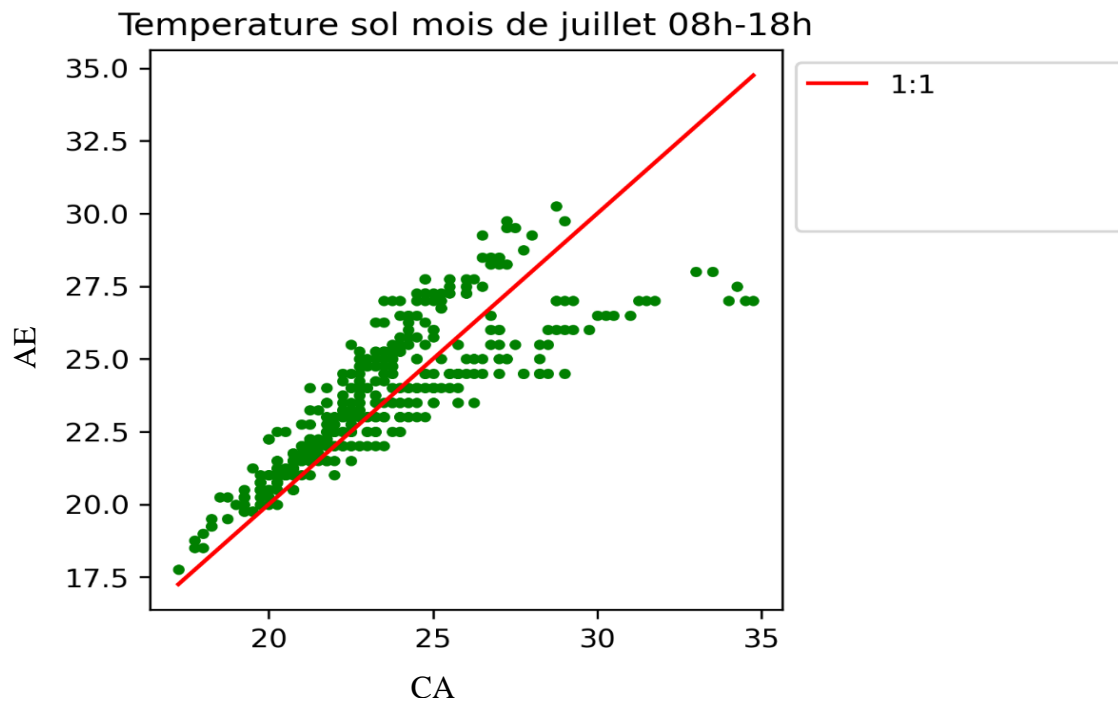


Figure 24 : Diagramme de dispersion de la température du sol mesurée par les puces pour le mois de juillet 2019 de 8 à 18 h

La température de l'air du 10/07/2019 au 12/07/2019 (Figure 25), hors du couvert végétal, est similaire entre les deux champs, avec une différence moyenne de seulement 0,06 K. En revanche, à l'intérieur du couvert végétal, la température de l'air du champ AE est supérieure d'environ 1 K. On peut également constater, que le champ AE présente un nombre bien plus élevé de températures maximales (entre 32 et 35°C), dans son couvert que le champ CA.

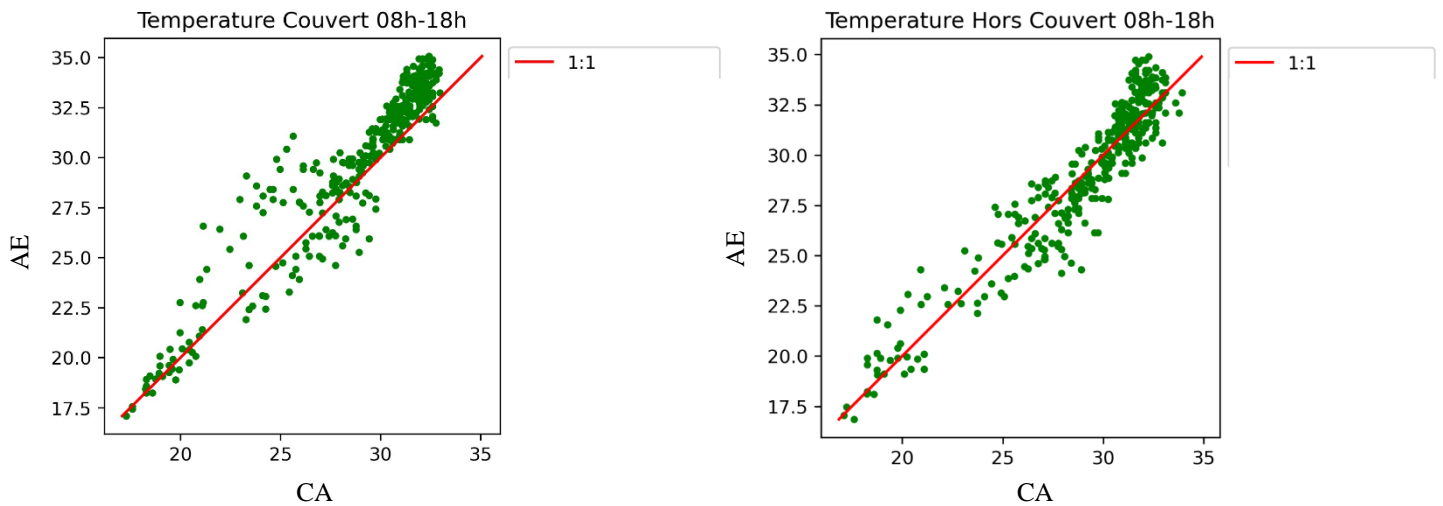


Figure 25 : Diagramme de dispersion de la température de la végétation mesurée dans le couvert (à gauche) et hors couvert (à droite) par les puces Ibutton pour le mois du 10/07/2019 au 12/07/2019 de 8 à 18 h

En ce qui concerne l'humidité, la Figure 26 montre que le champ CA est plus humide que le champ AE, à la fois à l'intérieur (différence moyenne d'humidité relative de 7%), et à l'extérieur du couvert végétal (différence moyenne d'humidité relative de 3%).

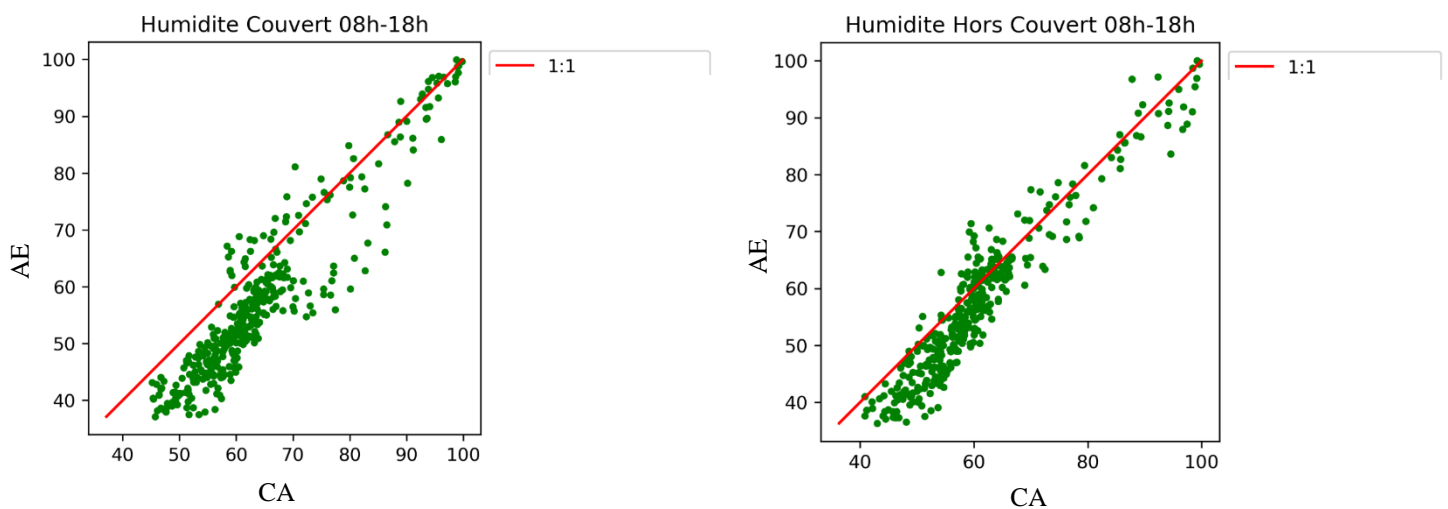


Figure 26 : Diagramme de dispersion mesurée pour l'humidité de la végétation mesuré dans le couvert (à gauche) et hors couvert (à droite) par les puces Ibutton pour le mois du 10/07/2019 au 12/07/2019 de 8 à 18 h

iv. Données de télédétection

Données Sentinel 2

Dans cette étude, nous avons utilisé les réflectances du satellite S2-B (cf. chapitre 2, section 2) à 10 m de résolution, le 10/07/2019 à 11h00 (heure locale, UTC+1), pour les bandes 3 (vert, Figure 27), 4 (rouge) et 8 (proche-infrarouge).

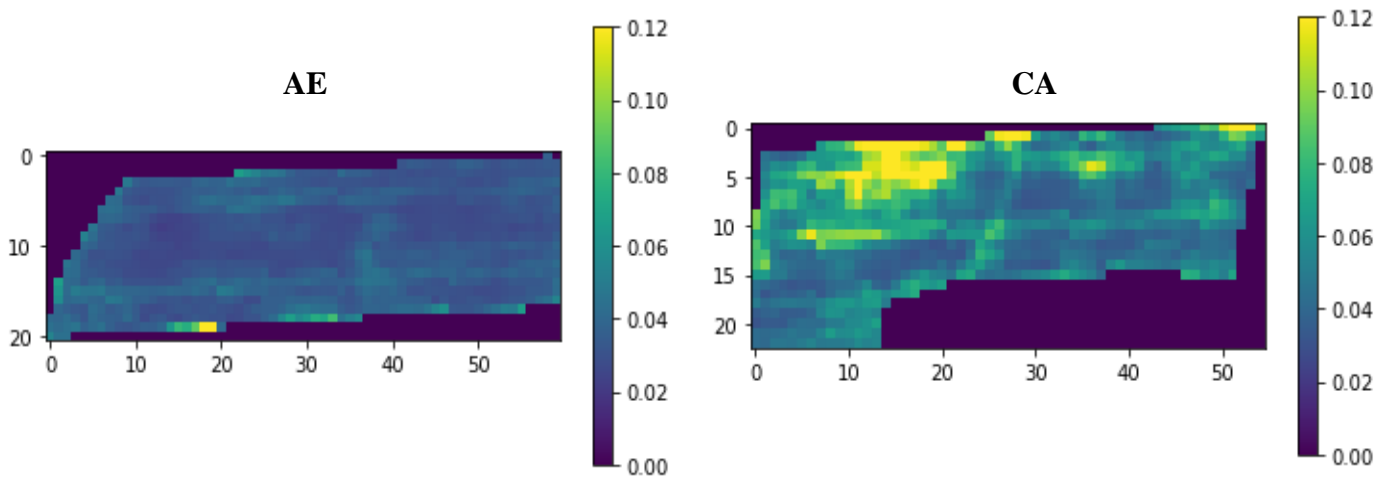


Figure 27 : Carte de réflectance Bande 3 (vert) AE/CA obtenu par le satellite Sentinel 2 le 10/07/2019, résolution 10 m.

En plus des images en réflectance, nous avons obtenu des cartes LAI (indice de surface foliaire « Leaf Area Index »), dérivées d'images de réflectance S2, avec l'outil SNAP, appelées "LAI_{SNAP}". La Plateforme d'Application Sentinel (SNAP, : <https://earth.esa.int/eogateway/tools/snap>) est une architecture commune pour toutes les boîtes à outils Sentinel. Le logiciel est développé par Brockmann Consult, Skywatch, Sensar et C-S. Cependant, des études ([Kganyago et al, 2020](#)) ont déjà montré que LAI_{SNAP} et le LAI mesuré in-situ, avec l'analyseur de couvert végétal LICOR 2200c, peuvent beaucoup différer pour le maïs avec un écart-type supérieur de $2 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$.

La Figure 28, montre les histogrammes et valeurs médianes de LAI_{SNAP} des 2 champs. Le champ CA à un LAI médian plus faible que le champ AE, les valeurs de LAI minimales sont dans le champ CA et les valeurs maximales sont dans le champ AE. On peut cependant s'interroger sur les faibles valeurs de LAI_{SNAP}.

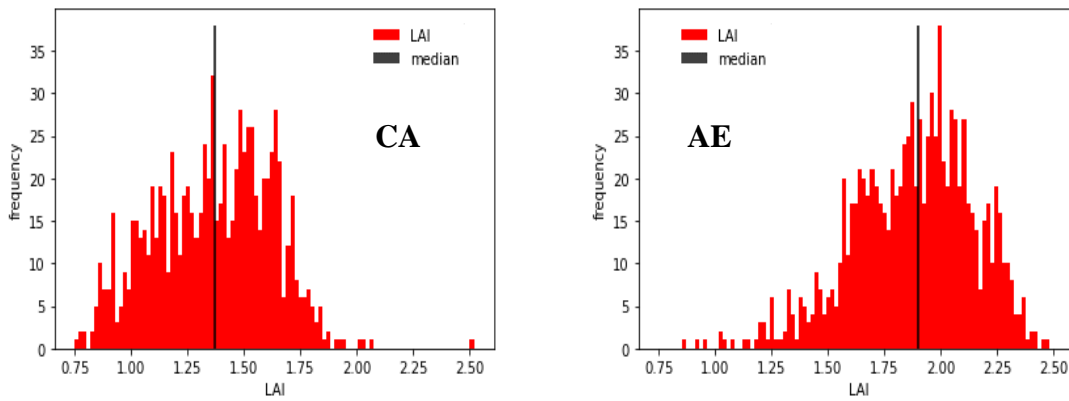


Figure 28 : Valeur de LAI SNAP pour les champs CA (à gauche) et AE (à droite)

Données drone

Dans cette étude nous avons utilisé les T_B et réflectances drone EBEE (cf. chapitre 2, section 3) pour la date du 11/07/2019. Une carte de classification de la végétation, et du sol à l'ombre et au soleil à 3 cm de résolution, a été dérivée des images de réflectance drone et par analyse discriminante linéaire sur les indices de végétation ([Marais-Sicre et al, 2024](#)). Nous avons utilisé ces classifications pour sélectionner les pixels purs de végétation et de sol, dans les images drone pour les deux parcelles. La Figure 29 illustre clairement que la végétation couvre la majeure partie du champ. En combinant à la fois les zones d'ombre et celles de plein soleil, elles recouvrent 70 % des champs.

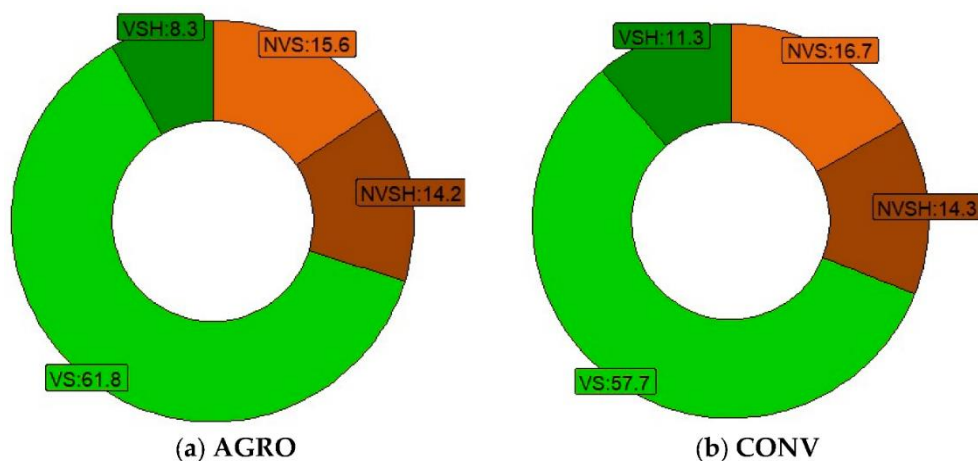


Figure 29 : Diagrammes des pourcentages des classes végétaux aux soleil (VS), végétaux à l'ombre (VSH), du sol au soleil (NVS) et du sol à l'ombre (NVSH) pour les parcelles AE (AGRO) et CA (CONV) ([Marais-Sicre et al, 2024](#)).

Par la suite, la carte de classification a été appliquée à l'image de T_B du drone, pour cela il a fallu rééchantillonner la carte de classification à la résolution drone, dans le domaine thermique (20 cm, [Marais-Sicre et al \(2024\)](#)). On constate une différence de T_B moyenne de 2 K pour la végétation, et de 2.9 K pour le sol en faveur du champ AE par rapport au champ CA (Figure 30). La température plus élevée du sol en AE étant liée à la présence de résidus de cultures.

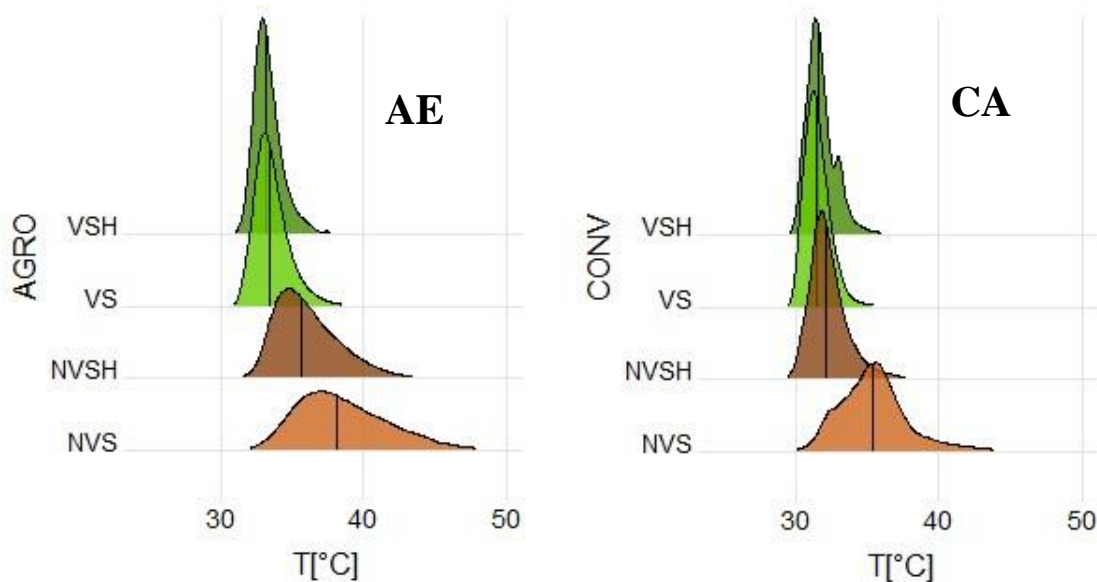


Figure 30 : Température de brillance UAV, classes végétaux aux soleil (VS), végétaux à l'ombre (VSH), du sol au soleil (NVS) et du sol à l'ombre (NVSH) pour les parcelles AE et CA. ([Marais-Sicre et al, 2024](#))

Indices de végétation :

A partir des réflectances S2 et drone, nous avons calculé 2 indices de végétation, NDVI et MTIV2. L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI), est un indice largement utilisé en télédétection, pour évaluer le taux de couverture végétale et le LAI (cf. chapitre 2, section 1). L'indice de végétation modifié par la chlorophylle (MTVI2), est un indice de végétation utilisé en télédétection, pour surveiller la santé et la vigueur de la végétation, en mettant en évidence les variations de la teneur en chlorophylle, notamment en réponse au stress environnemental.

Ces indices ont été choisis, car le NDVI est un indice majeur de végétation, en particulier pour estimer le LAI. Le MTVI2 en revanche, donne de meilleurs résultats pour estimer le taux de couverture végétale, lorsque le NDVI atteint un niveau de saturation courant pour le maïs (LAI > 3, [Smith et al, 2008](#)).

Équation 19

$$\text{MTVI2} = \frac{1.5 [1.2 (\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Green}}) - 2.5 (\rho_{\text{Red}} - \rho_{\text{Green}})]}{\sqrt{(2 \rho_{\text{NIR}} + 1)^2 - (6 \rho_{\text{NIR}} - 5 \sqrt{\rho_{\text{Red}}}) - 0.5}}$$

Une étude statistique sur la représentation de ces indices de végétation, a été menée dans chaque champ. La Figure 31 illustre cette étude, avec les données drone sur le champ AE. Cela a permis, de déterminer la valeur médiane du NDVI et du MTVI2, à une résolution de 10 mètres, pour les deux champs avec S2 ou le drone (Tableau 8). On constate des différences entre les indices de végétation obtenus par drone et S2, en raison des variations dans les bandes spectrales des deux instruments, de l'agrégation des données drone, des effets atmosphériques sur les données satellitaires et de la différence de jour et d'heure pour les mesures.

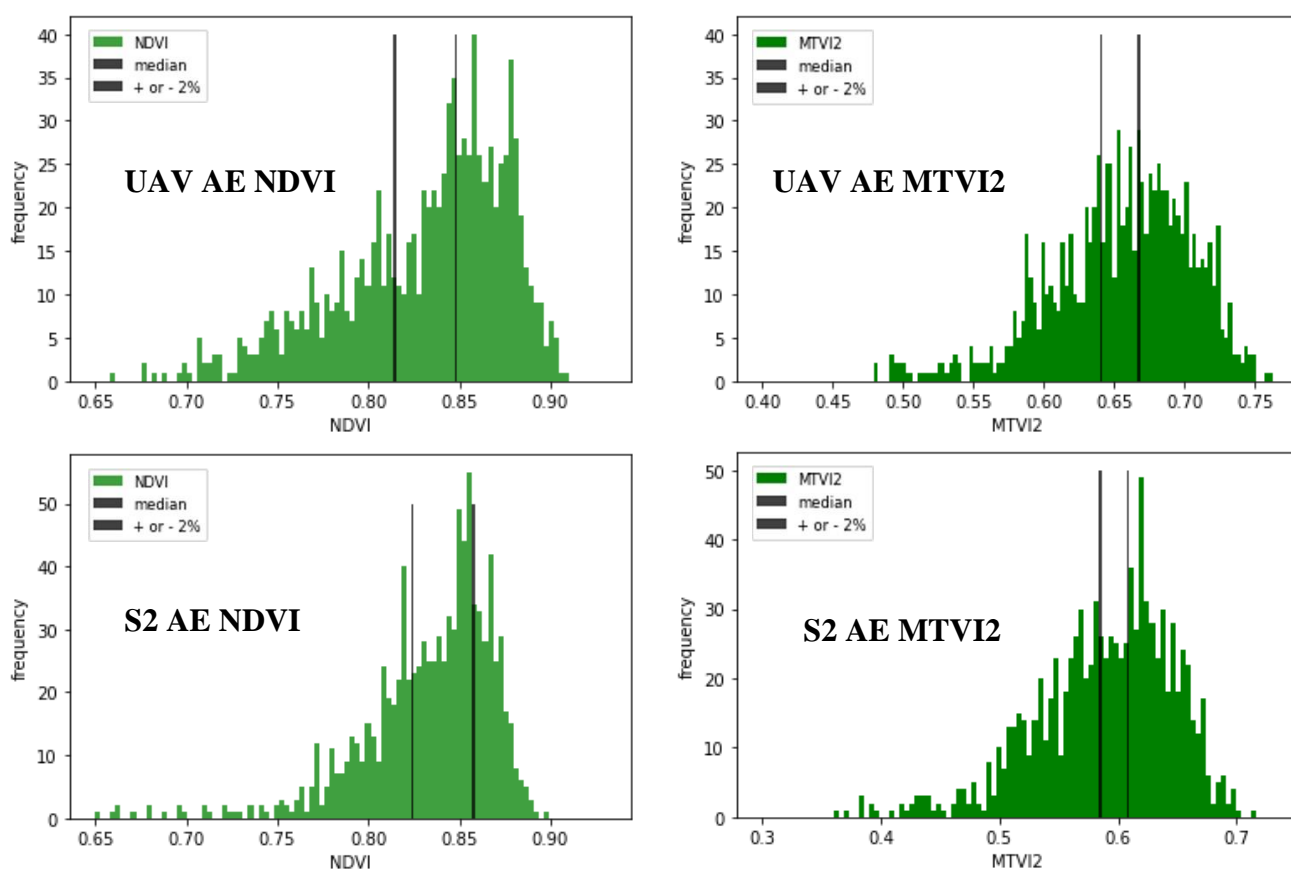


Figure 31 : Distributions des indices de végétation NDVI et MTVI2 pour le champ AE, données UAV et S2 à 10 m de résolution.

Tableau 8 : Indice de végétation 10 m AE et CA par UAV et Sentinel 2

Vegetation indices	AE field	CA field
NDVI median UAV	0.83	0.79
NDVI median S2	0.84	0.76
MTVI2 median UAV	0.65	0.63
MTVI2 median S2	0.60	0.58

Conclusion :

Les résultats des données in situ et de télédétection concordent. Les valeurs LAISNAP (S2) et les indices de végétation (S2 et drone) indiquent que le champ AE a un couvert végétal plus dense que le champ CA. Les données NR01, montrent que le champ AE présente une réflexion plus faible dans les courtes longueurs d'onde, et une émission plus élevée dans les grandes longueurs d'onde. Parallèlement, les TB mesurées par le drone, révèlent que le champ AE est

environ 2K plus chaud que le champ CA. La température de l'air mesurée par les puces, confirme également des températures plus élevées dans le champ AE. Tous ces résultats démontrent que le champ AE est plus chaud que le champ CA. Ces observations, ainsi que d'autres données (OP ASD, informations inter-rang, interpieds...), seront utilisées pour créer et calibrer une maquette 3D DART.

V. Méthodologie de calibration des maquettes 3D DART

Dans les chapitres précédents, les données aéroportées et in-situ disponibles ont permis de montrer des différences entre les champs AE et CA, concernant leur bilan radiatif et température (T_T et T_B). Nous avons également vu, que les MTR associés aux données de télédétection, peuvent renseigner sur les facteurs responsables de ces différences. Le meilleur MTR pour notre étude est le model DART, et le meilleur mode pour une étude du bilan radiatif est DART-FT. Il est important de créer une maquette pour chaque champ (AE et CA) adaptée au modèle DART. Ces maquettes doivent être réalistes et en accord avec les données in-situ, que ce soit d'un point de vue géométrique ou radiatif. Nous avons choisi le domaine visible et proche-infrarouge, pour calibrer et valider nos maquettes, car nous disposons de données in situ, drone et satellite pour ce domaine. Cependant si le réalisme de nos maquettes est un de nos critères principaux, elles doivent tout de même faire l'objet de simplifications. En effet, la modélisation 3D réaliste d'un couvert végétal est complexe, notamment à cause d'un nombre très important de paramètres. La taille des maquettes est par exemple une question primordiale. Idéalement, les champs devraient être simulés dans leur totalité et à la résolution spatiale des images drone disponibles, mais cela est impossible. En particulier, l'étendue et l'hétérogénéité des champs impliquent une quantité d'informations géométriques et optiques impossible à recueillir, des temps de calculs très longs et une grande place mémoire. Notre approche se veut générique, c'est-à-dire applicable à d'autres champs de maïs, le choix a donc été de créer des maquettes unitaires pour chaque parcelle AE et CA, mais qui représentent statistiquement la médiane. Pour cela, une sélection des pixels à + ou - 2% autour de la médiane des distributions de valeurs des indices de végétation NDVI et de MTVI2 de chaque parcelle a été effectuée (Figure 31). Notre objectif est de créer des modèles représentatifs médians par champ avec un couvert végétal développé. Cette approche sera facilement adaptable pour représenter des zones spécifiques de la distribution pour traiter l'hétérogénéité des parcelles. Il sera également possible dans le futur d'ajouter de nouveaux éléments à la maquette, afin de la rendre plus complexe et adaptée aux zones simulées.

i. Création maquette DART

Toute maquette 3D DART de paysage est constituée par la distribution spatiale des éléments du paysage, avec des propriétés optiques spécifiques. Ici, les conditions d'éclairage sont considérées comme faisant partie de la maquette. Pour créer notre maquette nous avons suivi le protocole décrit ci-dessous.

- a) Direction du soleil : le calculateur de soleil de DART a calculé cette direction à la date des observations UAV et S2, compte tenu des coordonnées des champs. Ce calculateur est dérivé du calculateur fourni par la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA, www.esrl.noaa.gov/gmd/grad/solcalc/).
- b) Eclairage spectral : simuler dans le domaine visible et proche infrarouge des champs de maïs, implique de connaître l'éclairage spectral de ces champs. Pour obtenir l'éclairage spectral, nous avons utilisé une approche à deux étapes. 1) Calcul de l'épaisseur optique spectrale atmosphérique à partir de l'éclairage mesuré in situ (NR01 cf. chapitre 4 section 2) au moment des observations par UAV et S2, les deux dates d'observation bénéficiaient d'un temps clair et dégagé. Ce calcul a été réalisé avec un programme d'inversion qui utilise de manière itérative le module de transfert radiatif atmosphérique de DART. Ici, il a été considéré le modèle de gaz "Latitude moyenne, Eté" et le modèle d'aérosol "Rural, Visibilité = 23km". 2) Simulations DART pour n'importe quel jeu de bandes spectrales, en utilisant les épaisseurs optiques obtenues en 1).
- c) Bandes spectrales : selon l'objectif de l'étude, différentes bandes spectrales sont utilisées en entrée. Pour la comparaison des simulations de notre étude, nous utilisons DART avec les bandes S2 ou UAV (Tableau 3, Tableau 4).
- d) Modèles 3D de plants de maïs des champs CA et AE : ils ont été créés avec l'outil "Blender" (www.blender.org), en utilisant des photos et des mesures biométriques (hauteur de la plante, longueurs et largeurs des feuilles), de plantes des champs CA et AE (Figure 32).



Figure 32 : Photo d'un plant de maïs du champ CA et de son modèle 3D DART.

Des modèles 3D de maïs ont été créés pour chaque champ, dans le but de fournir des représentations réalistes étant donné que la base de données DART en manquait, et pour refléter fidèlement les conditions observées sur le terrain. Cependant, seules quelques photos ont été prises, sans suivre de protocole strict, ce qui signifie qu'elles ne représentent pas nécessairement les champs. Ces modèles 3D de maïs seront utilisés comme des valeurs par défaut dans nos simulations, mais ils seront ensuite ajustés par homothétie, selon les 3 axes x, y et z, qui permettent de modifier la taille des feuilles et la hauteur des pieds de maïs.

- e) Modèles 3D unitaires représentatifs des champs CA et AE : ils ont été créés avec l'outil "Création de champ" de DART, en utilisant les distances entre les rangées et entre les pieds de maïs, ainsi que la variabilité spatiale et azimutale $[-20^\circ, +20^\circ]$ des pieds de maïs mesurées in situ (Figure 32). Une aire de 1 m^2 a été choisie pour chaque champ, avec chacun 10 pieds de maïs homogène. Nous avons opté pour une maquette homogène avec une variabilité uniquement sur la rotation des plantes. Il convient de noter que DART peut dupliquer chaque champ, pour simuler un champ plus ou moins grand. Cette approche permet de réduire le temps de calcul et l'utilisation de la mémoire de l'ordinateur. Il est également à noter qu'il sera possible, dans le futur, de créer d'autres maquettes unitaires plus complexes, avec par exemple, des LAI et des angles d'inclinaison des feuilles différents, et de mesurer les différences entre les simulations.

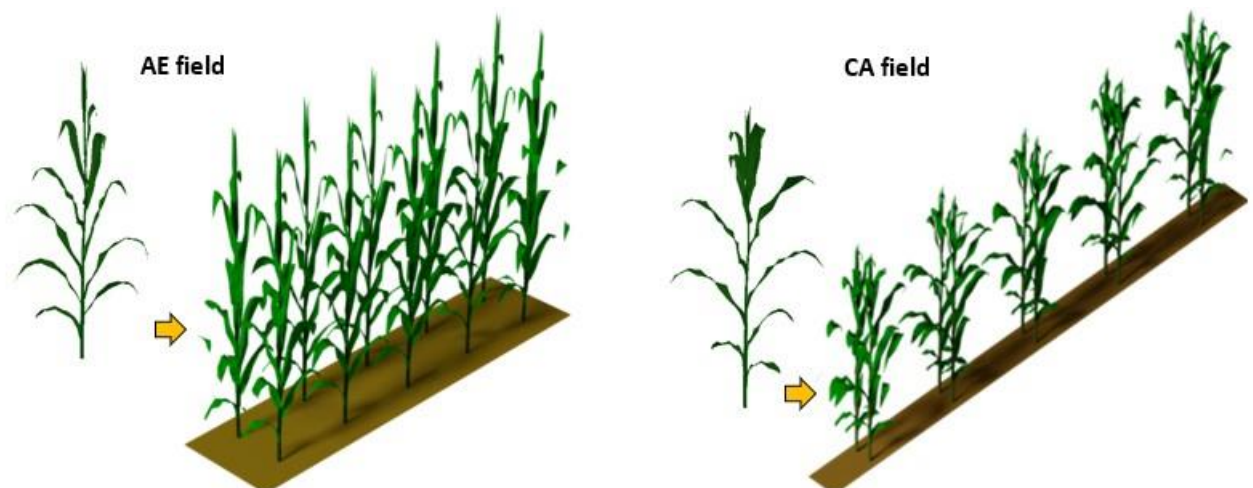


Figure 33 : Modèles 3D des plants de maïs AE (à gauche) et CA (à droite) et de leurs champs respectifs

- f) LAI_{DART} : LAI de chaque champ peut être réglé dans DART via un changement l'échelle des modèles 3D de pieds de maïs. Le LAI_{DART} a été initialement réglé comme étant la valeur médiane de LAI_{SNAP} .
- g) OP_{sol} et OP_{plante} (Optical Properties, Propriétés Optiques) : Elles ont été déduites, des spectres du sol et des plantes mesurés sur le terrain, avec le spectroradiomètre de terrain ASD (Figure 20, Figure 21). Les OPs seront spatialement constantes dans chaque modèle de maquette. Pour chaque champ, nous disposons respectivement de 3 OP_{sol} et de 8 OP_{plante} . Nous avons 24 combinaisons possibles de paires (OP_{sol} , OP_{plante}) pour chaque maquette AE ou CA. Il est à noter que la réflectance et la transmittance des feuilles, obtenues par l'ASD constituent une mesure directionnelle, qui dépend de l'angle d'inclinaison, à la différence d'une mesure diffuse représentant la réflectance globale, intégrée sur tous les angles. Cependant, dans cette étude nous souhaitons utiliser des mesures terrain. Les combinaisons possibles de paires (OP_{sol} , OP_{plante}) seront balayées pour simuler et minimiser les écarts avec les observations de télédétection.

ii. Méthodes de détermination du LAI et des propriétés optiques

L'objectif est de créer des modèles de maïs DART, statistiquement représentatifs, c'est-à-dire avec des valeurs de réflectance et d'indices de végétation de chaque champ, égales aux valeurs médianes correspondantes des images S2 et UAV. Il s'agit donc d'ajuster à la fois le LAI et les OP_{sol} , OP_{plante} des modèles. L'étalonnage des modèles de champ (i.e., attribution de OP_{sol} , OP_{plante} et LAI aux modèles 3D), a été effectué avec une méthode qui minimise les différences, entre la simulation DART et les valeurs médianes pour les réflectances verte, rouge, PIR et les deux indices de végétation NDVI et MTVI2. Les indices étant calculés à partir des réflectances, l'ajustement aurait pu se limiter à ces dernières. Cependant il est intéressant d'évaluer à l'inverse, par comparaison avec d'autres études, comment des critères basés uniquement sur les indices de végétation peuvent ne pas satisfaire les réflectances. La non linéarité des deux indices de végétation avec le LAI étant différente, il est intéressant également d'évaluer la différence d'atteinte de critères entre eux. De plus, les combinaisons d'OPs terrain ne satisferont probablement pas les trois bandes spectrales (vert, rouge et proche infrarouge), il est donc nécessaire d'avoir un autre paramètre pour évaluer les résultats. Par ailleurs, attribuer des poids équivalents à chaque critère de réflectance, complique le choix de la meilleure paire d'OPs,

lorsque des résultats similaires sont obtenus dans des bandes spectrales différentes. Dès lors, un critère basé sur les indices de végétation peut aider à discriminer. Par la suite, les valeurs médianes des distributions des réflectances et indices de végétation suivants sont utilisés :

- Réflectance verte, rouge et proche infrarouge notées MR (Median Reflectance, Réflectance Médiane, [Boitard et al, 2023](#)) UAV et S2, aux résolutions respectives. Les autres bandes de S2 et UAV n'ont pas été prises en compte, car elles ne sont pas communes aux deux capteurs.
- Indices de végétation NDVI et MTVI2 notées MVI ((Median Vegetation Index, Indice de Végétation Médian, [Boitard et al, 2023](#)) à une résolution de 10 m, ce qui a nécessité de rééchantillonner les images UAV.

Les différences de réflectance et d'indices de végétation sont notées Δ_{MR}^{S2} , Δ_{MR}^{UAV} , Δ_{MVI}^{S2} et Δ_{MVI}^{UAV} , respectivement. Les différences de réflectance sont calculées en utilisant les écarts de réflectance dans les bandes verte, rouge et proche infrarouge, formant ainsi une distance euclidienne. Ce même processus est utilisé pour les différences d'indices de végétation, les écarts des deux indices de végétation donnent une distance euclidienne.

Nous avons conçu deux méthodes d'étalonnage de DART, pour évaluer les valeurs d' OP_{sol} , OP_{plante} et LAI les plus appropriées, pour chaque champ :

- a) **LAI_{SNAP} fixe** (Figure 34). La méthode d'étalonnage comporte quatre étapes. Elle fixe le LAI de chaque champ, comme étant la valeur médiane de LAI_{SNAP}, et calcule les valeurs de Δ_{MR}^{S2} (bandes verte, rouge et proche infrarouge), ainsi que de Δ_{MVI}^{S2} (NDVI et MTIV2), pour toutes les paires possibles (OP_{sol} , OP_{plante}) mesurées sur le terrain. Elle sélectionne la paire qui donne les valeurs minimales de Δ_{MR}^{S2} et Δ_{MVI}^{S2} .

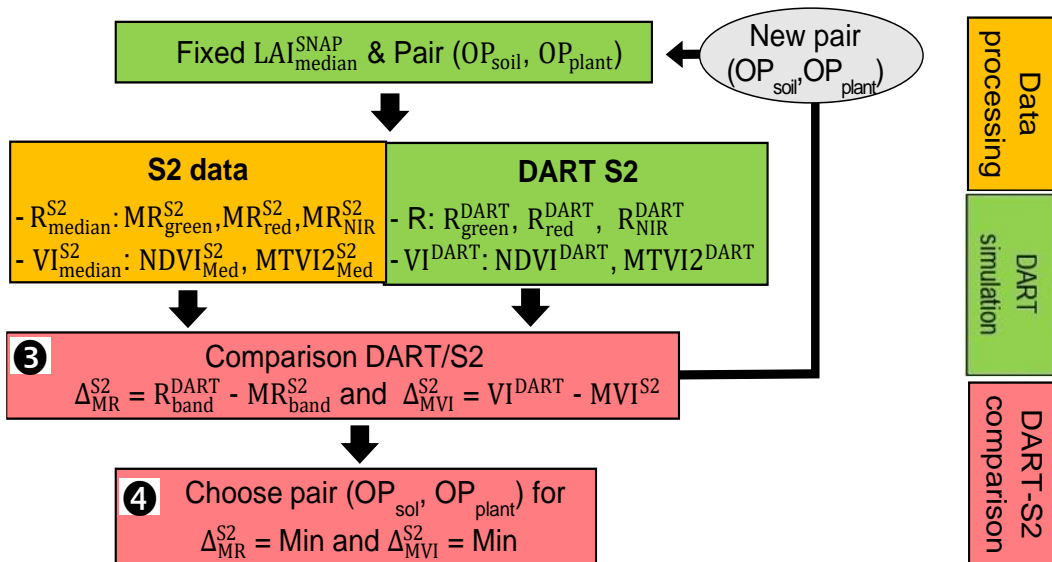


Figure 34 : Algorithme de la méthode d'étalonnage pour obtenir (OP_{sol}, OP_{plante}) avec un LAI^{SNAP} fixe. R désigne la réflectance et VI l'indice de végétation

b) Ajustement du LAI (Figure 35). La méthode d'étalonnage comprend 7 étapes. Elle fait varier le LAI, dans une plage définie, en modifiant la surface foliaire des pieds de maïs 3D par homothétie selon les 3 axes x, y et z. Mais teste également chaque paire (OP_{sol}, OP_{plante}).

Les méthodes couramment utilisées pour estimer le LAI reposent soit sur la réflectance (Jiang et al, 2019), soit sur l'indice de végétation NDVI (Bajocco et al, 2022).

Cependant, dans notre cas, les OPs et le LAI ne sont pas fixés, or différentes combinaisons de valeurs de OPs et de LAI, peuvent produire la même réflectance ou le même indice de végétation. Pour résoudre ce problème d'équifinalité, la méthode proposée utilise à la fois les indices de végétation et la réflectance, pour fournir une estimation plus précise du LAI. Dans cette méthode nous utilisons soit les données UAV, soit les données S2.

Nous choisissons de calculer deux valeurs de LAI pour vérifier s'il existe une convergence commune entre les deux approches R et VI. Les LAI sont calculés ainsi :

- LAI1. Il est calculé pour minimiser Δ_{MR}^{S2} ou Δ_{MR}^{UAV} , en bandes rouge, verte et proche infrarouge, pour les pixels dont le VI, appartient à l'intervalle autour de la médiane (Figure 31).

- LAI2. Il est calculé pour minimiser les différences de DART avec S2 (Δ_{MVI}^{S2}) ou UAV (Δ_{MVI}^{UAV}) indices de végétation.

La paire sélectionnée (OP_{sol} , OP_{plante}) donne une différence minimale entre les LAI1 et LAI2 :
 $Diff = |LAI1 - LAI2|$.

Ces opérations sont répétées, pour toutes les combinaisons possibles de la base de données. Lorsque toutes les combinaisons ont été testées, la combinaison avec la Diff minimale est choisie, si bien que LAI_{DART} devient $LAI_{ref} = \frac{LAI_1 + LAI_2}{2}$.

Pour l'application de la méthode avec les données UAV, une comparaison supplémentaire a été effectuée. Les travaux de [Marais-Sicre et al, 2024](#), ont permis d'isoler des pixels purs de plante et de sol, avec une méthode d'analyse discriminante linéaire basée sur des indices de sol et de végétation calculés sur les images UAV. Les réflectances de ces pixels « plante » ou « sol », ont été comparées à ceux obtenues par DART, qui peut séparer aisément des pixels selon leur attribution (sol, végétation).

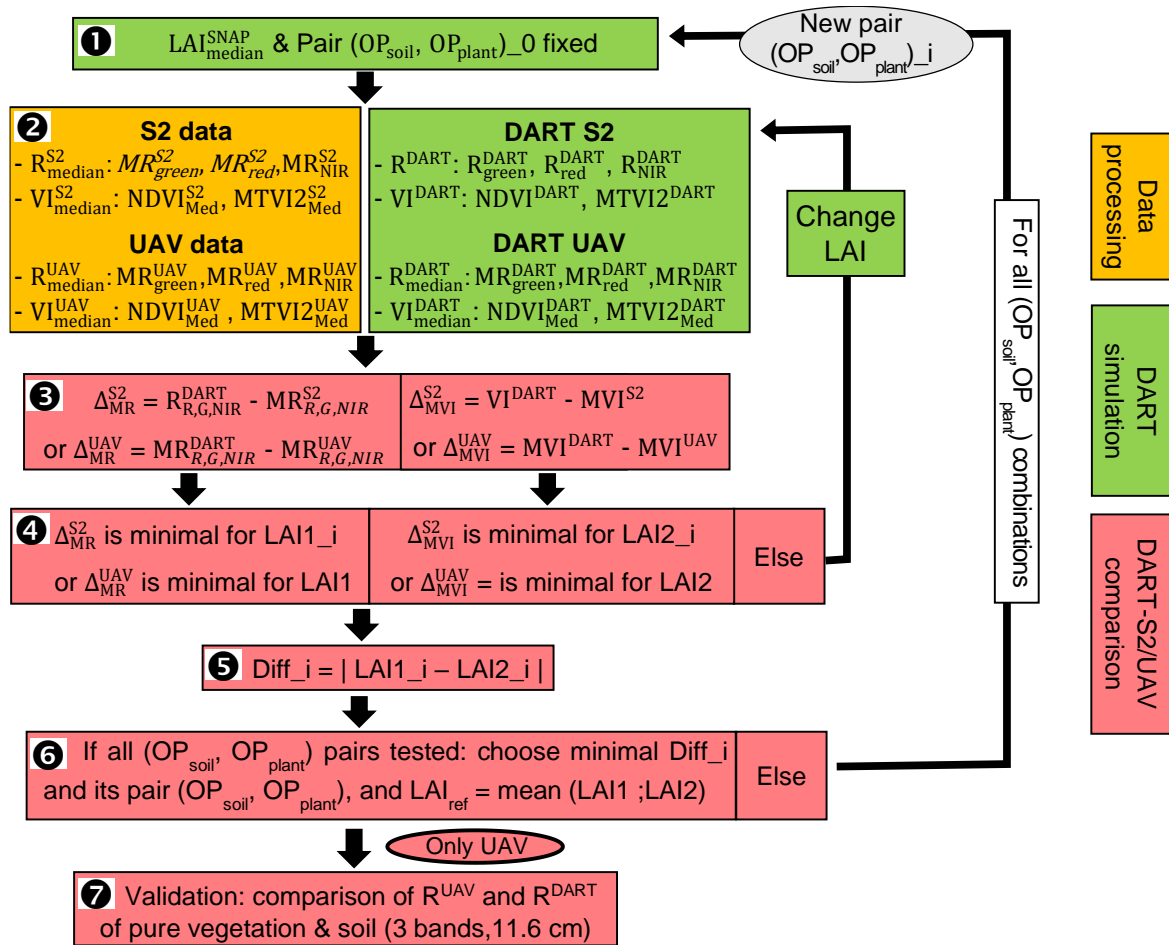


Figure 35 : Algorithme de la méthode d'étalonnage pour obtenir l'indice d'aire foliaire (LAI) en utilisant les valeurs mesurées de (OP_{soil}, OP_{plante})

iii. Validation par télédétection

Deux approches ont été considérées.

- a) **LAI_{SNAP} fixe.** Cette méthode n'a pas pu fournir de paire (OP_{soil}, OP_{plante}), qui vérifie à la fois les critères de réflectance, et d'indice de végétation. Certaines paires (OP_{soil}, OP_{plante}), ont conduit à un Δ_{MR}^{S2} minimal pour certaines bandes, mais avec un Δ_{MVI}^{S2} supérieur à 35 % par rapport aux données mesurées. Ce résultat n'est pas une surprise. En effet, la Figure 28 qui montre les différentes valeurs de LAI_{SNAP}, met en avant des valeurs de LAI médian de 1.5 et 1.9. Or, les mesures UAV ont montré un taux de recouvrement de végétation sur les deux champs autour de 70 %, ce qui semble incompatible avec des valeurs de LAI aussi faibles. De plus, ce résultat confirme l'étude de [Kganyago et al \(2020\)](#), qui a démontré que LAI_{SNAP} diffère considérablement du LAI moyen mesuré in situ, pour les champs de maïs à un

stade de développement avancé. Ces résultats mettent en évidence l'imprécision de LAI_{SNAP} . En effet, SNAP calcule le LAI avec un modèle de transfert radiatif qui traite la végétation comme un volume homogène et opaque ([Weiss et al, 2020](#)), ce qui n'est pas adapté aux canopées végétales ayant une architecture 3D bien marquée.

- b) **Ajustement du LAI.** Cette méthode a donné des valeurs de LAI plus réalistes : $LAI_{AE} = 3,2$ (m^2/m^2) et $LAI_{CA} = 2,8$ avec les données S2, et $LAI_{AE} = 3,5$ et $LAI_{CA} = 3,2$ avec les données UAV.

Ces valeurs de LAI satisfont les exigences de validation :

- 1) Valeurs d'VI proches entre DART, S2 et UAV à 10 m.
- 2) Réflectances vertes, rouges et proches infrarouges de DART dans la plage des réflectances UAV et S2, et proches de leurs valeurs médianes généralement entre le premier et troisième quartiles (Figure 36).

On rappelle que ces comparaisons ont été réalisées en utilisant des pixels UAV et S2, où les valeurs d'VI étaient à moins de 2 % de la valeur médiane, des images VI_{S2} et VI_{UAV} pour chaque champ.

Les résultats Figure 36 montrent que :

- 1) Les valeurs de Δ_{MR}^{UAV} et Δ_{MVI}^{UAV} sont plus faibles que Δ_{MR}^{S2} et Δ_{MVI}^{S2} .
- 2) Les réflectances dans le vert, rouge et proche infrarouges calculées par DART, se situent dans la plage des réflectances UAV, avec des valeurs médianes proches. Cela met en évidence, une bonne représentation statistique du champ DART par rapport aux données UAV.
- 3) La comparaison des réflectances de DART et de S2 est faite sur une seule valeur pour DART, puisque le modèle de champ 3D est plus petit que les pixels S2. Cependant, la Figure 36 montre que les valeurs de réflectance verte, rouge et proche infrarouge de DART, sont également proches des valeurs de réflectance médianes de S2, mais moins qu'avec les données UAV.

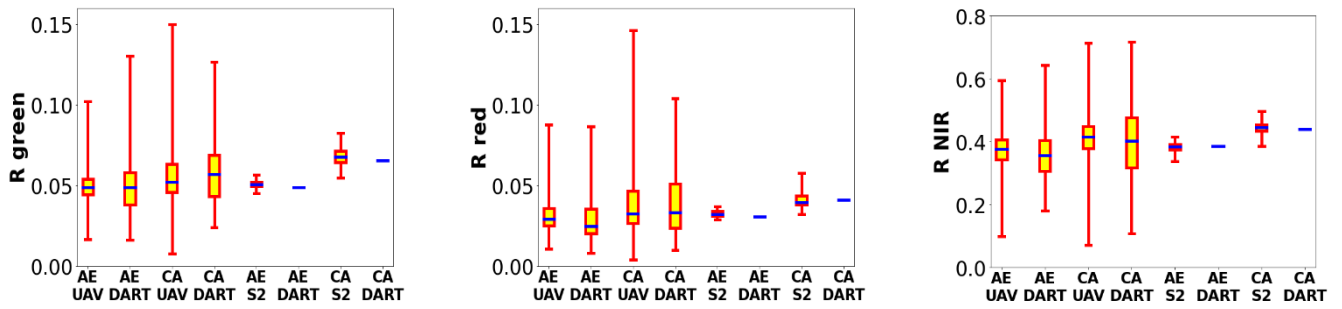


Figure 36 : Réflectance UAV (11 juillet à 14h), S2 (10 juillet à 11h) et DART des champs AE et CA : bande verte (gauche), rouge (milieu), proche infrarouge (droite). Pour chaque champ, les simulations DART utilisent le modèle de champ 3D étalonné avec les données de UAV ou avec S2

Les modèles 3D des champs ont pu être testés avec succès avec une réflectance proche des pixels de végétation pure et de sol dans les images DART et UAV (Figure 37).

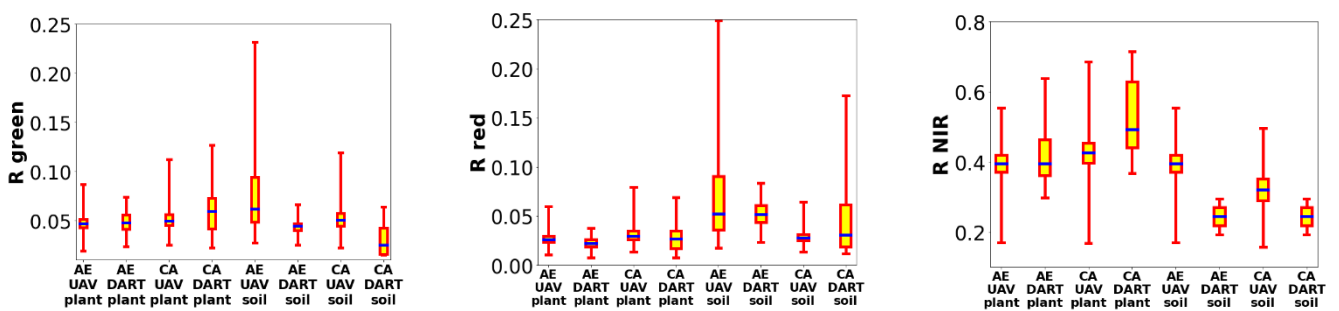


Figure 37 : Réflectance UAV et DART des pixels de végétation pure (plante) et de sol pour les champs AE et CA : bande verte (gauche), rouge (milieu) et proche infrarouge (droite)

Les indices de végétation de DART et UAV sont proches, avec une différence maximale de moins de 5 % (Tableau 9).

Tableau 9 : NDVI et MTVI2 de DART, S2 et UAV pour les champs AE et CA

Vegetation indices	AE field	CA field
NDVI median UAV	0.83	0.79
NDVI median S2	0.84	0.76
NDVI DART for UAV	0.83	0.75
MTVI2 median UAV	0.65	0.63
MTVI2 median S2	0.60	0.58
MTVI2 DART for UAV	0.63	0.61

iv. Conclusions et perspectives

Conclusion :

Notre étude sur l'étalonnage des modèles par télédétection, a montré que la méthode **LAI_{SNAP} fixe** basée sur le LAI_{S2}, ne donne pas des résultats permettant de valider les réflectances et les indices de végétation. Cela vient de la méthode de calcul LAI_{SNAP}, qui traite la végétation comme un volume homogène et opaque. Le LAI_{SNAP} ne peut être considéré comme un LAI in situ sur du maïs développé. Son utilisation pour un modèle 3D réaliste est donc inenvisageable.

La méthode « **Ajustement du LAI** » permet d'atteindre des résultats satisfaisants pour les critères sur les réflectances et les VI, pour l'UAV et S2 sur les 2 champs.

Pour la suite de l'étude, le travail avec les données UAV a été privilégié pour plusieurs raisons : distribution cohérente plutôt qu'une seule valeur médiane pour les données de S2, leur résolution plus précise (11 cm au lieu de 10 m) ainsi que la possibilité d'effectuer une validation supplémentaire basée uniquement sur les pixels purs, ce qui n'est pas possible avec les données S2.

La comparaison des pixels purs met en évidence que nos propriétés optiques concernant les plantes, sont en accord avec les mesures UAV. En revanche, ce n'est pas le cas pour l'ensemble des réflectances du sol. Ceci est dû au fait que les plantes couvrent fortement le sol, ce qui se traduit par un nombre très limité de pixels de sol dans la modélisation. De plus, nous ne disposons que de 3 OP_{sol} par champ. Par conséquent, ces pixels DART ne parviennent pas à reproduire la variabilité présente dans les pixels UAV.

Perspectives :

Parmi les pistes d'amélioration de nos maquettes, nous pourrions travailler sur la variabilité du couvert en ajustant les angles d'inclinaison des feuilles pour chaque plante. De légères variations dans les distances inter-rangs et inter-pieds, qui ne sont pas aussi strictes que dans la réalité pourraient être introduites. De plus, il serait intéressant d'intégrer des topographies différentes en fonction de la position des pixels sélectionnés. En outre, une comparaison entre le LAI issu de la méthode DART "Ajustement du LAI" avec des mesures in-situ, serait très pertinentes pour évaluer l'efficacité du modèle, notamment sur plusieurs zones du champ dans le but de spatialiser notre méthode.

Notre approche repose sur la réduction d'une fonction de coût, égale aux différences entre les médianes pour 3 réflectances et 2 indices de végétation des données DART / UAV ou S2. Cette fonction de coût, mesure l'écart entre les prédictions de DART et les valeurs de nos données. L'objectif est de trouver la combinaison optimale des paramètres du sol (OP_{sol}) et des plantes (OP_{plante}), qui minimise les valeurs de Δ_{MR}^{S2} , Δ_{MR}^{UAV} , Δ_{MVI}^{S2} et Δ_{MVI}^{UAV} . Chaque valeur de réflectance et d'indice de végétation est traitée avec un poids égal. La Figure 38 présente des exemples de Δ_{MR}^{UAV} , et Δ_{MVI}^{UAV} , pour différentes paires (OP_{plante} , OP_{sol}). En parallèle, notre deuxième objectif est d'obtenir des valeurs de LAI1 et LAI2 aussi similaires que possible, comme illustré dans la Figure 39.

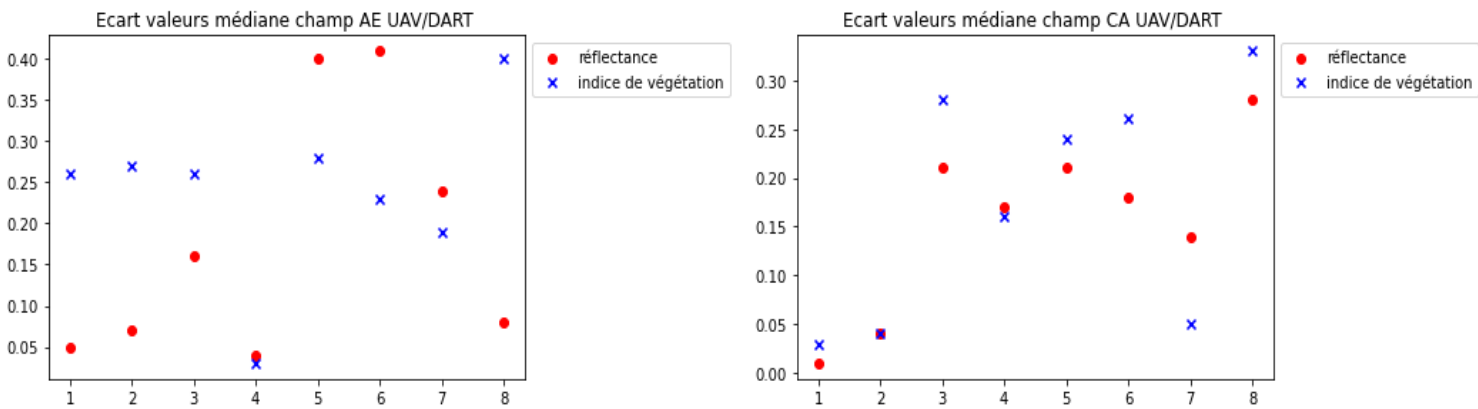


Figure 38 : Fonction de coûts des valeurs médianes UAV/DART des réflectances et des indices de végétation dans les champs AE (à gauche) et CA (à droite). Les valeurs ont été obtenues pour des paires avec 8 propriétés optiques de plantes et 1 propriété optique de sol dans chaque champ

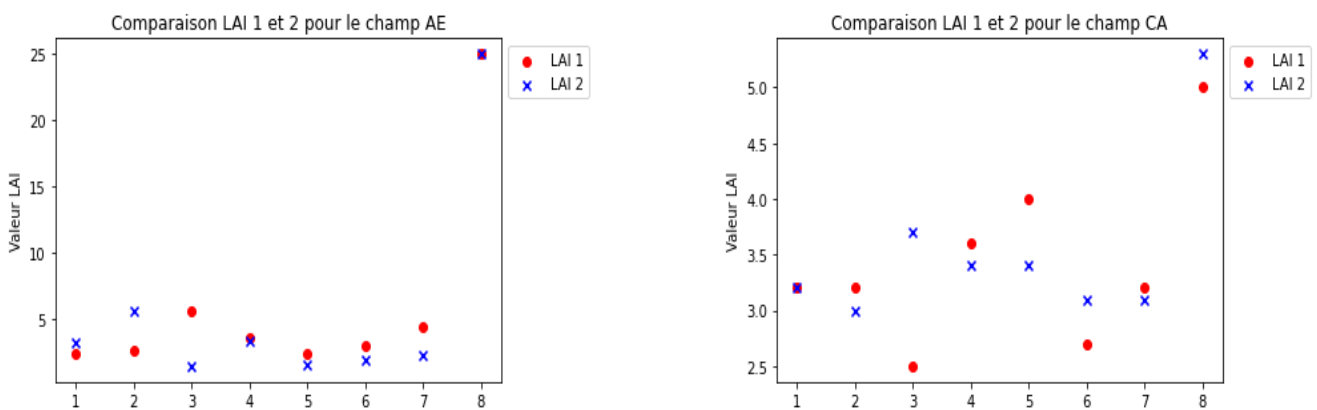


Figure 39 : Comparaison de LAI1 et LAI2 pour les champs AE (à gauche) et CA (à droite). Les valeurs ont été obtenues pour des paires avec 8 propriétés optiques de plantes et 1 propriété optique de sol dans chaque champ

La question de l'analyse de sensibilité généralisée n'a pas été explorée dans notre étude, car ce n'était pas l'objet principal de notre recherche. Cependant, il est essentiel de se poser ces questions pour améliorer notre méthode de calibration/validation, permettre une automatisation de la méthode, ainsi que l'obtention de meilleurs résultats. Il serait donc pertinent d'évaluer le poids de chaque paramètre, en fonction de son influence. De plus, s'appuyer sur des fonctions de coût déjà validées dans des études antérieures, telles que le RMSE, pourrait être une piste intéressante à explorer. L'analyse de sensibilité généralisée multi-objectifs (Multi-Objective Generalized Sensitivity Analysis, MOGSA, [Bastidas et al, 1999](#)), pourrait être une approche intéressante pour évaluer l'influence des variations des paramètres d'un modèle sur ses résultats. Cette méthode pourrait être utilisée pour étudier la sensibilité des OPs et LAI, sur les 5 critères (sur l'écart des réflectances et des VI) de la méthode proposée. MOGSA prend en compte simultanément plusieurs critères, ce qui en fait une méthode puissante pour la calibration et la validation de modèles complexes. Elle offre la possibilité d'évaluer comment les variations des paramètres d'entrée, affectent plusieurs objectifs ou critères de performance du modèle, permettant ainsi de comprendre l'impact relatif de chaque paramètre sur différentes sorties du modèle.

Une automatisation pourrait alors être envisagée suivant la méthode MCIP (Multi-objective Calibration Iterative Process appliquée à l'étalonnage de modèle type Transfert Sol Végétation Atmosphère [Demarty et al, 2004](#) ; [Coudert et al, 2005](#)) qui découle de MOGSA.

VI. Étude de sensibilité sur l'APAR

i. Plan d'étude pour la comparaison du bilan radiatif des deux modalités agricoles (parcelles AE et CA)

Dans cette étude, nous nous concentrons sur l'APAR (Absorbed Photosynthetic Active Radiation), car c'est l'une des variables clé de la photosynthèse (cf. chapitre 1). Nous avons étudié l'APAR_{plante} et l'APAR_{sol} (Figure 40), autour du maximum d'éclairement solaire, de 11h00 à 14h00 UTC, le 11/07/2019, par intervalle de 10 minutes, dans le but de quantifier les différences d'APAR entre les parcelles AE et CA, sur les maquettes 3D DART réalistes, validées à l'étape précédentes avec huit bandes spectrales contiguës.

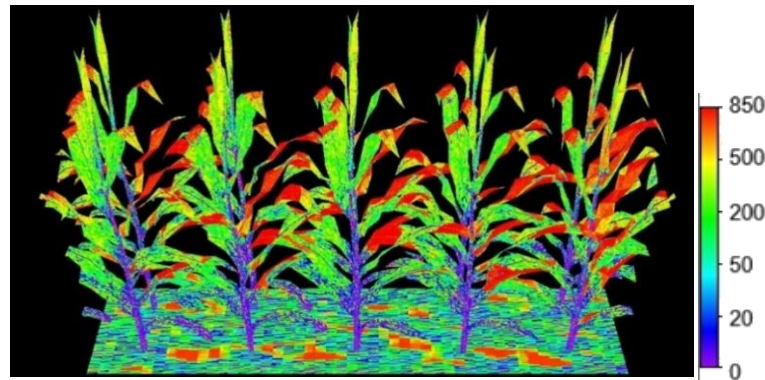


Figure 40 : APAR simulé par DART (W/m^2) du champ AE le 11/07/2019 à 11h

Le Tableau 10, indique la longueur d'onde centrale et la largeur de chaque bande spectrale. Nos 8 bandes couvrent le domaine du PAR, de 0.4 à 0.7 μm . Cette configuration spécifique de bandes a été déterminée à l'aide d'une étude de sensibilité, qui a révélé, que la différence d'APAR simulé avec huit bandes, par rapport à douze bandes était inférieure à 1 % (cf. Annexe, Tableau 18). Dès lors, les simulations réalisées avec 8 bandes spectrales permettent de limiter le temps de calcul avec une précision suffisante. DART nous permet de mesurer la puissance absorbée par rapport à la surface (en W/m^2), pour chaque élément de la scène (sol, plante) dans le domaine spectral choisi.

Tableau 10 : Longueur d'onde centrale " $\bar{\lambda}$ ", largeur de bande " $\Delta\lambda$ " des huit bandes spectrales DART utilisées pour calculer l'APAR.

DART bande	bande 1	bande 2	bande 3	bande 4	bande 5	bande 6	bande 7	bande 8
$\bar{\lambda}$ (μm)	0.419	0.456	0.493	0.531	0.568	0.606	0.643	0.681
$\Delta\lambda$ (μm)	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037

Le microclimat dans le couvert végétal (i.e. la température et l'humidité de l'air dans le couvert et également l'humidité du sol) diffère entre les parcelles CA et AE, comme le montrent les mesures de terrain réalisées avec les micropuces « ibuttons » (cf. chapitre 4, section 3). Afin d'évaluer les différences d'APAR entre les deux parcelles, nous avons calculé les différences temporelles moyennes (Mean Time Differences : MTD) d' $APAR_{plante}(t)$ et d' $APAR_{sol}(t)$, en fonction du temps t , de 11h00 à 14h00 le 11 juillet 2019 :

$$a) \text{ MTD}_{plante}^* = \text{Moyenne} (APAR_{plante}^{AE}(t) - APAR_{plante}^{CA}(t))$$

$$b) \text{ MTD}_{sol}^* = \text{Moyenne} (APAR_{sol}^{AE}(t) - APAR_{sol}^{CA}(t))$$

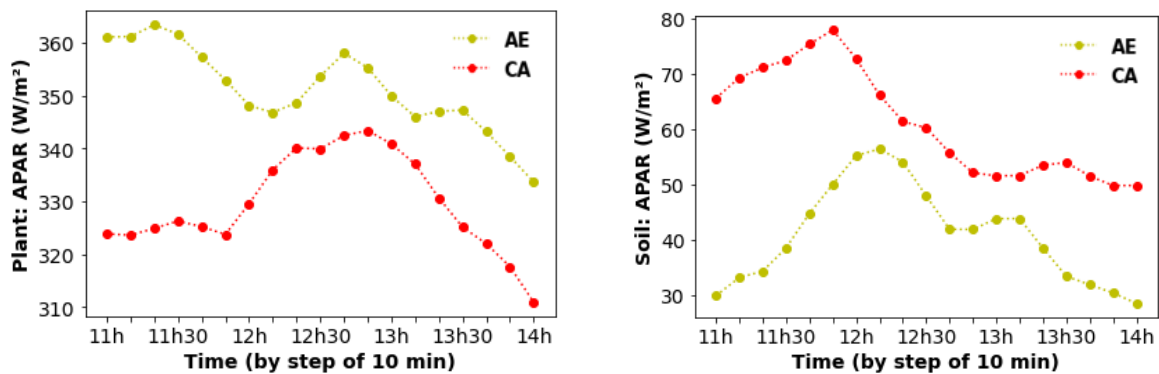


Figure 41 : $APAR_{plante}(t)$ (à gauche) et $APAR_{sol}(t)$ (à droite) des champs AE et CA

Le symbole * indique que MTD est pour le cas réaliste, c'est-à-dire pour les modèles de champs 3D étalonnés (cf. chapitre V). La Figure 41 montre l' $APAR_{plante}^{CA}(t)$ et l' $APAR_{plante}^{AE}(t)$. Leurs valeurs et dans une moindre mesure leurs formes, diffèrent avec un $MTD_{plante}^* = 21,5 \text{ W/m}^2$ positif, et un $MTD_{sol}^* = -20,1 \text{ W/m}^2$ négatif, donc les champs AE et CA reçoivent une même quantité d'énergie dans le PAR, mais avec une répartition différente entre le sol et la plante.

On peut donc constater que la plante AE absorbe plus d'énergie que la plante CA, quelle que soit l'heure de la journée et que le sol CA absorbe plus d'énergie que le sol AE. Par ailleurs, les différences les plus fortes sont surtout entre 11h et 12h. L'analyse qui suit, consiste à déterminer quels sont les paramètres responsables de ces différences de répartition et avec quelle sensibilité.

Le Tableau 11, donne les taux d'absorption et de réflexion de la canopée, dans le PAR (0.4-0.7 μm) pour la simulation DART. On observe que la différence entre les deux champs est quasi inexistante tout au long de la journée. Dans le chapitre 4, le capteur NR01 présent sur le champ avait montré une différence de réflexion d'environ 3 %, dans les courtes longueurs d'onde (0.3-2.8 μm) en faveur du champ CA (Tableau 7). La simulation DART montre que le domaine spectral du PAR qui est très proche du domaine visible, n'est pas responsable des différences d'absorption et de réflexion, constatés par le capteur NR01 entre les deux champs. Cela signifie que ces différences se situent entre 0.7 et 2.8 μm , soit dans les domaines du proche et moyen infrarouge. Nos résultats dans le proche infrarouge (Figure 36) qu'ils soient UAV ou S2, montrent une réflectance plus forte dans le champ CA, ce qui est en accord avec la simulation DART.

Tableau 11 : : Pourcentage de la réflexion et de l'absorption dans le PAR par simulation DART pour la journée du 11/07/2019.

DART (0.4-0.7 μm)	Absorption (%)	Réflexion (%)
AE	96.51	3.49
CA	96.24	3.76

ii. Sensibilité des propriétés optiques et géométriques sur les écarts de APAR

Les principales causes des différences d'APAR entre les 2 modalités agricoles sont présentées ci-dessous. Les paramètres influents ont été testés un par un, afin de quantifier l'impact de chaque paramètre :

-géométrie de l'espace des plantes (inter-rangs et inter-pieds)

-forme de la plante

-propriétés optiques du sol et de la plante : OP_{sol}^{AE} et OP_{sol}^{CA}

-LAI

a été transmis d'un champ à l'autre, en conservant les autres paramètres inchangés.

Cela a conduit à des maquettes numériques modifiées des champs AE et CA, notées par la suite AE^M et CA^M .

Les OP_{sol}^{AE} et OP_{sol}^{CA} diffèrent car les sols AE et CA ont des pratiques agricoles différentes, avec notamment l'utilisation des résidus de culture à la surface du sol et la pratique du semis direct pour la parcelle AE. La Figure 42 montre que le champ AE modifié avec OP_{sol}^{CA} , donne $MTD_{plante}^{AE^M-AE^*} = -8,9 \text{ W/m}^2$ (perte pour la plante) et $MTD_{sol}^{AE^M-AE^*} = 9,7 \text{ W/m}^2$ (gain pour le sol). Le champ CA, modifié avec OP_{sol}^{AE} , donne des résultats identiques : $MTD_{plante}^{CA^M-CA^*} = 9,8 \text{ W/m}^2$ et $MTD_{sol}^{CA^M-CA^*} = -11,6 \text{ W/m}^2$. Cela est cohérent avec le fait que le sol du champ AE, réfléchit plus de rayonnement vers les plantes que le sol CA (Tableau 13, Tableau 14). Ces résultats montrent que l' OP_{sol} impacte pour près de la moitié, les MTD_{sol}^* ($-20,1 \text{ W/m}^2$) et MTD_{plante}^* ($21,5 \text{ W/m}^2$).

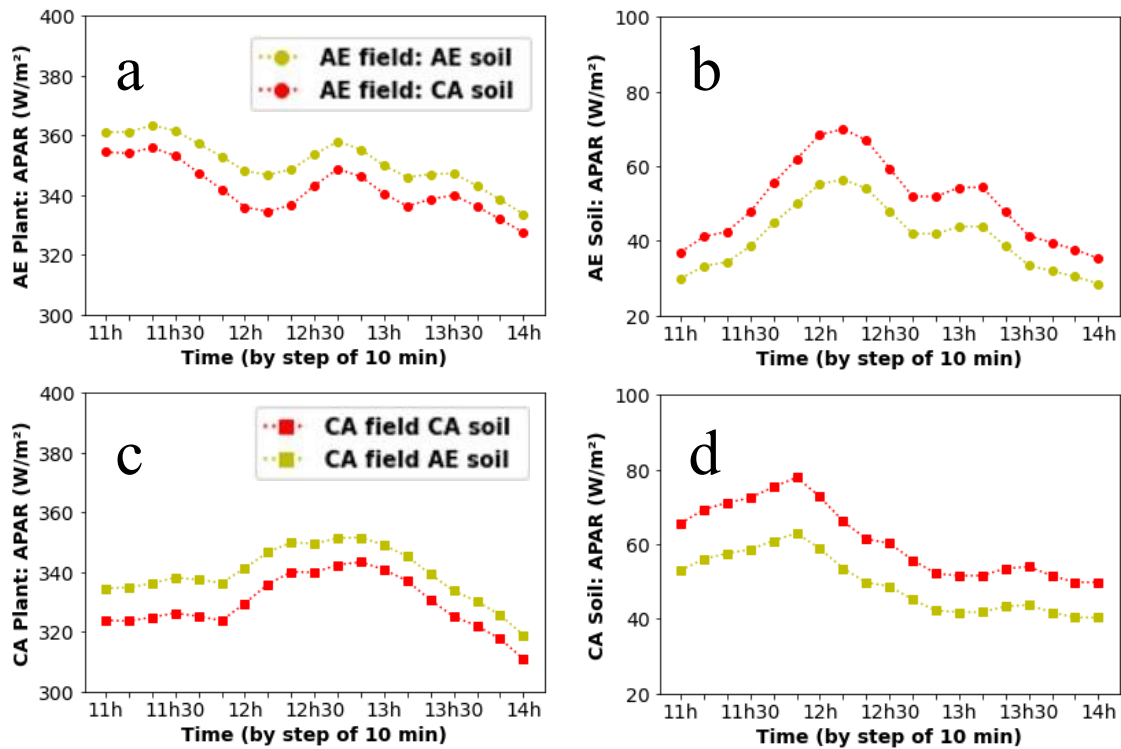


Figure 42 : $APAR_{plante}(t)$ (a,c) et $APAR_{sol}(t)$ (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec OPM_{sol}

Les valeurs de OP_{plante}^{CA} et OP_{plante}^{AE} sont très proches, car provenant toutes deux de pieds de maïs avec un stade de développement équivalent, ils n'influencent que légèrement MTD_{plante} et MTD_{sol} . Par conséquent, leur échange entre les champs CA et AE, ne modifie que légèrement leur $APAR_{plante}$. $MTD_{plante}^{AE^M-AE^*} = -3,1 \text{ W/m}^2$ dans le champ AE modifié et $MTD_{plante}^{CA^M-CA^*} = 2.83 \text{ W/m}^2$ dans le champ CA modifié (Figure 43). L'impact des OP_{plante} sur le MTD_{sol} est quasiment nul dans les 2 cas ($<0.5 \text{ W/m}^2$).

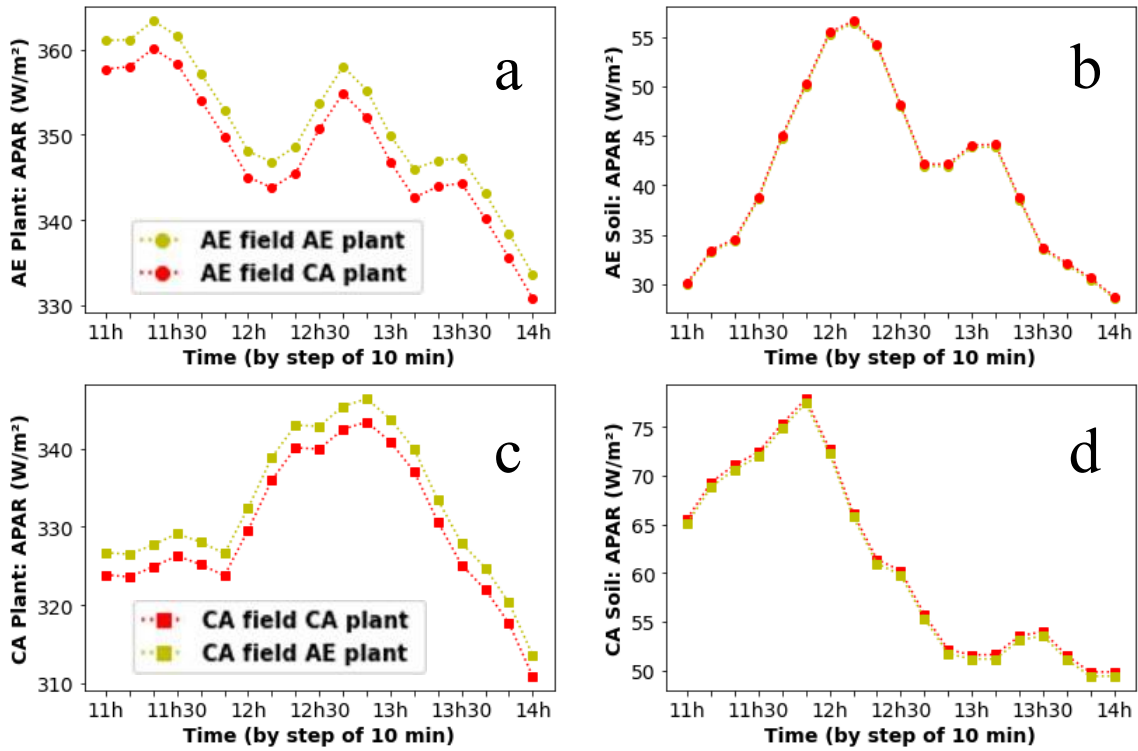


Figure 43 : $APAR_{plante}(t)$ (a,c) et $APAR_{sol}(t)$ (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec OPM_{plante}

L'espacement des rangs et des plantes (Tableau 6) appelé "géométrie du champ", peut influencer l'APAR. La Figure 44 montre l' $APAR_{plante}(t)$ et $APAR_{sol}(t)$ des champs AE et CA, avec des espacements de rangs et de plantes permutés. La densité de plant étant identique, le LAI reste constant. Les MTD sont très faibles pour le champ AE ($MTD_{plante}^{AE^M-AE^*} = -1,5 \text{ W/m}^2$, $MTD_{sol}^{AE^M-AE^*} = 0,6 \text{ W/m}^2$) et plus importantes pour le champ CA ($MTD_{plante}^{CA^M-CA^*} = 5,3 \text{ W/m}^2$, $MTD_{sol}^{CA^M-CA^*} = -5,1 \text{ W/m}^2$).

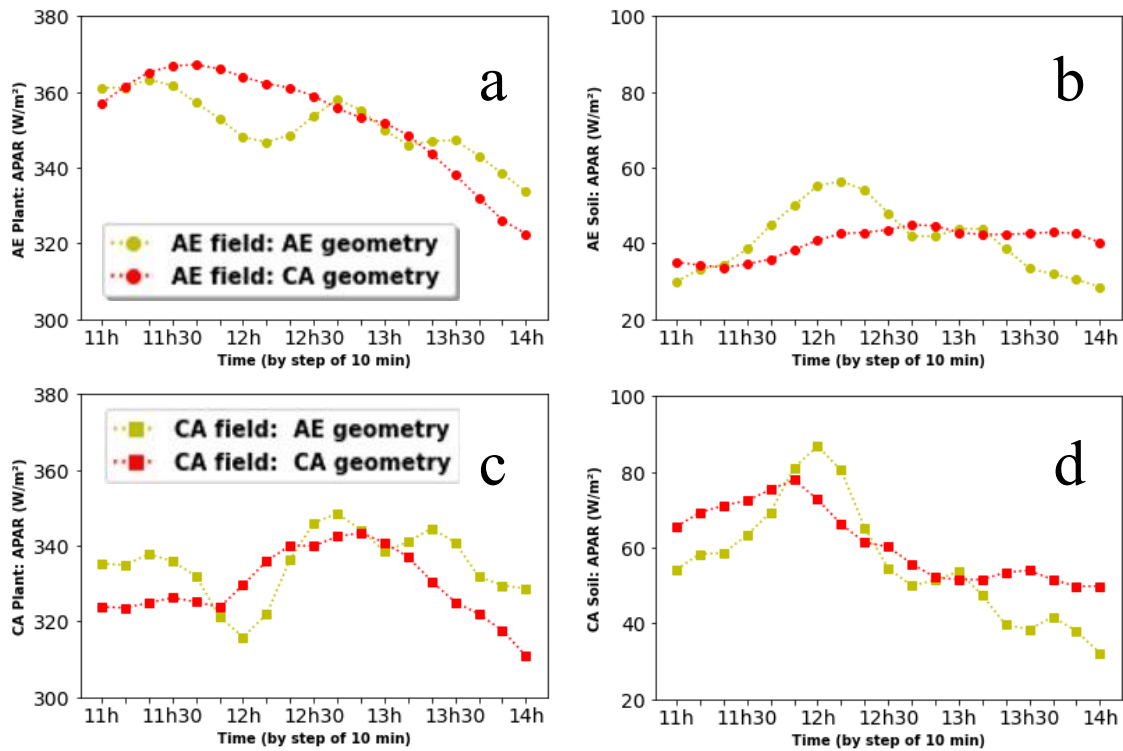


Figure 44 : $APAR_{plante}(t)$ (a,c) et $APAR_{sol}(t)$ (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec géométrie de champ modifiée

La Figure 45 montre l'influence de la forme des modèles 3D des plants de maïs CA et AE (cf. chapitre 5, section 1) sur l' $APAR_{plante}$ et l' $APAR_{sol}$. L'échange de modèles de plantes entre les champs CA et AE, avec un LAI inchangé, donne : $MTD_{plante}^{AE^M-AE^*} = -3,9 \text{ W/m}^2$, $MTD_{sol}^{AE^M-AE^*} = 3,9 \text{ W/m}^2$, $MTD_{plante}^{CA^M-CA^*} = 2,9 \text{ W/m}^2$, $MTD_{sol}^{CA^M-CA^*} = -3,7 \text{ W/m}^2$. La plante AE a donc tendance à augmenter le $APAR_{plante}$ et diminuer le $APAR_{sol}$. En conséquence, la forme de la plante AE et l' OP_{plante}^{AE} combinent leurs effets en faveur de l' $APAR_{plante}$. De plus, nous allons voir dans le paragraphe suivant que si le LAI augmente, la différence d' $APAR_{plante}$ en faveur de la plante AE s'amplifie.

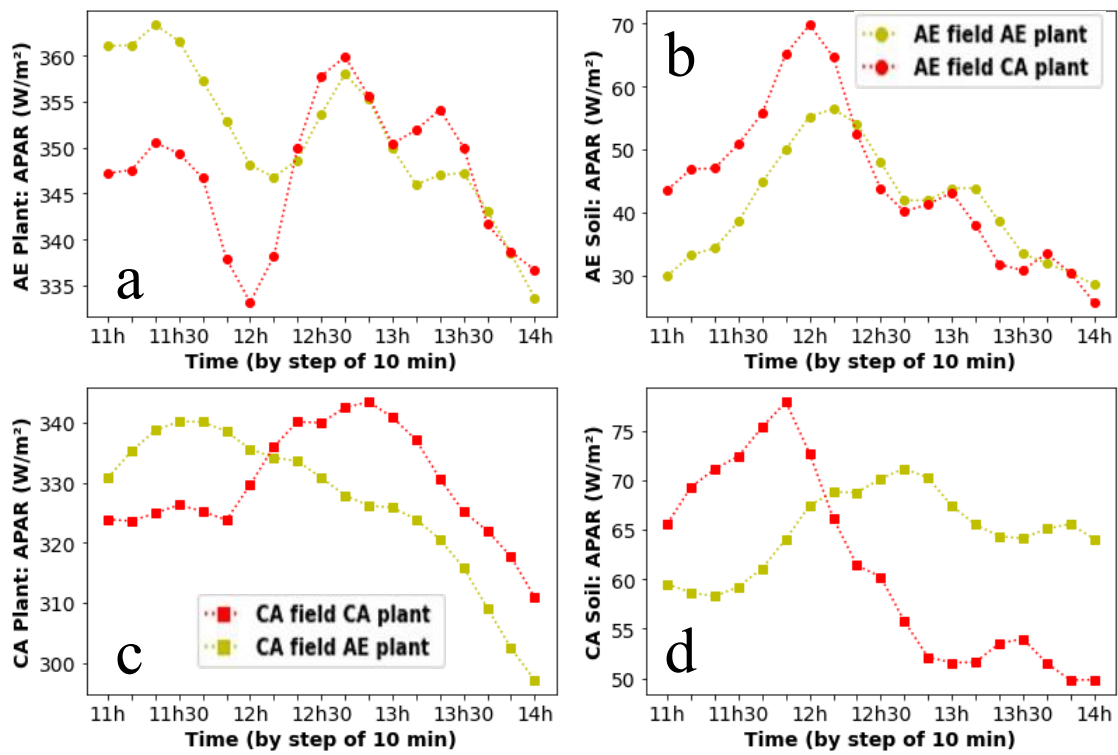


Figure 45 : APAR_{plante}(t) (a,c) et APAR_{sol}(t) (b,d) du champ AE (a,b) et CA (c,d) avec forme de plantes modifiées

iii. Influence du LAI et de l'orientation des champs

Le LAI est un facteur déterminant pour $APAR_{plante}(t)$ et $APAR_{sol}(t)$. L'étalonnage DART a donné des valeurs LAI quasi identiques pour les deux champs : $LAI_{AE} = 3,5 \text{ m}^2/\text{m}^2$ et $LAI_{CA} = 3,2 \text{ m}^2/\text{m}^2$. Cependant, il serait intéressant de savoir si les différences de MTD constatées entre les 2 champs, ne sont pas dues uniquement à la différence de LAI entre les 2 champs. Pour cela, on étudie l'impact de LAI sur l'APAR(t). Nous avons créé des modèles 3D de champs CA et AE, avec un LAI égal (c'est-à-dire $LAI_{AE} = 3,2$ et $LAI_{CA} = 3,5$), tout en conservant leurs autres paramètres. La Figure 46, montre que si les deux champs ont le même LAI, leur APAR moyen devient plus proche mais diffère toujours : $MTD_{plante} = 8,2 \text{ W}/\text{m}^2$ pour $LAI_{CA} = LAI_{AE} = 3,2$ et $MTD_{plante} = 10,5 \text{ W}/\text{m}^2$ pour $LAI_{CA} = LAI_{AE} = 3,5$. Alors que $MTD_{plante}^* = 21,5 \text{ W}/\text{m}^2$ pour le cas réel. Les résultats sont similaires pour le sol : $MTD_{sol} = -7,9 \text{ W}/\text{m}^2$ pour $LAI = 3,2$ et $MTD_{sol} = -9,1 \text{ W}/\text{m}^2$ pour $LAI = 3,5$. Alors que $MTD_{sol}^* = -20,1 \text{ W}/\text{m}^2$. Cela souligne que l'écart de LAI pourtant très faible, explique un peu moins de 50 % des différences entre $APAR_{sol}$ et $APAR_{plante}$. Cela signifie également, que les différences pour $APAR_{plante}(t)$ et $APAR_{sol}(t)$ ne peuvent être expliquées seulement par le LAI.

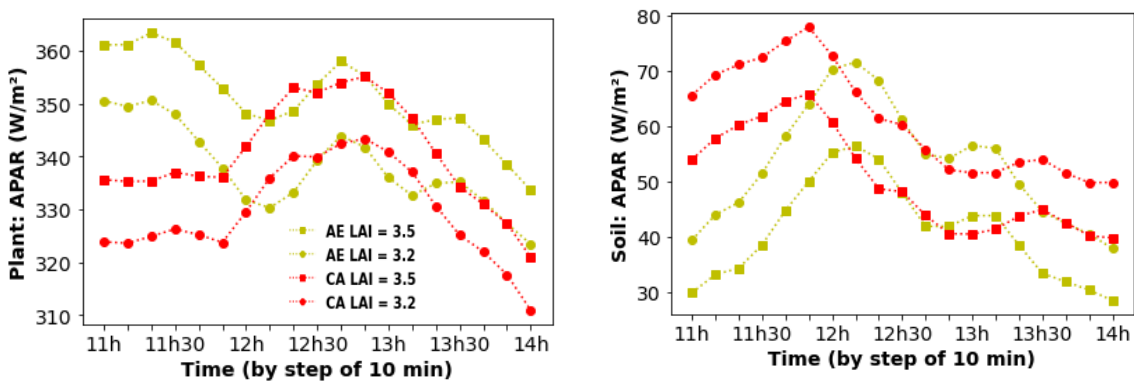


Figure 46 : $APAR_{plante}(t)$ (à gauche) et $APAR_{sol}(t)$ (à droite) du champ AE et CA fields avec le même LAI (i.e., 3.2 and 3.5)

Pour mieux comprendre l'influence du LAI, nous avons simulé comment une variation de ΔLAI , de -2 à +2 m^2/m^2 , par rapport au cas réel, influence l'APAR_{plante} et l'APAR_{sol}. Il s'agit d'une extrapolation basée uniquement sur la modélisation, qui ne tient pas compte des interactions qui pourraient exister dans la réalité, entre la variation de surface foliaire et les propriétés optiques et géométriques des plantes.

La Figure 47, montre $\Delta APAR_{plante}^{AE}(\Delta LAI)$, $\Delta APAR_{sol}^{AE}(\Delta LAI)$, $\Delta APAR_{plante}^{CA}(\Delta LAI)$ et $\Delta APAR_{sol}^{CA}(\Delta LAI)$. Les courbes $APAR_{plante}(LAI)$ et $APAR_{sol}(LAI)$ des deux champs sont non

linéaires, et ont des pentes très différentes (traduisant la sensibilité du APAR au LAI) autour du cas réel ($\Delta\text{LAI}=0$). Les pentes sont positives pour $\text{APAR}_{\text{plante}}$, et presque deux fois plus élevées pour CA que pour AE. Par exemple une augmentation du LAI de +1, par rapport à la valeur de LAI réel crée une augmentation du APAR de 18 W/m^2 pour AE, et 48 W/m^2 pour CA. Les pentes sont négatives pour APAR_{sol} , et plus prononcées pour CA que pour AE. Par exemple une diminution du LAI de 1, par rapport à la valeur de LAI réel, crée une augmentation du APAR de 35 W/m^2 , pour AE et 52 W/m^2 pour CA.

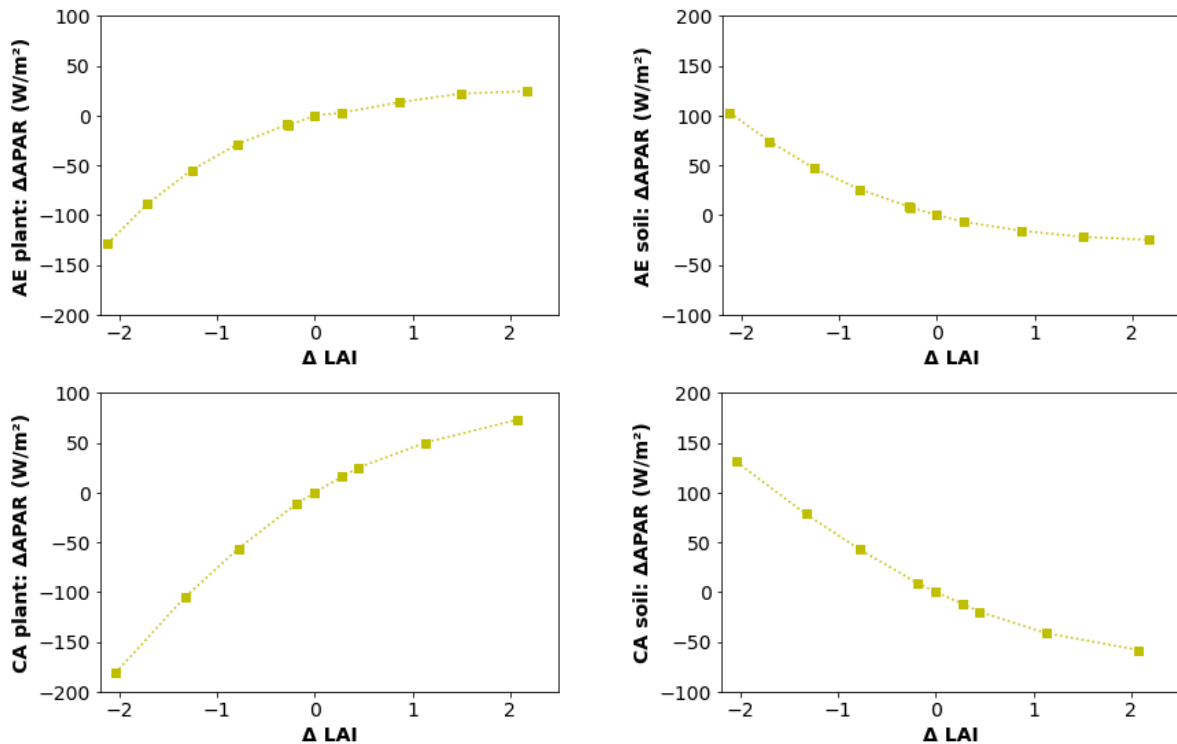


Figure 47 : $\Delta\text{APAR}_{\text{plante}}$ (a,c) et $\Delta\text{APAR}_{\text{sol}}$ (b,d) variation des champs AE et CA en fonction de la variation ΔLAI autour du cas réel ($\Delta\text{APAR} = 0$, $\Delta\text{LAI} = 0$), à 11h00, le 11 juillet 2019

Par conséquent, le léger écart de LAI entre AE (3,5) et CA (3,2) n'est pas négligeable, car la variation de LAI a un impact plus important sur APAR_{CA} que pour APAR_{AE} . Le LAI impact directement les facteurs géométriques (géométrie du champ, forme de la plante), mais aussi indirectement les facteurs radiatifs. En effet l'augmentation du LAI augmente la surface foliaire, ce qui veut dire que le plante absorbe plus et que le sol absorbe moins, l' $\text{OP}_{\text{plante}}$ prend donc une place plus importante dans le bilan radiatif si le LAI augmente. A l'inverse, si le LAI chute c'est l' OP_{sol} qui prend une place plus importante.

Ces résultats montrent que la variation du LAI implique des variations du APAR très différente pour les deux champs.

Nous avons étudié le rôle de l'orientation des rangs des couverts végétaux, car d'après l'étude de [Maddonni et al, 2014](#) l'orientation des rangs des couverts végétaux a un impact significatif sur le maïs et sa productivité. La Figure 48, illustre le changement d' $APAR_{plante}(t)$ et d' $APAR_{sol}(t)$ des champs CA et AE pour quatre orientations. En raison des symétries, nous avons pris en compte uniquement les rotations de 30° , 60° et 90° , par rapport à l'orientation réelle Est-Ouest (Figure 14), qui correspond à une rotation de 0° . Comparativement au cas réel, $\Delta APAR^{AE^*-AEM}$ varie de 1,6 à 12,7 W/m^2 tandis que $\Delta APAR^{CA^*-CAM}$ varie de 6,8 à 15,9 W/m^2 . Le rôle plus important de l'orientation des rangées pour le champ CA est cohérent, avec le fait que l'espacement entre les rangées dans le champ est deux fois plus grand que dans le champ AE. L'orientation réelle des rangées donne un plus petit $APAR_{plante}$ et un plus grand $APAR_{sol}$, pour le champ AE a contrario du champ CA.

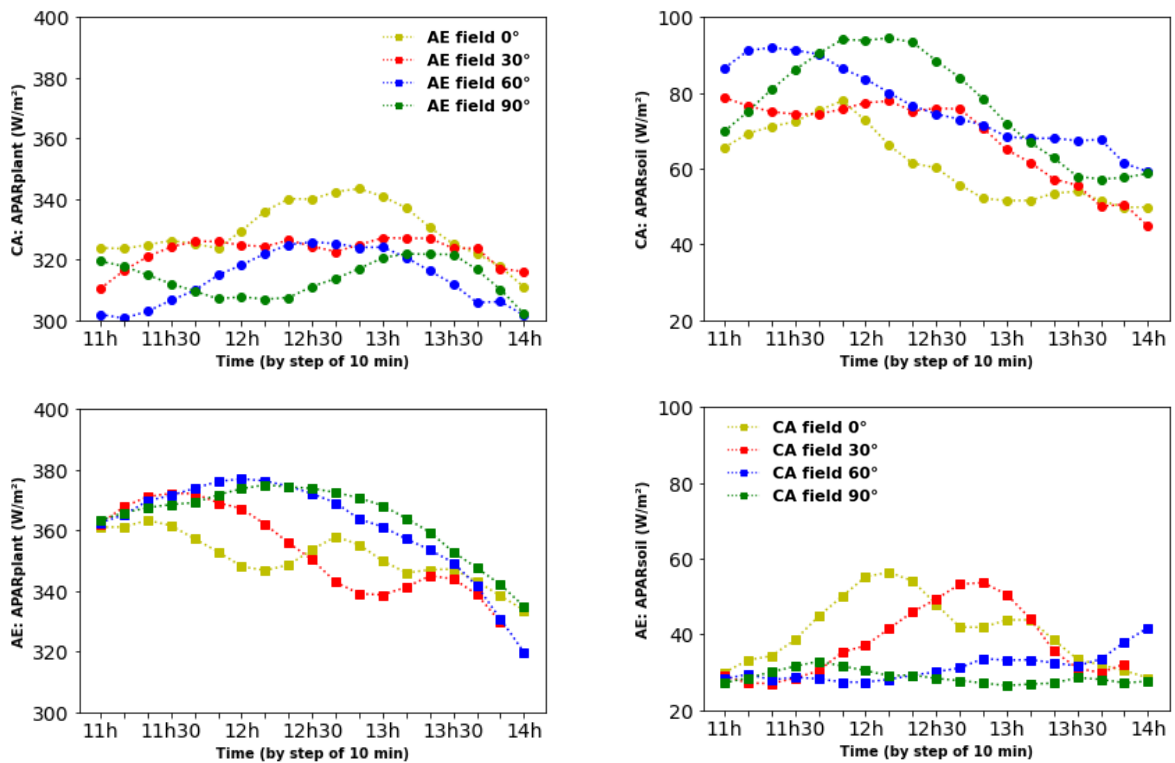


Figure 48 : $APAR_{plante}(t)$ (a,c) et $APAR_{sol}(t)$ (b,d) des champs AE (a,b) et CA (c,d) pour 4 orientations

Le Tableau 12 montre la MTD entre CA et AE, pour les quatre rotations. MTD_{sol} est toujours négatif et MTD_{plante} est toujours positif, pour toutes les rotations des rangées. La différence d' $APAR_{plante}$ et d' $APAR_{sol}$ entre les champs AE et CA persiste, quelle que soit l'orientation des champs. MTD_{plante} et MTD_{sol} sont minimaux pour le cas réel (direction du soleil perpendiculaire aux rangées de maïs à midi), et sont extrêmes lorsque la direction du soleil est parallèle aux

rangées de maïs à midi (c'est-à-dire une rotation de 90°). Par conséquent, l'orientation réelle des rangées réduit la différence entre les deux champs (Tableau 12). D'un point de vue théorique, en se basant sur la modélisation sans tenir compte de l'adaptation de la plante à l'évolution de son environnement, la plante AE pourrait encore gagner en APAR avec une orientation des rangées différente en la maximisant pour 90° (nord-sud). La Figure 14, indique que les directions de 0° et 90° sont les plus fréquentes dans la zone d'étude.

Tableau 12 : MTD_{plante} et MTD_{sol} pour quatre rotations de cultures

Rotation	0°	30°	60°	90°
MTD_{plante} (W/m^2)	21.5	30.7	47.4	50.2
MTD_{sol} (W/m^2)	-20.1	-31.4	-45.4	-48.2

iv. Distribution du rayonnement APAR au sein du couvert

a) Distribution verticale de APAR par m^2 de surface au sol

L'analyse de sensibilité que nous avons effectuée, a révélé des variations de l'APAR entre le sol et la plante, dans les champs AE et CA. Cette analyse a également permis d'étudier les contributions respectives des facteurs optiques et géométriques. La question cruciale qui se pose concerne la répartition du rayonnement au sein du couvert. Y a-t-il des disparités dans la distribution verticale et l'intensité du rayonnement absorbé, par le sol et la plante au-delà des écarts globaux que nous avons observés ? Comment évoluent ces variations au fil du temps ? Comment expliquer ces divergences, et quel est leur lien avec les écarts globaux observés ?

Pour répondre à ces questions, nous utilisons le modèle DART, qui permet d'étudier la répartition verticale de l'APAR sur les champs CA et AE. Les plantes ont été découpées verticalement en 10 couches de 20 cm, pour la plante CA et de 15 cm pour la plante AE. La plante CA mesure 2 mètres et la plante AE mesure 1,5 mètre à la date de simulation. La Figure 49, montre que la répartition de l'énergie est très différente. Le couvert AE capte le plus de PAR dans la partie médiane de la plante, entre 0,75 et 0,90 m. Le couvert CA quant à lui, a une répartition plus bimodale, avec une concentration d'APAR plus importante dans la partie supérieure de la plante.

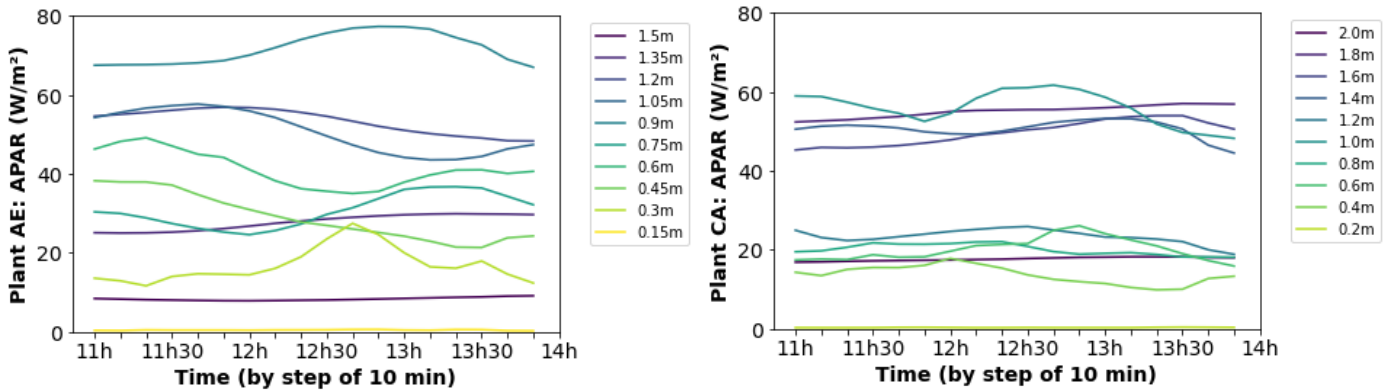


Figure 49 : Distribution verticale de APAR par m² de surface de plante

b) Distribution verticale de APAR par m² de plante

Dans cette étude, il est essentiel de prendre en compte la surface foliaire de chaque couche de plante. Comme nous l'avons constaté dans le chapitre précédent, il existe un lien entre la surface de la plante et l'absorption d'APAR. Plus la surface des feuilles est grande, plus elle capte de rayonnement. Il est donc crucial de vérifier que la répartition de l'APAR, n'est pas simplement due à la taille de la surface foliaire.

Pour ce faire, l'APAR a été divisé par la surface foliaire en m², afin d'obtenir des W/m² de plante. Sur la Figure 50, on observe que sur la plante AE les surfaces les plus élevées reçoivent le plus d'énergie, contrairement aux surfaces les plus proches du sol. La séparation entre les surfaces élevées et basses se situe entre 0,75 et 0,90 mètre, et est due à un ombrage plus important en bas de la plante qu'en haut. On constate des différences entre les deux plantes : l'APAR de la plante AE est réparti de manière plus homogène, avec des écarts moins marqués entre le haut et le bas de la plante, par rapport à la plante CA, où l'écart entre le haut et le bas de la plante est plus important. Le bas de plante AE, possède des valeurs supérieures à 50 W/m², alors que celles de la plante CA sont en général en dessous.

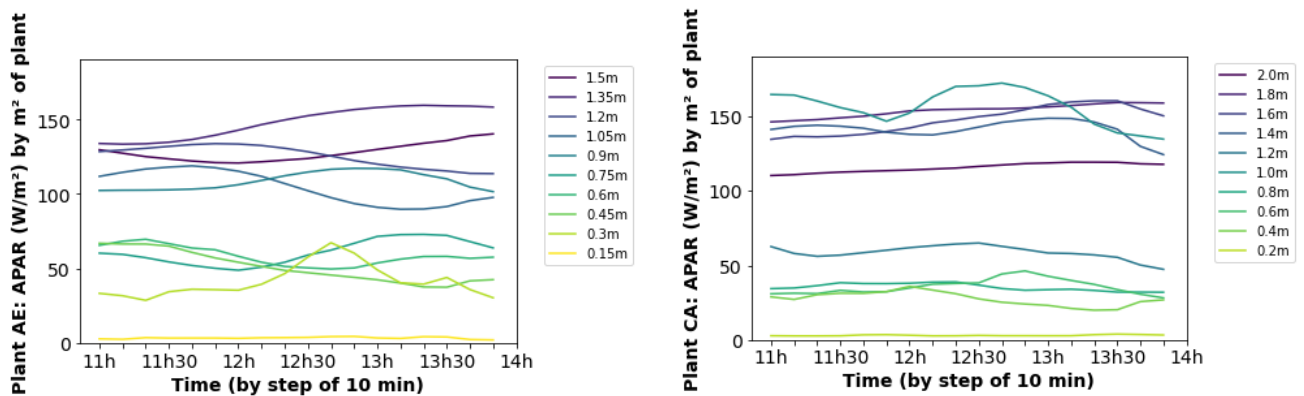


Figure 50 : Profil vertical de l'APAR_{plante}(t) pour les champs AE (gauche) et CA (droite) en fonction de la surface de plante.

Cela peut s'expliquer par la différence dans la distribution verticale de la surface foliaire des deux plantes, comme illustré sur la Figure 51. Rappelons également, que l'agencement (inter-rangs, inter-pieds) est différent. La plante CA possède plus de 48 % de sa surface foliaire sur la partie supérieure (les 4 sections les plus hautes), ce qui lui permet de capter plus de rayonnement. Pour la plante AE la partie supérieure représente un peu plus de 30 %, ce qui se traduit par une captation moins importante sur la partie haute de la plante.

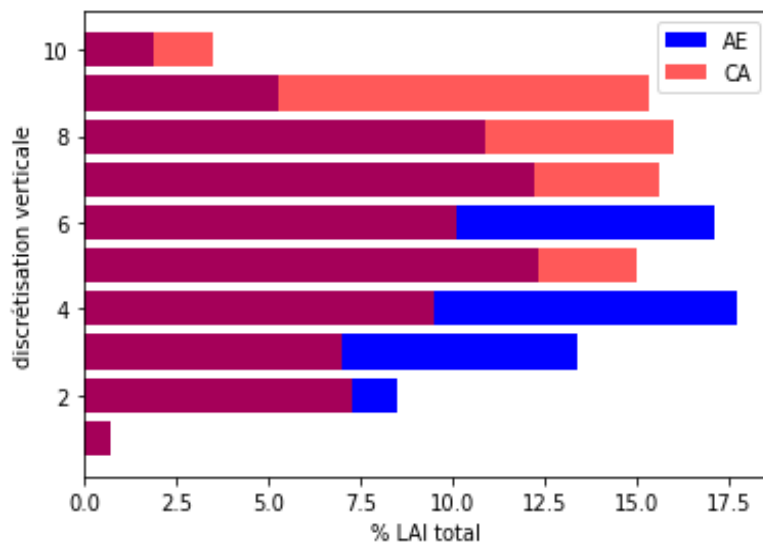


Figure 51 : Distributions verticales de surface foliaire pour les plantes AE et CA. Les plantes ont été découpées en 10 couches distinctes (par pas de 20 cm pour CA et 15 cm pour AE, du sol 1 au sommet de la plante 10)

c) Gamme de puissances.

Nos résultats, ont mis en évidence des différences dans la répartition de l'APAR, sur le profil vertical de la plante, entre les champs AE et CA. La question qui se pose maintenant pour éclairer la répartition du rayonnement au sein du couvert, est de déterminer quelles plages de puissance sont absorbées dans le PAR sur le sol et la plante, et comment ces plages sont distribuées. Avec DART il est possible d'explorer ces plages de puissances absorbées. Étant donné que les plantes et les sols AE et CA n'ont pas le même APAR (Figure 41), il est instructif de comprendre quelles plages de puissances prédominent, en particulier les disparités entre AE et CA.

Dans le prolongement de l'étude, les plages de puissances vont de 0 à 10 W/m² jusqu'à +100 W/m², avec des incréments de 10 W/m². Chaque plage est associée à un pourcentage représentatif de la plante ou du sol, utilisant ainsi la surface de plante ou du sol en m², pour permettre des comparaisons avec la section précédente. On moyenne le résultat sur la journée du 11/09/2019 de 11h à 14h.

Sur la Figure 52, on constate que la plante AE capte le plus d'énergie dans la plage de 10 à 20 W/m², sur une surface supérieure à 5 %, ainsi que dans les plages extrêmes de 40 à 80 W/m², pour une surface d'environ 1%. En revanche, la plante CA reçoit davantage d'énergie dans les plages intermédiaires de 20 à 40 W/m², sur une surface de 7%. La Figure 52, révèle que le sol AE absorbe une quantité accrue d'énergie dans les plages de 0 à 20 W/m², représentant plus de 12 % de la surface au sol. En revanche, le sol CA enregistre une absorption plus élevée dans les plages extrêmes de 20 à 50 W/m², représentant plus de 15 % des surfaces.

Ainsi, la plante AE capte plus d'énergie dans les plages de faible puissance sur une grande surface, et dans les plages de haute puissance mais sur des surfaces très réduites. Le sol CA absorbe dans des plages d'énergie plus homogènes. Pour chaque gamme au-delà de 20 W/m², le pourcentage de sol représenté est plus élevé que son homologue AE sur des surfaces importantes. Cette disparité est en accord avec la différence constatée précédemment dans l'APAR du sol dans les conditions réalistes (Figure 41).

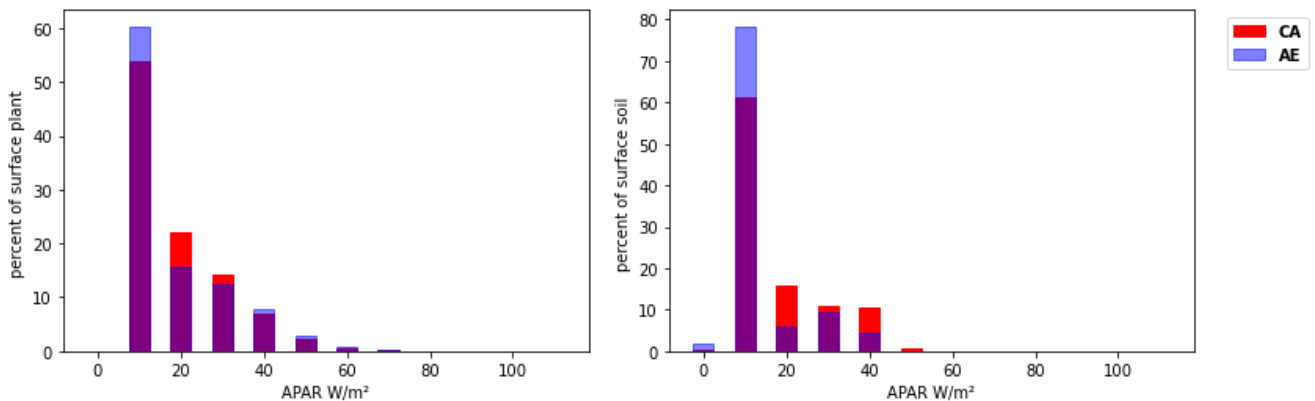


Figure 52 : Gamme de puissance du $APAR_{plante}(t)$ (à gauche) et $APAR_{sol}(t)$ (à droite) pour les champs AE et CA. Les gammes de puissances vont de 0 à +100 W/m^2 par pas de 10 W/m^2 .

En conclusion, la répartition du rayonnement au sein du couvert est donc différente entre les champs AE et CA. La plante AE présente une répartition beaucoup plus homogène de son énergie sur son profil vertical, ainsi que des plages d'APAR minimales et maximales plus étendues, ce qui indique une répartition de l'énergie plus équilibrée que celle de la plante CA. Cette dernière absorbe beaucoup plus d'énergie dans la partie supérieure de la plante que vers le bas, avec un pourcentage plus élevé dans les plages intermédiaires de 20 à 40 W/m^2 . On constate donc, que la plante et le sol AE reçoivent plus d'énergie dans les gammes d'énergie les plus faibles (de 0 à 20 W/m^2). Cette énergie est celle située en bas de plante, cela explique que la plante AE reçoit plus d'énergie sur le bas de sa plante et donc cela crée un écart moins grand entre le haut et le bas de la plante, confirmant ainsi que la distribution du rayonnement est distribuée de façon plus homogène sur la plante AE.

v. Comparaison de modélisations 1D et 3D

En général, les modèles représentent la végétation comme une superposition de couches homogènes turbides (par exemple, SCOPE, [Yang et al, 2021](#)), pour simuler le bilan radiatif de la végétation y compris l'APAR. En effet, ce modèle 1D de végétation nécessite peu de temps de simulation et peu de paramètres. Cependant, il peut constituer une source majeure lors de l'estimation de l'APAR (cf. chapitre 3). Cette problématique est examinée ici pour les deux champs de maïs, en créant des modèles en 1D des champs CA et AE, sous la forme de couches superposées homogènes et horizontales turbides, en utilisant les paramètres des modèles en 3D (hauteur des plantes, OP, etc.). La Figure 53, montre l' $APAR_{sol}(t)$ et l' $APAR_{plante}(t)$ des champs

AE et CA, simulés en tant que modèles 3D (c'est-à-dire le champ réel) et 1D le 11 juillet 2019. Les variations temporelles de l' $APAR_{sol}(t)$ et de l' $APAR_{plante}(t)$ sont régulières avec les modèles 1D, contrairement aux modèles 3D en particulier vers 12h en raison de la présence de rangées de végétation. Comme prévu, les modèles 1D ne peuvent pas simuler l'influence de l'architecture 3D de la végétation. Les différences sont examinées de manière plus détaillée ci-dessous :

1) $APAR_{sol}(t)$. Entre 11h et 14h, les modèles en 1D et 3D présentent des variations temporelles très différentes dans l' $APAR_{sol}(t)$. On constate de petites différences moyennes ($3,3 \text{ W/m}^2$ pour le champ AE et $6,0 \text{ W/m}^2$ pour le champ CA), ainsi que des différences similaires entre les champs CA et AE (c'est-à-dire que $MTD_{sol}^* = 20,1 \text{ W/m}^2$ pour les modèles en 3D et $MTD_{sol}^{1D} = 17,5 \text{ W/m}^2$ pour les modèles en 1D). En revanche, on constate des différences instantanées pouvant aller de $0,8$ à 16 W/m^2 pour AE et de $0,4$ à 19 W/m^2 pour CA.

2) $APAR_{plante}(t)$. Les modèles en 1D et 3D présentent des variations temporelles et des valeurs moyennes très différentes dans l' $APAR_{plante}(t)$. Les différences moyennes sont de $76,1 \text{ W/m}^2$ pour le champ AE et de $63,8 \text{ W/m}^2$ pour le champ CA. De plus, les modèles en 1D et 3D entraînent des différences entre les champs CA et AE : $MTD_{plante}^{1D} = 33,8 \text{ W/m}^2$, tandis que $MTD_{plante}^* = 21,5 \text{ W/m}^2$. Ces résultats concordent avec les différences d' $APAR$, constatées dans les forêts simulées avec des modèles en 1D et 3D ([Regaieg et al, 2021](#)). Les conclusions pour la canopée de maïs sont similaires : les différences dans l' $APAR$ simulée par les modèles en 1D et 3D, sont dues à l'architecture 3D des champs de maïs et en particulier à leur géométrie.

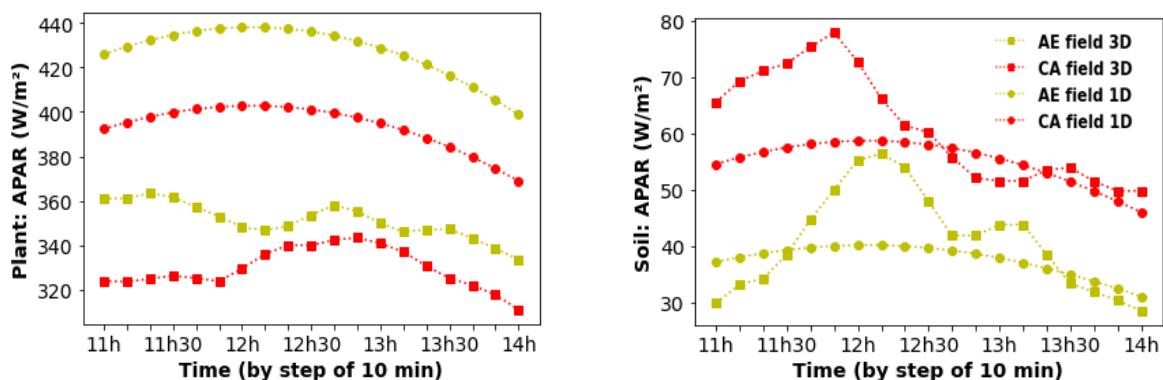


Figure 53 : $APAR(t)$ des plantes (à gauche) et du sol (à droite) des champs AE et CA simulés en tant que modèles 1D et 3D

vi. Conclusion générale sur l'étude de sensibilité

Nous avons constaté dans cette étude, des différences d'APAR_{sol} et d'APAR_{plante} autour de 20 W/m² dans le cas réel entre les champs AE et CA. Pour comprendre d'où venait cette différence, on a quantifié la part de chaque paramètre, dans les différences d'APAR_{sol} et d'APAR_{plante} entre les champs AE et CA, en remplaçant un par un chaque paramètre d'un champ dans l'autre champ, tout en maintenant les autres paramètres. Nous avons calculé systématiquement les différences résultantes entre les champs réalistes et modifiés (c'est-à-dire $MTD_{plante}^{AE^*-AE^M}$, $MTD_{sol}^{AE^*-AE^M}$, $MTD_{plante}^{CA^*-CA^M}$, $MTD_{sol}^{CA^*-CA^M}$), AE^M et CA^M étant les notations des champs modifiés.

La part de chaque paramètre est donnée ici en pourcentage des différences absolues correspondantes, $|MTD_{plante}^*|$ et $|MTD_{sol}^*|$ pour les champs AE (Tableau 13) et CA (Tableau 14). La valeur négative de $MTD_{plante}^{AE^*-AE^M} / |MTD_{plante}^*|$ (c'est-à-dire -7,5 %) dans le Tableau 13, indique que la géométrie AE favorise l'APAR_{plante}. Symétriquement et de manière plus marquée, la valeur positive de $MTD_{plante}^{CA^*-CA^M} / |MTD_{plante}^*|$ (c'est-à-dire 26,3 %) dans le Tableau 14, indique que la géométrie CA désavantage l'APAR_{plante}. À l'exception du LAI qui augmente généralement l'APAR_{plante}, et qui a un impact direct sur l'effet des autres paramètres, l'OP_{sol} a la part la plus importante à la fois pour l'APAR_{sol} et l'APAR_{plante}. Par exemple, la valeur négative de $MTD_{plante}^{AE^*-AE^M} / |MTD_{plante}^*|$ (c'est-à-dire -44,2 %), associée à l'utilisation de OP_{sol}^{CA} dans le champ AE, s'explique par le fait que le sol de AE avec ses résidus absorbe moins et diffuse plus de rayonnement vers les plantes que le sol de CA. Il est intéressant de noter, que le rôle de la géométrie AE ajouté à celui du modèle de plante AE est loin d'être négligeable, maximisant ainsi l'APAR_{plante}.

La sensibilité du LAI à l'APAR a également été étudiée. Il est apparu qu'elle était deux fois plus élevée pour le champ CA que pour le champ AE, près des conditions réelles du champ (par exemple, LAI ≈ 3).

Tableau 13 : Part (%) de MTD sur APAR_{plante} et APAR_{sol} de chaque paramètre CA dans le champ AE.

Paramètres modifiés dans le champ AE	CA géométrie	OP _{sol} ^{CA}	OP _{plante} ^{CA}	CA plante forme	LAI _{CA} = 3.2
$MTD_{plante}^{AE^M-AE^*} / MTD_{plante}^* $	-7.5 %	-44.2 %	-15.4 %	-19.4 %	-40.8 %
$MTD_{sol}^{AE^M-AE^*} / MTD_{sol}^* $	2.8 %	45.1 %	0,9 %	18.1 %	36.7 %

Tableau 14 : Part (%) de MTD sur $APAR_{\text{plante}}$ et $APAR_{\text{sol}}$ de chaque paramètre AE dans le champ CA.

Paramètres modifiés dans le champ CA	AE géométrie	$OP_{\text{sol}}^{\text{AE}}$	$OP_{\text{plante}}^{\text{AE}}$	AE plante forme	$LAI_{\text{AE}} = 3.5$
$MTD_{\text{plante}}^{\text{CA}^{\text{M}}-\text{CA}^*} / MTD_{\text{plante}}^* $	26.3 %	48.7 %	13.9 %	14.4 %	52.2 %
$MTD_{\text{sol}}^{\text{CA}^{\text{M}}-\text{CA}^*} / MTD_{\text{sol}}^* $	-23.7 %	-53.9 %	-1.8 %	-17.2 %	-42.3 %

L'étude de la distribution spatiale de l'APAR des champs AE et CA, a permis de mettre en évidence des différences dans la répartition de l'APAR, selon le profil vertical de la plante. Les couches les plus hautes des deux plantes reçoivent le plus d'énergie et celles en bas le moins. Cela est dû aux effets d'ombrage plus présent sur le bas de la plante qu'au sommet. Cependant, on constate que pour la plante CA, cette répartition est très différente entre le haut et le bas de la plante, alors qu'elle est beaucoup plus homogène sur la plante AE. Cela est dû à la forme de la plante CA, qui a un LAI beaucoup plus développé en haut de la plante qu'en bas mais aussi à la géométrie du champ. Il est important de souligner que ces différences dans la distribution verticale, pourraient influencer le développement des plantes et par conséquent leur rendement ([Sarlikioti et al, 2011](#)).

Une analyse des plages de densité de puissance surfacique reçue par les plantes AE et CA, ainsi que par le sol a été réalisée. La plante AE capte principalement de l'énergie dans les plages de puissance minimales sur des surfaces étendues. En revanche, la plante CA en reçoit davantage dans les plages de puissance intermédiaires. Le sol CA quant à lui, enregistre les plages de puissance les plus élevées sur des surfaces significatives, expliquant ainsi les variations d'APAR observées dans des conditions réalistes au niveau du sol.

Ces résultats soulignent l'importance des pratiques agricoles AE pour les sols. Il est évident que le sol CA absorbe plus d'énergie dans la plage du PAR. Cette énergie perdue pour la plante contribue à l'élévation ultérieure de la température du sol, accroissant ainsi le risque d'impacts négatifs sur le développement des plantes ([Stone et al, 1999](#)).

Il a été observé que l'énergie provenant des plages de puissances minimales absorbée par la plante AE, se trouve dans la partie basse de la plante. Cette énergie contribue à minimiser l'écart entre la partie haute et la partie basse de la plante AE, ce qui n'est pas le cas pour la plante CA. En résumé, la plante AE reçoit plus d'énergie que la plante CA et présente une répartition plus homogène de cette énergie sur l'ensemble de sa structure.

L'influence de l'orientation des rangées de maïs sur l' $APAR_{sol}$, l' $APAR_{plante}$, le MTD_{plante} et le MTD_{sol} a été étudiée. Cela a montré que dans le champ CA, bien structuré, à midi, l' $APAR_{sol}$ est maximal avec des rangées Nord-Sud (c'est-à-dire une direction solaire parallèle aux rangées à midi) et l' $APAR_{plante}$ est maximal avec des rangées Est-Ouest (c'est-à-dire une direction solaire perpendiculaire aux rangées à midi). Les résultats sont presque inversés pour le champ AE. Cela s'explique principalement, par le fait que les rangées dans le champ AE sont beaucoup moins marquées. En effet, le rapport "distance entre les rangs / distance entre les plantes" est de 6,4 pour le champ CA et de 1,6 pour le champ AE. Les différences entre les champs AE et CA (c'est-à-dire MTD_{sol}^* et MTD_{plante}^*) sont minimales avec l'orientation de rangée réelle "Est-Ouest", et maximales avec la rotation théorique de 90° vers l'orientation Nord-Sud. Il est intéressant de noter que, la prise en compte de l'orientation des rangées dans les études sur la végétation est facilitée par les produits cartographiques avec orientation des rangées, de plus en plus dérivés de données de télédétection (<https://eolab.cnes.fr/projets/orientation-des-cultures-agricoles>).

La manière dont la canopée végétale est modélisée, influence grandement les simulations d'APAR et les observations par télédétection. Cela a été illustré, en comparant les simulations d'APAR pour la végétation représentée par des modèles en 3D et en 1D. Cela a montré que les modèles en 3D et en 1D, conduisent à des variations horaires très différentes de l'APAR. Ces variations sont très lisses avec les modèles en 1D, en raison de leur symétrie azimutale, contrairement au modèle en 3D en raison de la dissymétrie induite par les rangées. Il en résulte une variation horaire non lisse de l'APAR, que les modèles en 1D ne peuvent pas reproduire. De plus, par rapport au modèle en 3D le modèle en 1D avec le même LAI surestime considérablement l' $APAR_{plante}$ et sous-estime l' $APAR_{sol}$. Cela est cohérent avec l'hétérogénéité en 3D des canopées, où l'agrégation de la végétation a tendance à augmenter la transmittance de la végétation. Ici, l' $APAR_{plante}$ est surestimé de $76,1 \text{ W/m}^2$ pour le champ AE et de $63,8 \text{ W/m}^2$ pour le champ CA (augmentation relative d'environ 20 %). Ces résultats soulèvent des questions sur l'adéquation de l'utilisation de modèles en 1D pour étudier l'APAR à des échelles fines.

Des études sur le maïs, ont montré un lien direct entre la réduction du rayonnement dans le PAR et la réduction de la productivité (Yang et al, 2022). En réduisant le rayonnement PAR de 15 % en fonction de la variété de maïs, le nombre de grains par rangée peut diminuer de 7,2 % et les taux d'avortement des grains peuvent augmenter de 5,3 %. Dans notre étude, nous avons constaté une diminution de l'APAR d'environ 6,5 % dans le cas réaliste entre AE et CA, et cette différence peut atteindre 16,2 % avec une rotation de champ de 90° par rapport au cas réaliste,

ce qui se produit fréquemment dans la région étudiée. On peut donc argumenter que la modulation du rayonnement PAR causée par la pratique agricole AE, peut avoir une conséquence directe sur le rendement du maïs.

VII. Simulations dans le domaine thermique à partir des maquettes 3D des champs CA et AE

i. Scenarios de simulation thermique et hypothèses

Des écarts de température ont été observés entre les champs AE et CA (cf. chapitre 4 section 4) : le champ AE est 2 K plus chaud que le champ CA, en moyenne, en journée, pour juillet 2019. Ces écarts de température peuvent être attribués à divers processus dont certains liés à la phénologie des maïs modélisés et aux pratiques agricoles. Pour les facteurs abiotiques il s'agit notamment des effets géométriques (le LAI, la forme des plantes et la géométrie du champ), des propriétés spectrales (OP des plantes et du sol) et de l'hydrodynamique des sols intervenant dans l'évapotranspiration. Il est donc intéressant de se demander si les différences géométriques des deux champs peuvent expliquer quantitativement, à elles seules cette différence de température ?

Cette question a été étudiée avec le modèle DART et les maquettes des champs étalonnées et validées dans le domaine visible, puis adaptées à la modélisation de l'émission thermique. La distribution des températures dans DART est donc uniquement déterminée par le rayonnement et non les autres processus d'échange de chaleur (flux conductifs et convectifs à l'interface SVA). Ainsi, les températures de brillance simulées T_B^{DART} peuvent être comparées aux T_B^{UAV} observées, pour chaque champ sachant que ces T_B^{UAV} proviennent des pixels dont les indices de végétation correspondent au cas médian pour chaque parcelle (cf. chapitre 5).

Pour réaliser les simulations DART il faut paramétrer ces maquettes avec l'émissivité (ϵ) du sol et des plantes, la température de l'atmosphère (T_{atmo}) et la température (T) du sol et de la plante qui seront les températures superficielles des éléments de maquette.

ii. Choix du modèle DART LUX pour les simulations thermiques

Tout élément de surface, a une température qui dépend de son bilan d'énergie, dans lequel intervient le bilan radiatif. Le calcul du bilan d'énergie pour des paysages 3D est très complexe, à cause du grand nombre de variables et de leur interdépendance ainsi, qu'aux paramètres à renseigner pour chaque élément de maquette. La modélisation du bilan radiatif de DART utilise une méthode d'illumination dans le VIS, pour donner une distribution des températures 3D des éléments qui devrait résulter en théorie d'un bilan d'énergie. Cette méthode, nécessite donc de spécifier une plage de température ($T_{\text{mean}}, \Delta T$) par type d'élément (*e.g.*, plante et sol). Elle

utilise le fait qu'une surface tend à avoir une température d'autant plus élevée, que son éclairage est important. L'idée est que les surfaces les plus éclairées ont tendance à avoir une température plus élevée et vice versa. DART simule l'éclairage VIS d'ordre 1 (i.e., rayonnements solaire direct) de chaque élément, puis affecte la température maximale $T_{mean} + \frac{\Delta T}{2}$ aux surfaces les plus éclairées, la température minimale $T_{mean} - \frac{\Delta T}{2}$ aux surfaces les moins éclairées et des températures intermédiaires aux autres surfaces, selon leur éclairage en utilisant la loi de Stefan Boltzmann. Il s'agit d'une approximation, car la température d'une surface dépend de nombreux autres processus, tels que sa capacité calorifique, ses échanges thermiques par conduction et convection, sa capacité à évapotranspirer et pas uniquement de son éclairage. Son estimation nécessiterait en effet, le calcul du bilan énergétique complet. Cependant, la méthode d'illumination basée sur des principes physiques radiatifs est une première approximation.

Comme nous disposons des températures observées par drone à une résolution décimétrique, cette étude revêt néanmoins un intérêt pour mettre en évidence les écarts de température entre simulation et observation qui peuvent être attribués aux autres processus en comparant les deux modalités agricoles.

Dans les chapitres précédents, les simulations ont été réalisées avec le mode DART-FT basé sur la méthode des ordonnées discrètes, car il est jusqu'à présent le plus adapté pour simuler le bilan radiatif (cf. chapitre 3). Cependant, comme indiqué dans le chapitre 3, DART-Lux est le meilleur mode pour simuler des images, y compris dans le domaine thermique, car il offre une meilleure précision et des temps de simulation plus courts grâce à sa modélisation Monte Carlo bidirectionnelle.

La modélisation de l'émission thermique de DART-Lux, diffère de celle de DART-FT : les rayons sont émis depuis des points \mathcal{P} qui échantillonnent les éléments du paysage dont la température doit être calculée. Pour des paysages simulés avec des triangles, un point \mathcal{P} est tout d'abord déterminé par triangle et par facette (Figure 54) via l'intersection de chaque triangle avec une grille 3D régulière, définie par l'utilisateur. Chaque point \mathcal{P} est le centroïde du triangle, ou de la partie du triangle compris dans un élément de la grille 3D.

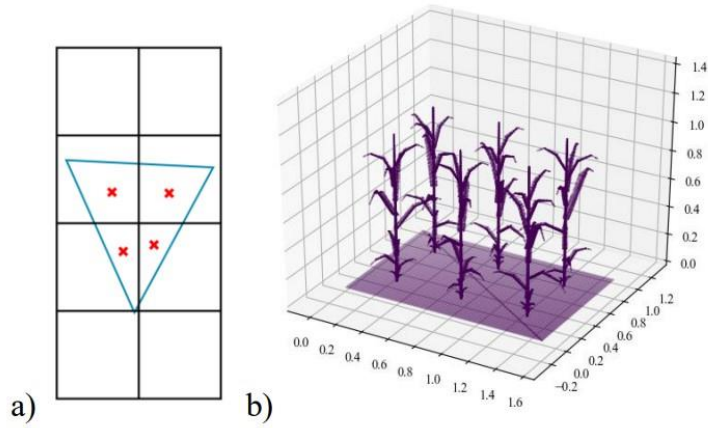


Figure 54 : Méthode d'échantillonnage de points pour un triangle unique (a) et une scène de maïs (b). Source : Omar Regaieg. Modeling radiative transfer of Sun-Induced Fluorescence, thermal emission and radiative budget of 3D vegetation canopies : towards a comprehensive 3D SIF model. Earth Sciences. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2023. English. NNT : 2023TOU30004. tel-04251048

Ensuite, l'éclairement du centroïde de chaque facette sur les deux faces de la facette est calculé, en utilisant l'éclairement direct du soleil et l'éclairement solaire diffus de l'atmosphère défini en amont. Cet éclairement d'ordre 1 $E_{P,1}$ en chaque centroïde \mathcal{P} est :

Équation 20

$$E_{P,1} = E_{P,dir,1} + E_{P,diff,1}$$

Avec $E_{P,dir,1}$ l'éclairement direct d'ordre 1, calculé en traçant un rayon pour le point \mathcal{P} dans la direction du soleil. Si le rayon n'est pas intercepté, $E_{P,dir,1} = E_{sun} \cdot |\Omega_s \cdot \vec{n}|$, (E_{sun} est l'éclairement du soleil pour une surface perpendiculaire à la direction du soleil Ω_s et \vec{n} est la normale à la surface, si $\Omega_s \cdot \vec{n} > 0$, la face supérieure est éclairée, sinon la face inférieure est éclairée). Si le rayon est intercepté, $E_{P,dir} = 0$.

L'éclairement diffus incident en un point \mathcal{P} est :

Équation 21

$$E_{P,diff,1} = \int_{2\pi} L_{P,1}(\Omega_i) \cdot |\Omega_i \cdot \vec{n}| \cdot d\Omega$$

Le terme $L_{P,1}(\Omega_i)$, représente la radiance diffuse d'ordre 1, incidente au point \mathcal{P} . $E_{P,diff,1}$ est l'éclairement diffus d'ordre 1 en chaque centroïde \mathcal{P} .

Une fois le rayonnement local calculé, une température T_P est attribuée à chaque valeur d'éclairement E_P , en utilisant les propriétés de température définies par l'utilisateur (T_{mean} , ΔT) et la relation :

Équation 22

$$T_P^4 = a \cdot E_P + b$$

Cette relation, est choisie car pour une surface à l'équilibre thermique, avec une température T et recevant un flux d'énergie E , T^4 augmente linéairement avec E .

a et b sont calculés de façon à ce que, $T_{max}^4 = a \cdot E_{max} + b$ et $T_{min}^4 = a \cdot E_{min} + b$. On rappelle que les bornes sont définies par $T_{max} = T_{mean} + \frac{\Delta T}{2}$ et $T_{min} = T_{mean} - \frac{\Delta T}{2}$. Cette relation est choisie car elle permet de modéliser de manière approximative, la relation entre la température d'une surface et le flux d'énergie qu'elle reçoit.

On remarque de l'équation T_P que si E_{max} , E_{min} et E_P sont multipliés par un facteur α , l'expression de T_P reste la même. Par conséquent, la valeur absolue de l'éclairement BOA E_{BOA} utilisée à l'étape d'illumination n'est pas importante. Cela signifie que n'importe quelle valeur factice peut être utilisée pour l'éclairement BOA, et qu'il n'est pas nécessaire de calculer le véritable éclairement BOA, ou d'effectuer une illumination multispectrale. T_P est en fait affecté uniquement par la distribution du rayonnement entre E_{max} et E_{min} .

Équation 23

$$T_P = \left(\frac{T_{max}^4 - T_{min}^4}{E_{max} - E_{min}} \cdot (E_P - E_{max}) + T_{max}^4 \right)^{\frac{1}{4}}$$

Le modèle DART peut donc assigner une distribution 3D de températures à une maquette de champ, et en distribuer des températures à partir d'intervalles de température spécifiés pour le sol et la végétation.

Vérification préalable de conformité entre DART-FT et DART-Lux :

Un premier travail consiste à vérifier que les maquettes validées pour DART-FT dans le VIS, sont compatibles avec la méthode DART-Lux. Pour cela, nous avons comparé les résultats des simulations VIS-NIR, DART-Lux et DART-FT avec les données de réflectance drone. La Figure 55, compare la réflectance verte pour les données UAV, DART-FT et DART-Lux pour les champs AE et CA (cf. Annexe, Figure 69). Le temps de simulation pour une maquette de 1m² est 11' 37" pour DART-FT et 8' 32" pour DART-Lux, cela représente un gain de 22%, qui sera précieux dans la suite de l'étude car beaucoup de simulations seront nécessaires. Les valeurs de médianes pour le champ AE sont identiques entre UAV, DART-FT et DART-Lux. La valeur médiane du champ CA DART-Lux est légèrement plus proche de UAV (Figure 55).

La méthode DART-Lux sera utilisée dans la suite de l'étude, car c'est la meilleure méthode d'éclairage, or la distribution de température dans DART est basée sur l'éclairage et de plus elle permet un gain de temps de calcul.

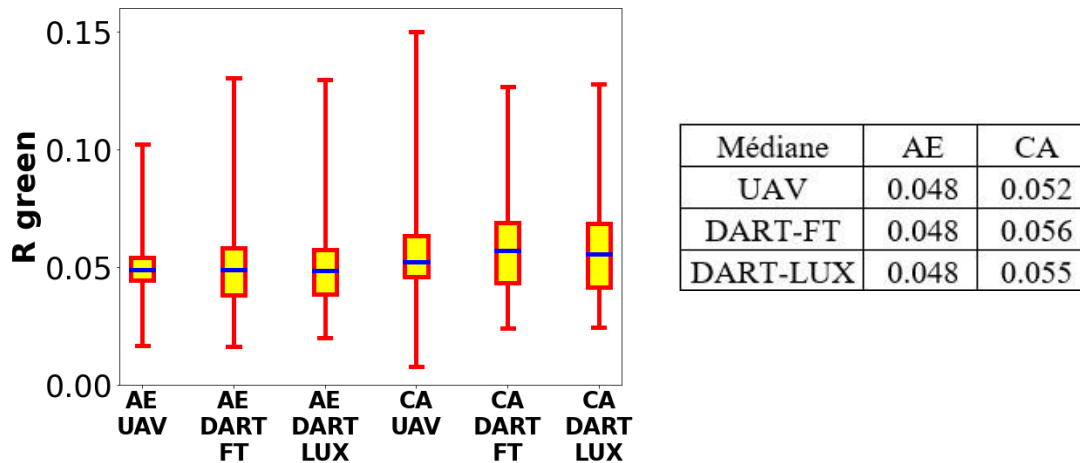


Figure 55 : Réflectance pour la bande verte UAV, DART_FT et DART_LUX pour les champs AE et CA

iii. Méthode d'ajustement des maquettes thermiques

Des images T_B^{DART} ont été simulées sur l'intervalle spectral [7.2 μ m - 13.5 μ m], à la résolution spatiale (~20 cm) des images UAV. Les images UAV choisies proviennent comme pour le reste de l'étude du cas LAI médian (cf. chapitre 5). Les maquettes ont 5 paramètres d'entrée principaux :

ϵ_{plante} : émissivité de la plante (valeur par défaut issue de la littérature)

ϵ_{sol} : émissivité du sol (valeur par défaut issue de la littérature)

T_{plante} : température de plante (issue de la distribution des T_B^{UAV} puis ajustée)

T_{sol} : température de sol (issue de la distribution des T_B^{UAV} puis ajustée)

T_{atmo} : Température de l'atmosphère (mesure in-situ, cf. chapitre 4)

La méthode générale est indiquée Figure 56. Ne disposant pas de mesures expérimentales d'émissivité des plantes et du sol, nous avons utilisé des gammes de valeurs, données par [Rubio et al, 1997](#) ; [Pandya et al, 2013](#) ; [Masina et al, 2020](#). Leurs études ont été menées dans la gamme spectrale 8-14 microns, très proche de celle du drone (7.2-13.5 μ m). Ainsi, il a été considéré que les valeurs d'émissivités possibles, se trouvaient dans l'intervalle 0,99 à 0,91 pour le sol, et de 0,98 à 0,93 pour la plante.

Avec un taux de couverture autour de 70%, l'impact de l'émissivité des plantes sur la scène est plus important que celle du sol. Une étude de sensibilité réalisée avec DART, a néanmoins montré que la température de la végétation (T_{plante}) est le paramètre le plus impactant pour la scène. Nous avons opté pour une approche consistant à ajuster l'émissivité, pour le maïs et le sol dans la gamme des valeurs relevant de l'intervalle possible dans la littérature, après l'ajustement des températures.

Les valeurs T_{plante} et T_{sol} (T_{mean} , ΔT) sont assimilées par défaut aux valeurs $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$ (T_{mean} , ΔT). Dans un second temps, T_{mean} et ΔT sont ajustées pour minimiser l'écart entre $T_{\text{B}}^{\text{DART}}$ et $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$. Le séquenceur DART est utilisé pour simuler un ensemble de combinaisons de T_{plante} et T_{sol} .

Les pixels $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$ utilisés sont issus du cas médian (cf. chapitre 5) pour les mêmes raisons que nos études précédentes. Pour objectiver la comparaison entre $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$ et $T_{\text{B}}^{\text{DART}}$ nous nous appuyons sur trois critères statistiques :

- Aucune $T_{\text{B}}^{\text{DART}}$ ne doit être hors de la plage de $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$, la mesure est prise comme référence.
- $(T_{\text{B}}^{\text{DART}} \text{ médiane} - T_{\text{B}}^{\text{UAV}} \text{ médiane})$ doit être minimal pour répondre au critère de la médiane.
- Les différences $T_{\text{B}}^{\text{DART}} \text{ min} - T_{\text{B}}^{\text{UAV}} \text{ min}$ et $T_{\text{B}}^{\text{DART}} \text{ max} - T_{\text{B}}^{\text{UAV}} \text{ max}$ doivent être minimales afin que l'ensemble de la gamme de température soit représenté.

L'incertitude réside dans la distribution 3D des températures. Dès lors pour calibrer et valider notre modèle nous avons recours à trois approches, numérotées selon leur complexité croissante. Nous allons évaluer chacune d'entre elles, afin de sélectionner celle qui satisfait au mieux les trois critères énoncés précédemment. L'objectif est également de voir l'impact des paramètres d'entrée sur la distribution de température dans DART.

Approche 1 : $T_{\text{B}}^{\text{DART}}(T_{\text{mean}}, \Delta T) = T_{\text{B}}^{\text{UAV}}(T_{\text{mean}}, \Delta T)$ pour T_{plante} et T_{sol} sans ajustement. Dans cette approche, nous utilisons comme paramètre d'entrée les valeurs T_{mean} et ΔT , issus des $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$ pour les éléments plante et sol sans aucun ajustement. Ces paramètres permettent d'obtenir une distribution de températures. Cette approche est la plus simple à mettre en place et nécessite une seule simulation. L'objectif est de déterminer si les températures $T_{\text{B}}^{\text{UAV}}$ peuvent être directement introduites dans DART, pour obtenir des températures $T_{\text{B}}^{\text{DART}}$ respectant les

critères. On s'attend à ce que cela ne soit pas le cas car les T_B sont en générales différentes des températures radiatives.

Approche 2 : $T_B^{DART}(Tmean, \Delta T) = T_B^{UAV}(Tmean, \Delta T)$ pour T_{plante} et T_{sol} avec ajustement commun. Dans cette approche, nous utilisons comme paramètre d'entrée les valeurs $Tmean$ et ΔT issu des T_B^{UAV} , pour les éléments plante et sol. Ensuite, nous ajustons $Tmean$ et ΔT simultanément et de manière identique, autrement dit on ne distingue pas les paramètres d'entrées pour T_{plante} et T_{sol} . L'ajustement s'effectue jusqu'à ce que les critères entre les températures T_B^{UAV} et T_B^{DART} soient satisfaits.

Approche 3 : $T_B^{DART}(Tmean, \Delta T)_{plante} = T_B^{UAV}(Tmean, \Delta T)_{plante}$; $T_B^{DART}(Tmean, \Delta T)_{sol} = T_B^{UAV}(Tmean, \Delta T)_{sol}$ pour T_{plante} et T_{sol} , avec ajustement par type d'élément. Cette approche est similaire à l'approche 2 mais cette fois-ci, l'ajustement des éléments sol et plante est réalisé séparément, autrement dit on distingue les paramètres d'entrées. Les critères doivent être satisfaits pour les températures T_B^{DART} et T_B^{UAV} , des éléments plante et sol.

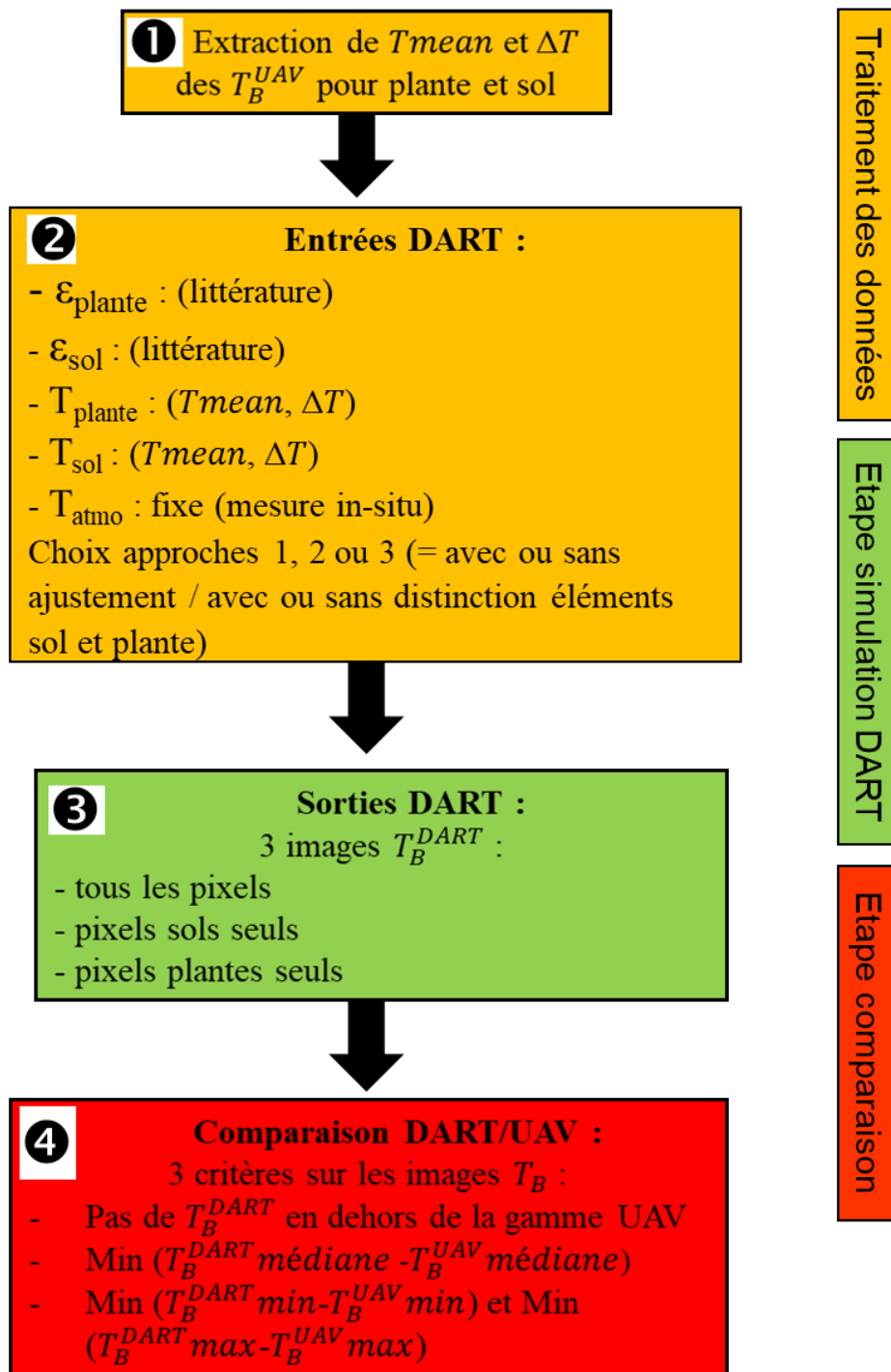


Figure 56 : Méthode d'ajustement dans le domaine thermique DART-Lux.

iv. Résultats et validation

L'approche (1) n'a pas satisfait les trois critères de comparaison pour les champs AE et CA (Figure 57). En effet, les valeurs médianes de DART/UAV diffèrent de plus de 2 K pour AE et plus de 1 K pour CA. Les valeurs extrémales T_B^{DART} et T_B^{UAV} ont un écart de plus de 7 K, pour AE et plus de 15 K pour CA. De plus, l'approche 1 ne permet pas de simuler avec DART les 2 K d'écart, constatés avec les données UAV entre les champs AE et CA. Un réajustement des valeurs de température est donc nécessaire.

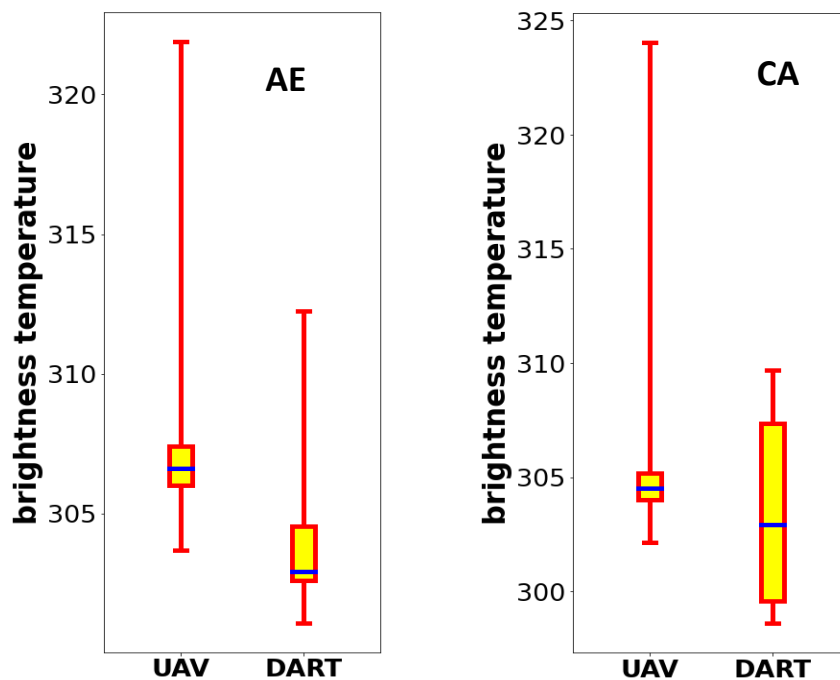


Figure 57 : Température de brillance champ AE (à gauche) et CA (à droite) méthode 1

L'approche (2) obtient de meilleurs résultats que l'approche (1). En effet, aucune T_B^{DART} n'est en dehors de la plage de T_B^{UAV} . Les valeurs médianes de DART et d'UAV sont proches (inférieures à 0.3 K) pour l'ensemble des pixels et pour les pixels plantes. De plus, DART a reproduit la différence de 2 K, entre les champs AE et CA conformément aux données UAV.

Cependant, on constate des différences entre les valeurs médianes pour les pixels sols (écart de 1 K), et pour les T_B min et max (écart au minimum supérieur à 8 K), quel que soit le type de pixels (Figure 58). On constate également que les valeurs de T_B sol sont sous estimées, quel que soit le champ. Malgré cette sous-estimation (entre 1 et 1.5 K), les $T_B^{DART/UAV}$ globales sont très proches. Cela vient du fait que l'ajustement se fait sur l'ensemble des pixels (sol, plante et mixel). Or dans cet ensemble il y a une très grande majorité de pixels plantes, car le LAI est

assez élevé (>3.2) et le taux de recouvrement des plantes est de plus de 70 %. On constate également que les $T_{B \text{ DART/UAV}}$ pour la plante sont très proches. Cela confirme que la plante gouverne la T_B pour ces valeurs de LAI médian, et que la température du sol n'est pas très impactante pour la T_B globale. Pour obtenir de meilleurs résultats sur la partie sol, une autre méthode d'ajustement sera nécessaire.

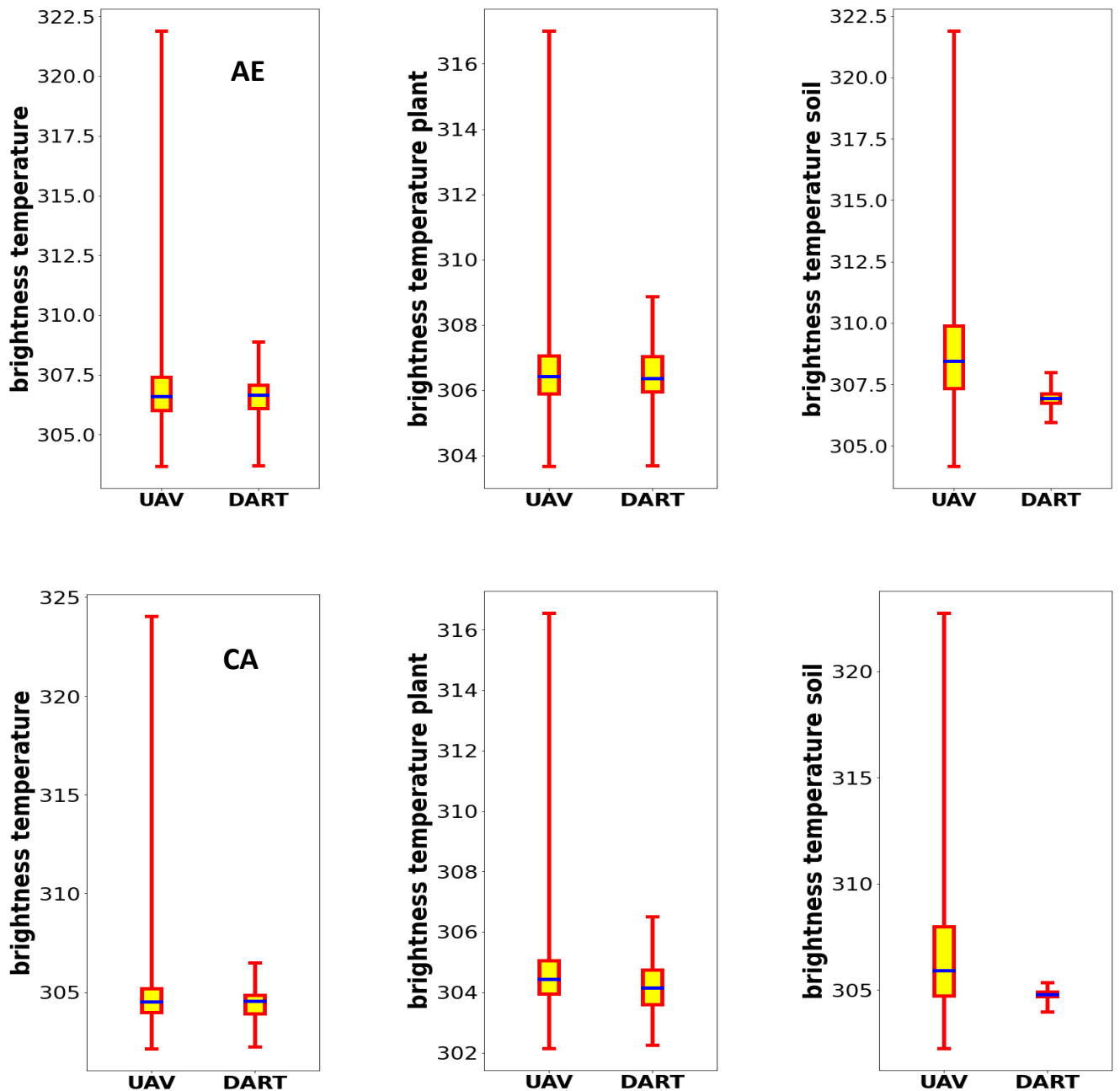


Figure 58 : Température de brillance AE et CA pour tout le champ, les pixels plantes, les pixels sols méthode 2

L'approche (3) obtient également de bons résultats. Aucune T_B^{DART} n'est en dehors de la plage de T_B^{UAV} . Les valeurs médianes de DART et d'UAV sont proches, pour l'ensemble des pixels, pour les pixels plantes et pour les pixels sol (inférieur à 0.3 K), ce qui n'était pas le cas dans l'approche (2). DART a reproduit la différence de 2 K entre les champs AE et CA, conformément aux données UAV (Figure 59).

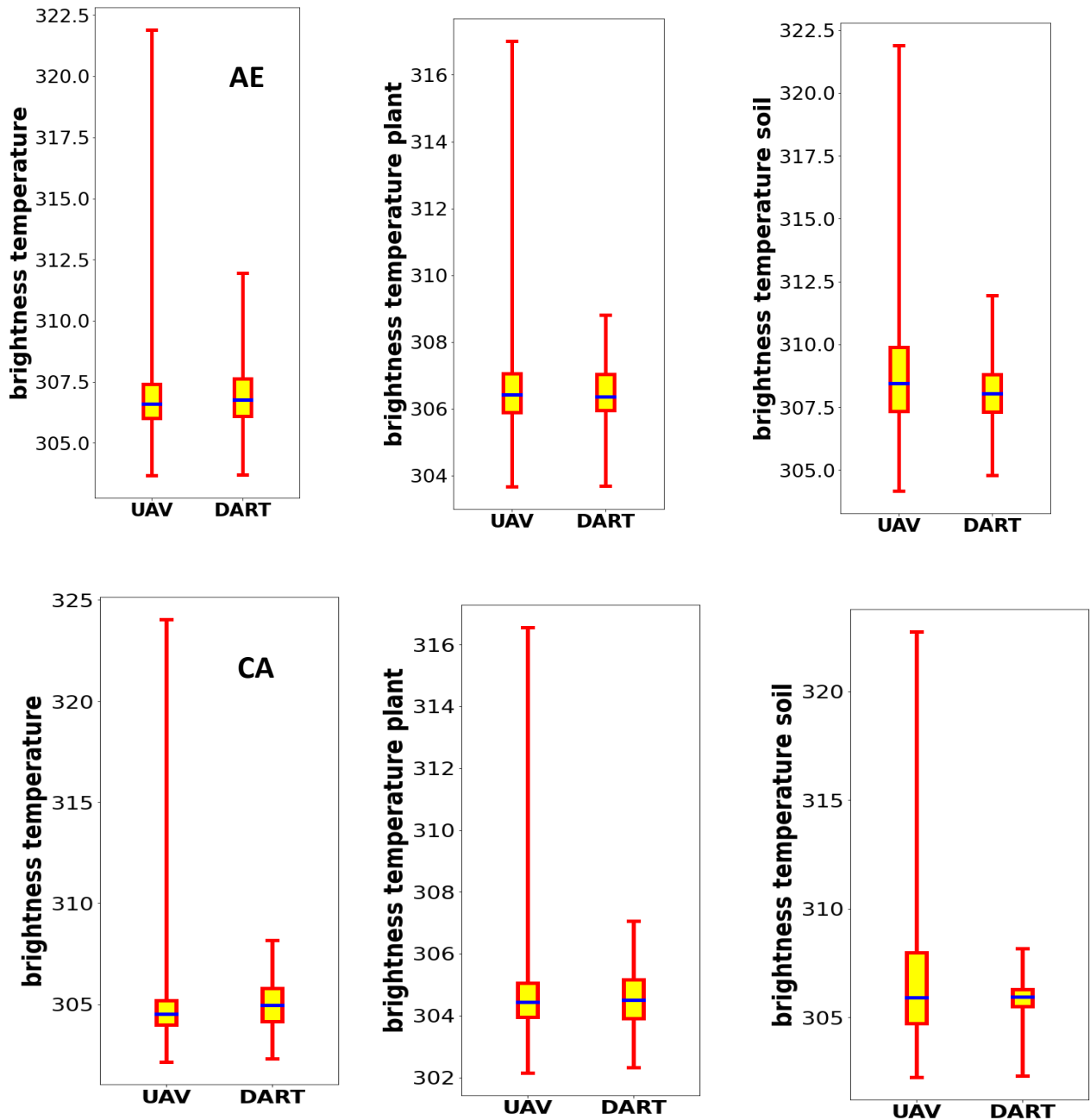


Figure 59 : Température de brillance AE et CA pour tout le champ, les pixels plantes, les pixels sols méthode 3

Les différences $T_B^{DART} min - T_B^{UAV} min$ sont faibles (inférieures à 0.4 K), pour l'ensemble des pixels, pour les pixels plantes et pour les pixels sol, ce qui n'étaient pas le cas pour le sol dans l'approche 2. Cependant, on constate qu'il n'a pas été possible d'obtenir des différences

$T_B^{DART} max - T_B^{UAV} max$ aussi faibles (écart supérieur à 8K). Il est impossible d'obtenir de meilleurs résultats, sans affecter les deux autres critères de sélection. En effet, si on augmente la température T_{mean} ou le ΔT , on décale la valeur médiane de T_B^{DART} ou l'on crée des T_B^{DART} en dehors de la plage de T_B^{UAV} .

En conclusion, l'approche (3) satisfaisait le mieux les critères de comparaisons et sera donc utilisée dans la suite de l'étude. Les valeurs retenues pour les différents paramètres sont les suivantes :

- AE : $\epsilon_{sol} = 0.91$, $T_{sol} \in [295.5K \ 325.5K]$, $\epsilon_{plante} = 0.94$, $T_{plante} \in [305.1K \ 312.1K]$
- CA : $\epsilon_{sol} = 0.95$, $T_{sol} \in [287.2K \ 315.4K]$, $\epsilon_{plante} = 0.98$, $T_{plante} \in [302.3K \ 308.8K]$

On constate des valeurs d'émissivité du sol différentes, ce qui peut être lié aux pratiques agricoles différentes entre les deux champs et qui est cohérent avec les gammes de mesure de sol de [Rubio et al \(1997\)](#). Les différences d'émissivité des plantes peuvent être dues à des stades de développement distincts des pieds de maïs, la plante CA ayant un mois d'avance sur la plante AE. De plus, il s'agit de variétés de maïs différentes et ces valeurs sont dans les gammes d'émissivité de maïs trouvées par [Pandya et al \(2013\)](#).

Etude de sensibilité

Cette étude de sensibilité, s'appuie sur les maquettes dans le domaine thermique AE et CA, validées à l'étape précédente. Ici tout comme dans le chapitre 6, nous allons échanger les paramètres AE et CA un par un, et conserver les autres inchangés afin d'évaluer l'impact de chaque paramètre sur la T_B . En revanche, les paramètres sont fournis par l'observateur, les T_{mean} et ΔT sont fixes et bornées à partir des observations suite à l'ajustement précédemment. L'étude est donc plus contrainte. Néanmoins, la distribution des températures étant uniquement basée sur l'illumination, on peut avoir des distributions différentes dues à l'ombrage même si les T_{mean} et ΔT sont fixes et bornées.

Les objectifs en procédant ainsi sont d'une part d'évaluer comment la distribution des températures dans DART, basée sur l'illumination est impactée par les paramètres géométriques (LAI, géométrie du champ, forme de la plante). D'autre part d'évaluer comment l'effet des paramètres sur la simulation de la T_B et le bilan radiatif thermique pourront être quantifiés et mis en regard avec l'étude dans le PAR.

a) Géométrie du champ

Nous étudions ici l'impact de la géométrie du champ sur T_B , comme réalisé dans le chapitre 6 pour l'APAR. Pour cela 2 champs modifiés AEm et CA ont été créés. Ce sont les champs AE et CA, après échange de leurs géométries (i.e. distances inter-rangs et inter-pieds). Il apparaît (Figure 60) que le changement de géométrie a un impact notable pour chaque champ : la géométrie CA augmente la T_B globale du champ AEm, alors que la température augmente peu pour les plantes ($< 1K$) et beaucoup pour le sol (4K). En revanche, la géométrie AE fait baisser T_B globale du champ CA, alors que la température baisse peu ($\approx 1K$) pour les plantes et beaucoup pour le sol (3.5K). Le changement de géométrie a donc un impact clair quel que soit le champ. La géométrie AE diminue T_B^{DART} , en donnant plus de poids à T_{plante} , alors que la géométrie CA l'augmente, donnant plus de poids à T_{sol} . Des pixels de sol sont plus éclairés et donc des $T_{B\text{sol}}$ plus élevés apparaissent. Ces tendances ne concordent pas avec les observations du chapitre 4 : T_B^{UAV} est plus élevée dans le champ AE que dans le champ CA. Cependant, il est important de rappeler que dans DART, notre méthode de distribution des T_B^{DART} est basée uniquement sur l'illumination. Cela montre que la géométrie des champs à elle seule, sous l'hypothèse de cette méthode d'illumination, ne peut expliquer les écarts de T_B observés entre les 2 champs. Il existe donc d'autres processus physiques qui compensent l'effet de géométrie des champs AE et CA.

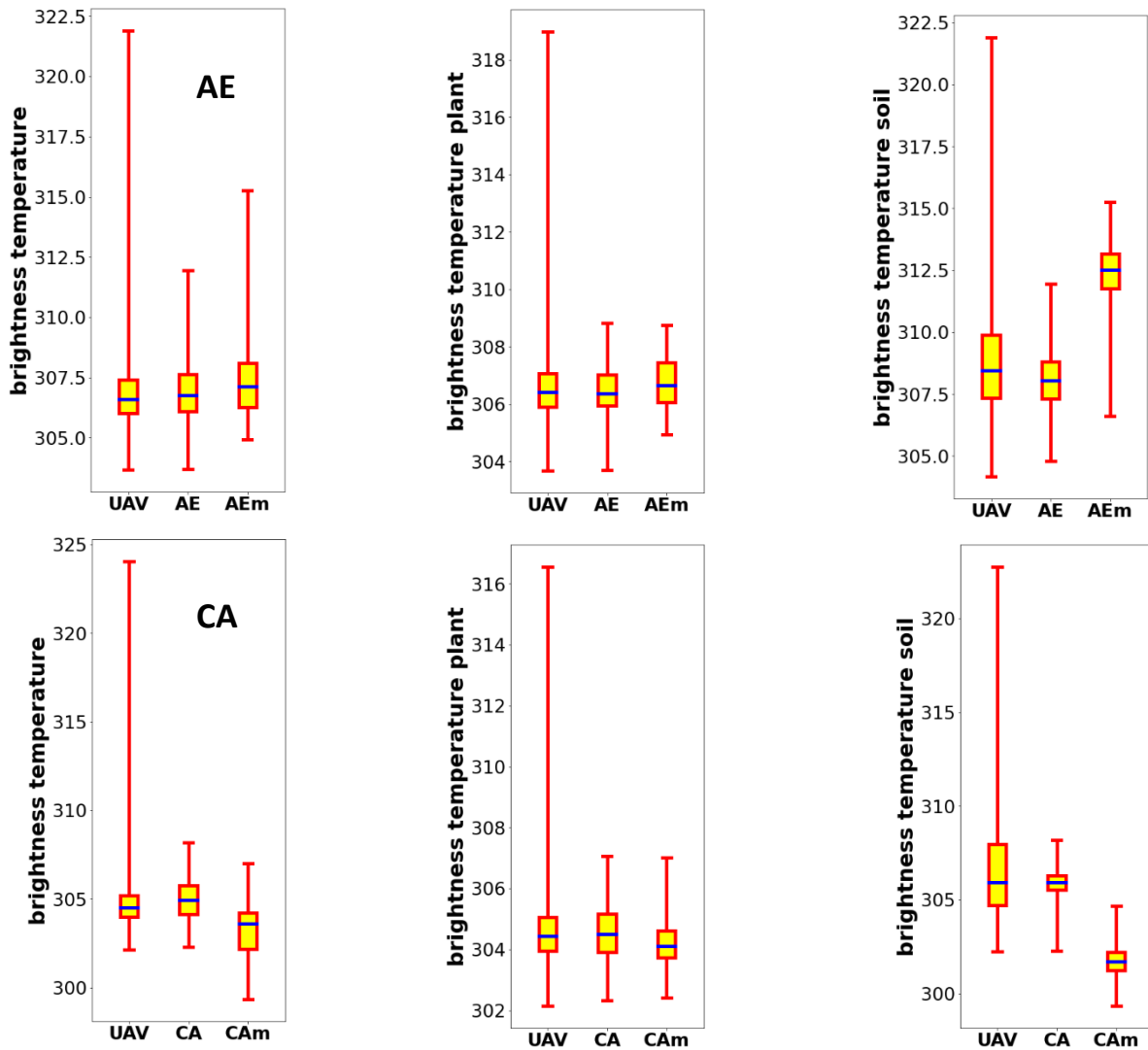


Figure 60 : T_B^{DART} et T_B^{UAV} pour les champs AE, CA, AEm et CAEm pour tous les pixels, les pixels "plantes", et les pixels "sol". AEm et CAEm sont les champs AE et CA après avoir interverti leurs géométries

b) Forme de la plante

Nous étudions l'impact de la forme des plantes avec des pieds de maïs intervertis (Figure 61). Par rapport au champ AE, T_B du champ AEm (*i.e.*, champ AE avec plante CA) a une valeur médiane très proche et des valeurs minimale et maximale plus élevées, car T_B^{sol} augmente dans le champ AEm. Par rapport au champ CA, T_B du champ CAEm (*i.e.*, champ CA avec plante AE) a une valeur médiane très proche et des valeurs minimale et maximale plus faibles, car T_B^{sol} diminue dans le champ CAEm.

La forme de la plante AE tend donc à diminuer T_B , tandis que la plante CA tend à l'augmenter. Une fois de plus, ces tendances ne concordent pas avec les résultats du chapitre 4, T_B^{UAV} du

champ AE étant plus élevée, ce qui suggère l'existence d'autres processus physiques pour expliquer la différence des températures observées.

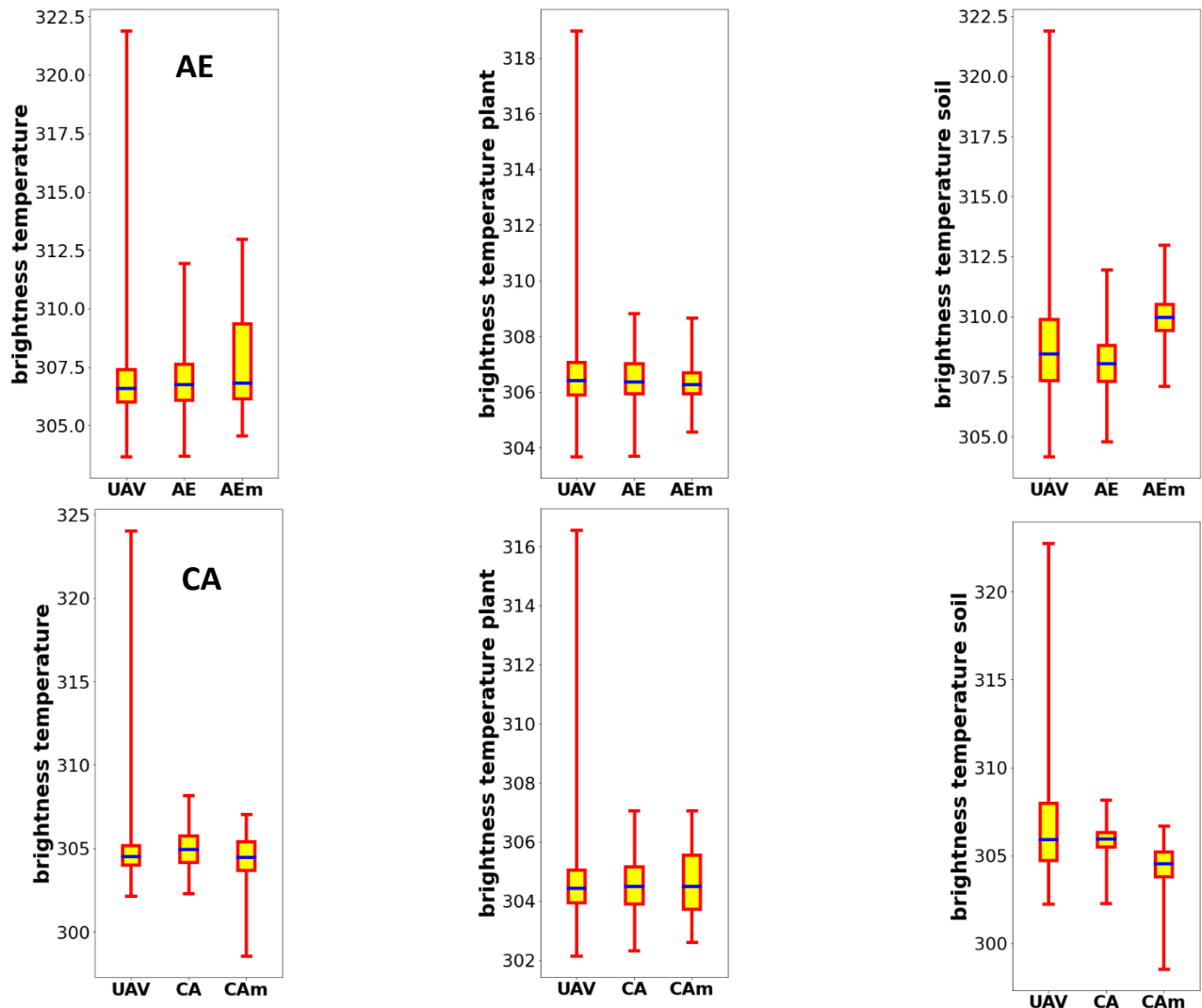


Figure 61 : T_B^{DART} et T_B^{UAV} des champs AE, CA, AEm et CAEm pour tous les pixels, les pixels "plantes" et les pixels "sol". AEm et CAEm sont les champs AE et CA après avoir interverti les pieds de maïs.

c) LAI

Le LAI ayant un fort impact sur l'APAR des deux champs (cf. chapitre 6, section 2), son impact sur T_B des deux champs a été étudié, en particulier pour évaluer comment il contribue à la différence de T_B entre les deux champs. Pour rappel, les LAI médians AE et CA sont très proches ($LAI_{AE} = 3,5 \text{ m}^2/\text{m}^2$ et $LAI_{CA} = 3,2 \text{ m}^2/\text{m}^2$). Comme précédemment, le champ AEm est le champ AE avec le LAI de CA (i.e., LAI_{CA}) et le champ CAEm est le champ CA avec le LAI de AE (i.e., LAI_{AE}). Il apparaît (Figure 62) que la différence médiane de T_B d'environ 2K persiste, pour AE/CAEm ($306.76 - 304.51 \text{ K}$) et pour CA/AEm ($304.95 - 306.60 \text{ K}$). De plus, les

différences de T_B entre AE/AEm et CA/CAM sont presque inexistantes. En résumé, l'impact de la différence de LAI sur T_B entre les deux champs est très limité. Ce résultat est très différent de celui constaté dans le chapitre 6, où le LAI a un impact très important sur l'APAR.

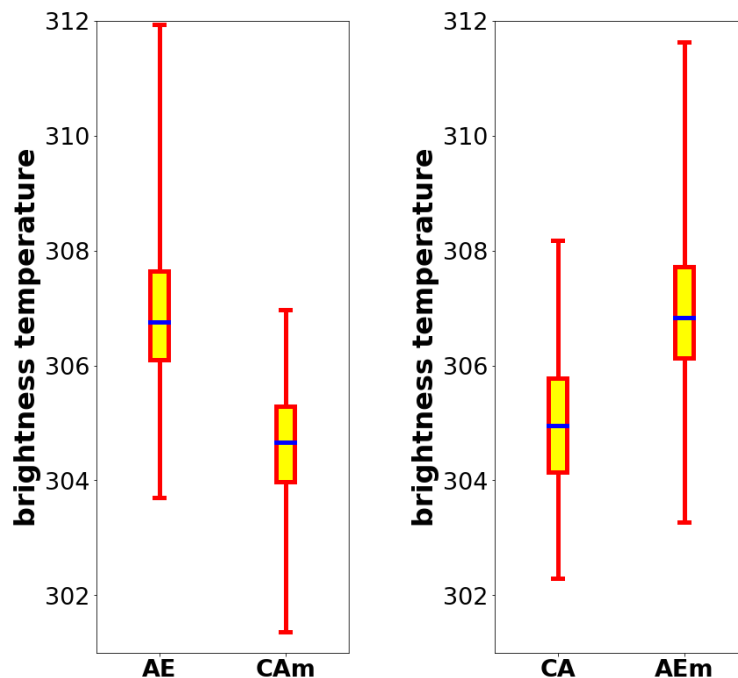


Figure 62 : Comparaison AE/CAM (avec LAI_{AE}) (à gauche) et CA/AEm (avec LAI_{CA}) (à droite)

d) Orientation des rangs

Dans le chapitre 6, nous avons examiné l'influence significative de la rotation des rangs sur l'APAR dans les deux champs. La configuration correspondant au cas réel (0°) réduit au minimum les différences d'APAR entre les deux champs. La question est donc d'estimer par la modélisation, comment la rotation des champs affecte la T_B .

À cet effet, nous avons effectué 8 simulations, 4 en AE et 4 en CA. Pour chaque champ nous avons pris en compte les cas réels (0°), ainsi que des rotations de 30° , 60° et 90° . La Figure 63 présente les résultats pour les deux champs. Nous constatons que l'impact de la rotation est extrêmement faible, quel que soit l'angle de rotation ou le champ considéré. Ainsi, la rotation a un impact pratiquement nul, avec cette méthode de distribution de la T_B par illumination. Ce

résultat est très différent de celui constaté dans le chapitre 6, où l'orientation des rangs entraîne des différences majeures dans l'APAR.

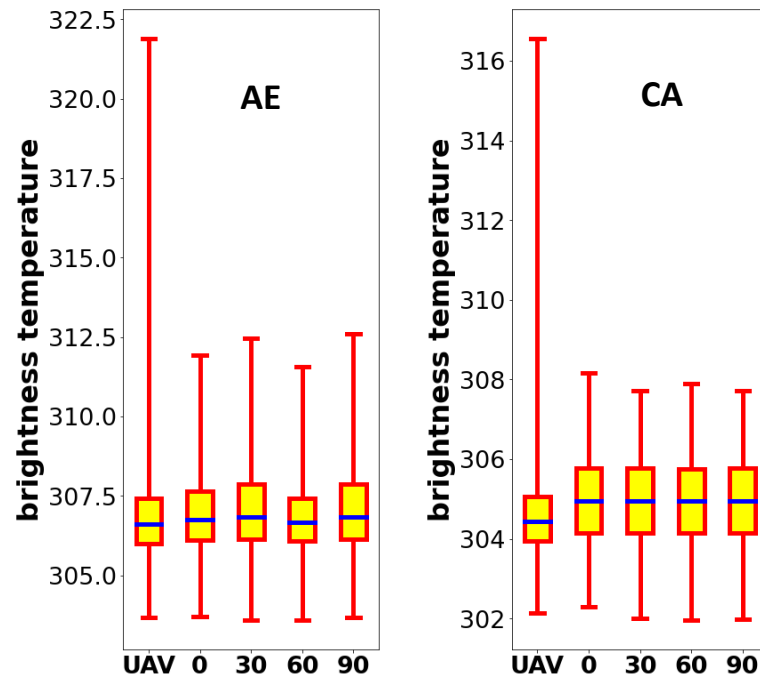


Figure 63 : Comparaisons "champs $AE_{UAV} - AE_{DART}$ " (gauche) et champs " $CA_{UAV} - CA_{DART}$ " (droite) pour des rotations de $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ$ et 90° des maquettes DART

v. Etude du bilan radiatif thermique

Dans la précédente section, nous avons étudié les variations géométriques induites par plusieurs paramètres sur la T_B . Des divergences ont été observées par rapport aux résultats obtenus dans le domaine visible, tel que présenté au chapitre 6.

Il est maintenant intéressant de quantifier le bilan radiatif thermique, car ce bilan revêt une importance majeure dans le bilan d'énergie, qui régit le fonctionnement du sol et des plantes et par conséquent leurs températures, comme exposé dans le chapitre 1. Il est également essentiel d'évaluer les facteurs qui influent sur ce bilan, et quelles différences existent entre les deux modalités AE et CA.

Le devenir du rayonnement émis par le sol et la végétation dans les champs AE et CA, est ici évalué à l'aide de simulations DART du bilan radiatif thermique, le 11 juillet 2009 à 14h (avec un angle zénithal solaire de 32.04° et un angle azimutal de 302.4°). Trois configurations de complexité croissante ont été prises en compte afin de quantifier l'impact du rayonnement thermique du sol vers la plante, quantifier l'impact de l'atmosphère, et enfin quantifier une

simulation prenant en compte l'ensemble des paramètres du bilan radiatif thermique. Le détail de ces simulations est décrit ici :

- a) Le rayonnement émis par le sol et absorbé par le couvert végétal, en l'absence d'atmosphère.
- b) Le rayonnement émis et absorbé par le champ, en l'absence d'atmosphère.
- c) Le rayonnement émis par la végétation et absorbé par le sol, en présence d'atmosphère.

Chaque configuration a été étudiée pour le champ AE et pour le champ CA. Le rayonnement thermique émis a été calculé avec la loi de Stefan Boltzmann. Cette approche est une simplification. En effet, l'émissivité $\bar{\epsilon}_\Sigma$ de toute surface Σ est calculée, en tant que moyenne spectrale pondérée de l'émissivité spectrale $\epsilon_\Sigma(\lambda)$, pondérée par la loi de Planck $L_B(\lambda, T_\Sigma)$. Ainsi :

$$\bar{\epsilon}_\Sigma = \frac{\int_0^\infty \epsilon_\Sigma(\lambda) \cdot L_B(\lambda, T_\Sigma) \cdot d\lambda}{\int_0^\infty L_B(\lambda, T_\Sigma) \cdot d\lambda}$$

Un calcul basé sur l'intégration spectrale du rayonnement $L_B(\lambda, T_\Sigma)$, donnerait des résultats légèrement plus précis, mais la simplification adoptée est suffisante, car ici l'objectif est une évaluation du rayonnement thermique émis et absorbé par le sol et le couvert végétal.

Nous réutilisons donc l'outil DART-LUX avec les maquettes utilisées dans le chapitre 7, en revanche nous changeons la gamme spectrale qui s'étend maintenant à l'ensemble du spectre. Pour ces maquettes nous avons besoin de paramètres principaux : l'émissivité de la plante (ϵ_{plante}), la température de la végétation (T_{plante}), la température de l'atmosphère (T_{atm}), l'émissivité du sol (ϵ_{sol}), et la température du sol (T_{sol}).

a) Rayonnement émis par le sol et absorbé par le couvert végétal, en l'absence d'atmosphère

Dans notre premier cas d'étude, nous nous concentrons sur la quantité de lumière renvoyée uniquement par le sol vers la plante. C'est pourquoi nous avons :

- Un couvert végétal sans émission thermique, et sans diffusion, en lui affectant une réflectance nulle ($\epsilon_{\text{plante}} = 1$), et une température nulle ($T_{\text{plante}} = 0\text{K}$).
- Une atmosphère sans émission thermique, en lui affectant une température de brillance nulle ($T_{\text{atm}} = 0\text{K}$).
- Un rayonnement solaire nul.

Nous conservons les valeurs de ϵ_{sol} et de distribution T_{sol} , pour les champs AE et CA utilisées dans l'étude précédente (AE : $\epsilon_{\text{sol}} = 0.91$, $T_{\text{sol}} : [295.5\text{K} \ 325.5\text{K}]$; CA : $\epsilon_{\text{sol}} = 0.95$, $T_{\text{sol}} = [287.2\text{K} \ 315.4\text{K}]$). Les résultats sont présentés dans le Tableau 15.

Tableau 15 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m^2 de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 1$ et $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$.

AE	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m^2)	418.38	0	0	0
Plante (W/m^2)	0	386.71	386.71	0
CA	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m^2)	399.11	0	0	0
Plante (W/m^2)	0	344.86	344.86	0

Dans le champ AE le sol émet un rayonnement de $418,38 \text{ W/m}^2$. Le couvert végétal intercepte un peu plus de 92 % du rayonnement thermique du sol, soit $386,71 \text{ W/m}^2$ qu'il absorbe intégralement. Cela conduit à un rayonnement du champ AE de $31,79 \text{ W/m}^2$. Ces résultats mettent en évidence que la majeure partie du rayonnement thermique du sol est interceptée par le couvert végétal.

Dans le champ CA, l'émission thermique du sol est très proche de celle du sol du champ AE avec, respectivement $399,11 \text{ W/m}^2$ pour CA et $418,38 \text{ W/m}^2$ pour AE.

Les plantes du champ AE interceptent/absorbent davantage ($388,62 \text{ W/m}^2$) que celles du champ CA ($344,86 \text{ W/m}^2$). Par conséquent, l'émission thermique du champ CA ($54,25 \text{ W/m}^2$) est supérieure à celle du champ AE ($31,67 \text{ W/m}^2$). Ces résultats sont en accord avec les résultats obtenus dans le chapitre 6.

La Figure 64, montre la distribution 3D du rayonnement absorbé (W/m^2 de surface interceptrice) par face foliaire, ainsi que l'historgramme de l'absorption cumulée des deux faces foliaires pour le champ AE. L'absorption est maximale au bas du couvert et diminue avec la hauteur, ce qui est cohérent avec le fait que le sol est ici la seule source de rayonnement thermique. Dans cette simulation l'atmosphère n'est pas une source de lumière, ce qui explique que les faces supérieures des feuilles et en particulier les feuilles horizontales du haut du couvert ont la plus faible interception/absorption.

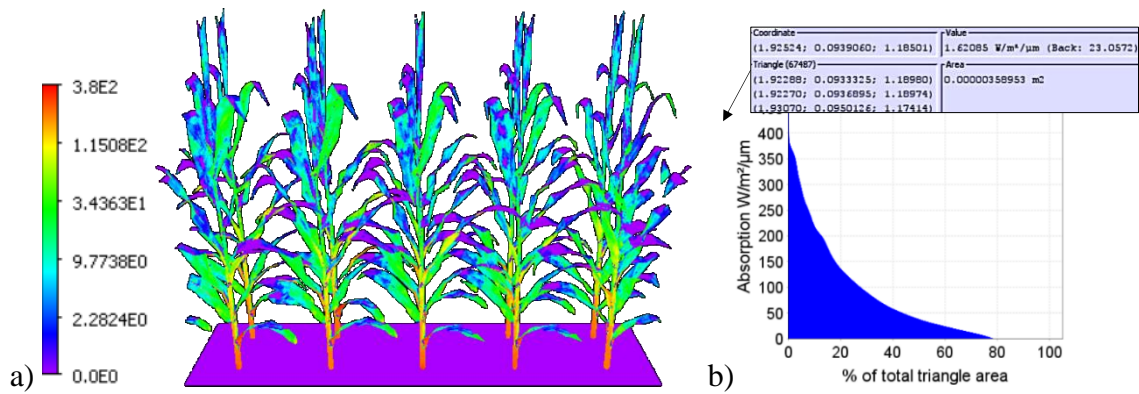


Figure 64 : Rayonnement du champ AE, absorbé par face foliaire. a) Distribution 3D. L'absorption de chaque face foliaire est indiquée pour un point donné, avec indication du triangle concerné. b) Histogramme. $\epsilon_{sol} = 0.91$, $T_{sol} [295.5K \ 325.5K]$, $\epsilon_{plante} = 1$ et $T_{plante} = 0K$. W/m^2 de surface interceptrice.

La Figure 65 montre l'image de la distribution 2D du rayonnement thermique, émis par le sol exprimé en W/m^2 de sol à une résolution spatiale de 1cm. Son histogramme fait apparaître deux pics à $\approx 395W/m^2$ et $575W/m^2$, respectivement associés aux températures des surfaces de sol à l'ombre et au soleil.



Figure 65 : Exittance thermique du sol (W/m^2 de sol). a) Image. b) Histogramme. $\epsilon_{sol} = 0.91$, $T_{sol} [295.5K \ 325.5K]$, $\epsilon_{plante} = 1$ et $T_{plante} = 0K$.

b) Rayonnement émis et absorbé par le champ, en l'absence d'atmosphère

Comme dans la configuration a), l'atmosphère a une température nulle. En revanche, pour les éléments foliaires du couvert végétal, nous conservons les valeurs de ϵ_{plante} et T_{plante} pour les champs AE et CA, que nous avons utilisées dans l'étude du chapitre 7. Le Tableau 16 montre les résultats obtenus. Il est important de rappeler que le rayonnement émis par la végétation, est d'une valeur d'environ $3900 W/m^2$, correspondant à un éclairage hémisphérique classique d'environ $400 W/m^2$. En effet, cette luminance multipliée par le LAI en tenant compte du fait que chaque feuille possède deux faces (avant et arrière), engendre un rayonnement de tous les éléments dans toutes les directions.

Tableau 16 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m² de sol. Sans atmosphère.

AE	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m ²)	418.38	412.98	453.83	40.84
Végétation (W/m ²)	3893.4	3403.7	3620.9	217.25
CA	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m ²)	399.11	390.67	411.23	20.56
Végétation (W/m ²)	3709.4	3241.0	3307.2	66.14

Le sol du champ AE émet 418,38 W/m², conformément à la configuration du a) (Rayonnement émis par le sol et absorbé par le couvert végétal, en l'absence d'atmosphère). Cependant, il absorbe et diffuse du rayonnement, étant donné que la végétation émet un rayonnement thermique. Sa diffusion de rayonnement est minime, en raison de sa faible réflectivité solaire ($1 - \epsilon_{\text{sol}} = 0.09$).

La densité de puissance rayonnée par unité de surface est considérablement plus élevée pour la végétation que pour le sol, pour deux raisons principales : chaque feuille rayonne à travers ses deux faces et l'émittance est exprimée en termes de W/m² de sol. Par conséquent, l'existance thermique d'une face foliaire est approximativement de 468 W/m² de feuille, calculée comme $\frac{\text{Emission de la végétation}}{\text{nombre de face des feuilles} \times \text{LAI}}$, ce qui donne pour les cas AE : $\frac{3893.4}{2 \times 4.16}$. Cette existance est légèrement supérieure à celle du sol, principalement en raison de l'émissivité foliaire plus élevée. L'existance du champ AE est de 495,2 W/m² de sol.

Le sol du champ CA émet 399,11 W/m² comme dans la configuration a). Toutefois, il absorbe et diffuse du rayonnement en raison du rayonnement thermique émis par la végétation. Sa diffusion de rayonnement est également faible (0.05). Les plantes du champ CA émettent moins (3709,37 W/m² de sol) que celles du champ AE (3895,83 W/m² de sol), principalement en raison de leur LAI légèrement inférieur et de températures thermodynamiques également plus basses, même si leur émissivité est plus élevée. De plus, les plantes du champ CA absorbent 5 % moins (3241,01 W/m² de sol) que celles du champ AE (3403,33 W/m² de sol), alors qu'elles interceptent 8 % moins (3307,16 W/m² de sol) que celles du champ AE (3620,56 W/m² de sol). Ces variations dans les proportions d'interception et d'absorption sont expliquées par les différences d'émissivité et de taux de couverture respectifs des plantes. L'existance du champ CA est de 476,70 W/m², elle est inférieure à celle du champ AE (495,2 W/m²). Comme pour le

champ AE, le sol du champ CA est pratiquement à l'équilibre radiatif thermique. Il émet 418 W/m^2 de sol et absorbe 413 W/m^2 (rayonnement absorbé environ 98 % du rayonnement émis), tandis que la végétation émet plus qu'elle n'absorbe.

La Figure 66 montre la distribution 3D du rayonnement absorbé (W/m^2 de surface interceptrice) par face foliaire, ainsi que l'histogramme de l'absorption cumulée des 2 faces foliaires dans le champ AE. Comme dans le cas a), l'absorption est maximale au bas du couvert et diminue avec la hauteur, ce qui est cohérent avec le fait que la température de brillance de l'atmosphère est nulle. Par rapport à la configuration a), la végétation émet un rayonnement thermique, si bien que le rayonnement absorbé est nettement plus élevé à la fois pour les feuilles et le sol. Par suite, toutes les surfaces absorbent, comme illustré par le fait que la valeur minimale de l'histogramme est supérieure à 0 (Figure 66), contrairement à l'histogramme (Figure 64) de la configuration a).

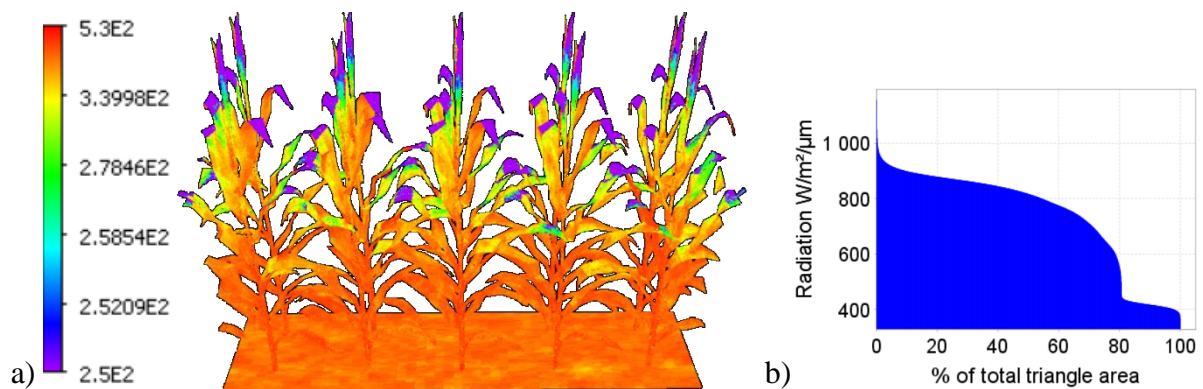


Figure 66 : Rayonnement absorbé par face foliaire. a) Distribution 3D. b) Histogramme. $\epsilon_{\text{sol}} = 0.91$, $T_{\text{sol}} [295.5\text{K} \ 325.5\text{K}]$, $\epsilon_{\text{plante}} = 0.94$ et $T_{\text{plante}} [305.1\text{K} \ 312.1\text{K}]$.

La Figure 67 représente la distribution spatiale de l'émission thermique de la végétation, à la résolution spatiale de 1cm. L'exitance est particulièrement élevée pour les pixels qui contiennent des éléments verticaux (e.g., tige de maïs). La végétation émet une puissance moyenne de 3893 W/m^2 de sol et absorbe une puissance moyenne de 3404 W/m^2 de sol. Le fait que l'absorption est plus faible que l'émission thermique est en partie expliqué par le fait que dans la configuration b) l'atmosphère ne rayonne pas.

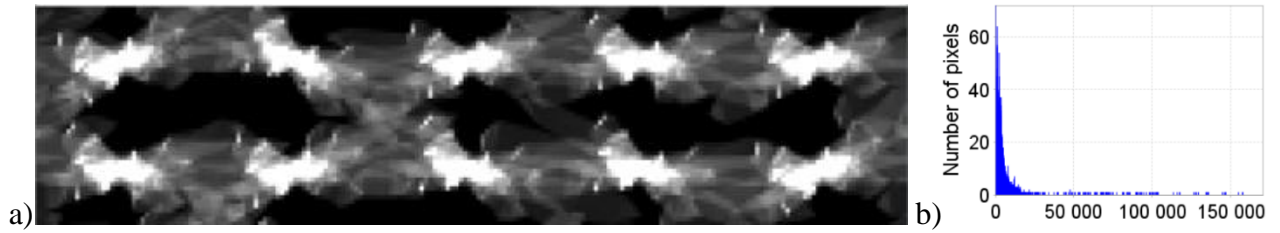


Figure 67 : Exitance thermique (W/m^2 de sol) de la végétation. a) Image. b) Histogramme.

c) Rayonnement émis par la végétation et absorbé par le sol, en présence d'atmosphère

Dans notre troisième cas d'étude, tous les paramètres (ϵ_{sol} , T_{sol} , ϵ_{plante} , T_{plante} , T_{atmo}) sont conservés, conformément à l'étude menée dans le chapitre 7. Il s'agit de la configuration la plus réaliste. Par rapport à la configuration b), l'atmosphère est simulée de manière réaliste en considérant des modèles de gaz et d'aérosols standards : modèle de gaz "USSTD76" et modèle d'aérosol "Rural 23km".

L'objectif ici, est d'observer si les différences constatées dans le visible se retrouvent dans le thermique. Les résultats se trouvent dans le Tableau 17 ci-dessous.

Tableau 17 : Emission, absorption, interception et diffusion pour le bilan radiatif thermique réémis pour les champs en AE et CA en W/m^2 de sol. Avec atmosphère.

AE	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m^2)	420.62	426.52	468.7	42.18
Végétation (W/m^2)	3895.83	3580.4	3808.98	228.53
CA	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m^2)	399.14	411.5	433.16	21.66
Végétation (W/m^2)	3709.37	3412.37	3482.02	69.64

Pour le champ AE, comparativement au cas b) où $T_{atmo} = 0K$, le rayonnement thermique absorbé a augmenté de $412,98 W/m^2$ à $426,52 W/m^2$ pour le sol, et de $3403,7 W/m^2$ à $3580,4 W/m^2$ pour les pieds de maïs. En revanche, le rayonnement émis est resté constant, à la fois pour le sol et pour les pieds de maïs, ce qui s'explique par la méthode de distribution des températures des éléments des maquettes 3D sol et plante. Le bilan radiatif a augmenté de $-5,4 W/m^2$ à $8,14 W/m^2$ pour le sol, et de $-490 W/m^2$ à $-313 W/m^2$ pour la végétation. Ainsi, pour l'ensemble du couvert il est passé de $-495 W/m^2$ à $-305 W/m^2$. L'exitance du couvert est passée de $495 W/m^2$ à $500,8 W/m^2$. Les légères augmentations des bilans radiatifs du sol, de la végétation et de l'exitance du couvert sont attribuables au rayonnement atmosphérique, supposé nul dans le cas b).

Pour le champ CA, le rayonnement thermique absorbé est passé de $390,67 \text{ W/m}^2$ à $411,5 \text{ W/m}^2$ pour le sol, et de $3241,01 \text{ W/m}^2$ à $3412,37 \text{ W/m}^2$ pour les pieds de maïs. Le rayonnement émis par le sol et par les pieds de maïs est demeuré le même, conforme à la méthode de calcul des températures thermodynamiques des éléments du paysage. Le bilan radiatif thermique est passé de $-8,4 \text{ W/m}^2$ à $12,4 \text{ W/m}^2$ pour le sol, et de -468 W/m^2 à -297 W/m^2 pour les pieds de maïs. L'exittance du champ est passée de $476,7 \text{ W/m}^2$ à 477 W/m^2 . Cette très légère augmentation de l'exittance est nettement moindre que pour le cas du champ AE, en raison de l'émissivité plus forte des pieds de maïs dans le champ CA par rapport à ceux dans le champ AE ($AE \epsilon_{\text{plante}} = 0.94$; $CA \epsilon_{\text{plante}} = 0.98$).

L'exittance de la scène AE est d'environ 500 W/m^2 contre environ 478 W/m^2 en CA, donc une différence d'environ $+20 \text{ W/m}^2$ pour AE. Cela dû à une température moyenne plus élevée, combinée à une végétation plus couvrante plus illuminée par le rayonnement solaire conditionnant la distribution de température de DART. Ce résultat est cohérent avec les mesures UAV, qui donnent une T_B de plus d'environ 2 K entre AE et CA.

La Figure 68 représente la distribution 3D du rayonnement absorbé en AE. Il apparaît que le rayonnement absorbé est légèrement plus important que dans la configuration b), c'est-à-dire avec une atmosphère de température de brillance nulle.

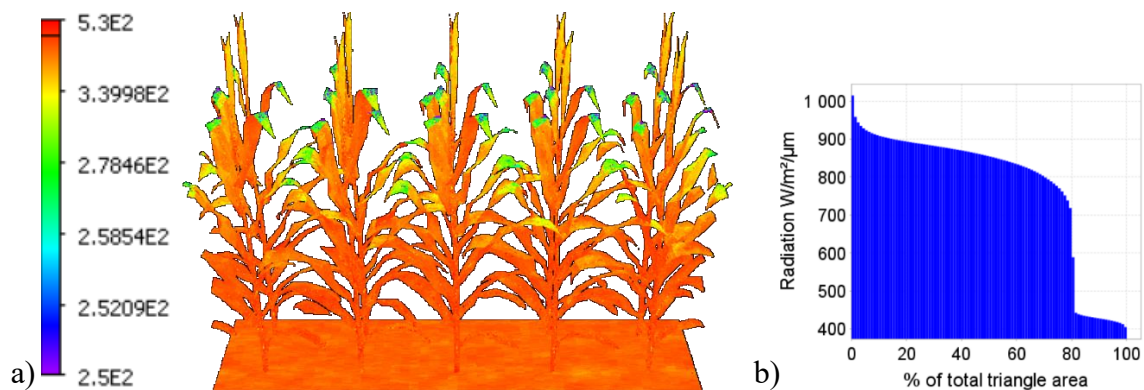


Figure 68 : Rayonnement thermique absorbé (W / m^2 de sol) dans la configuration réaliste avec éclairage thermique atmosphérique. a) Distribution 3D. b) Histogramme.

vi. Synthèse et Conclusion

Dans ce chapitre, nous examinons les scénarios de simulation thermique et les hypothèses sous-jacentes à la création de modèles DART dans le domaine thermique. L'objectif principal est de développer des maquettes thermiques cohérentes, avec les données in situ et drone, en se concentrant sur la création d'un modèle thermique statistiquement réaliste.

DART détermine la distribution de température via une illumination VIS du paysage. Cette détermination est faite indépendamment des autres processus thermiques, comme la capacité calorifique et les échanges de chaleur par conduction et convection.

Le mode DART-Lux a été choisi après avoir vérifié les maquettes dans le domaine visible. Il donne des réflectances très similaires à celles du mode DART-FT, mais avec de plus faibles temps de calcul et une précision légèrement meilleure par rapport aux observations UAV. La méthode de simulation thermique de DART-Lux a été détaillée, en mettant l'accent sur les paramètres d'entrée, tels que l'émissivité du sol et des plantes, ainsi que les températures thermodynamiques de la plante et du sol. L'absence de mesures in-situ de ces paramètres a conduit à des ajustements, basés sur des valeurs de la littérature et des tests avec le séquenceur DART.

Une méthode d'ajustement basée sur trois critères a été développée :

- a) Aucune donnée ne doit être en dehors d'une plage donnée.
- b) La médiane de la différence entre les températures simulées et mesurées doit être minimale.
- c) Pour les température maximale et minimale simulées et mesurées, la différence doit être minimale.

Trois approches d'entrée des paramètres de DART ont été évaluées. Ces approches ont permis de mettre en évidence que la T_B globale était essentiellement déterminée par la plante, à cause du LAI médian assez élevé. Cependant, il serait intéressant de reconsidérer la question, pour des zones où le LAI est plus faible et où la contribution du sol jouerait un rôle plus important.

L'approche 3 (Entrée des températures T_B^{UAV} (T_{mean} , ΔT) par type d'élément pour T_{plante} et T_{sol} ajustées séparément), qui ajuste séparément les températures de la plante et du sol, a été retenue comme la meilleure. Elle respecte les critères de représentation réaliste et a des différences minimales avec les données UAV. Elle a été utilisée pour mener une étude de sensibilité.

L'étude de l'impact de la géométrie du champ sur la T_B a montré que prise seule, elle n'était pas responsable des écarts de températures entre les champs AE et CA, et qu'elle induisait même une variation de T_B inverse à celle des T_B^{UAV} observées. Cette baisse est due à la forte diminution de T_B du sol, due à la distribution des températures basée sur la méthode d'illumination de DART. En effet, la géométrie du champ AE induit un taux de couverture plus élevé que la géométrie CA pour un même LAI. L'effet de la géométrie du champ est donc compensé par l'influence d'autres processus physiques, car les observations du drone donnent un champ AE 2K plus chaud que le champ CA.

L'analyse de l'impact de la forme des plantes a révélé également des résultats contre-intuitifs par rapport aux observations. Le fait qu'à LAI constant la plante AE couvre davantage le sol que la plante CA, entraîne une baisse de T_B^{sol} et par suite une baisse de T_B . Cependant, cette baisse est moins forte que celle due à la géométrie du champ. Ce résultat montre que la forme de la plante AE a tendance à diminuer T_B , contrairement aux différences observées T_B^{UAV} , ce qui illustre à nouveau l'effet des autres processus physiques affectant T_B .

L'impact de la différence de LAI, entre les deux champs, a également été étudié. Les résultats ont montré que cet impact était très négligeable ($<0,25$ K). Cela montre que les différences de LAI entre les deux champs, ne sont pas responsables de l'écart de T_B . Ce résultat est très différent de celui constaté dans le chapitre 6, où les écarts de LAI représentaient presque la moitié des différences d'APAR constatées. L'impact du LAI, autour de ces valeurs médianes de ~ 3 m²/m² est donc très différent dans le domaine visible et dans le domaine thermique.

L'orientation des rangs de maïs s'est avérée induire également de très faibles différences de T_B . Une fois encore, ce résultat est très différent de celui constaté dans la partie visible au chapitre 6, les rotations de champs ayant un impact majeur sur le bilan radiatif dans le domaine visible.

Enfin, notre dernière étude menée sur le bilan radiatif thermique, a montré que la végétation AE intercepte plus de rayonnement provenant du sol (environ 20 W/m²). Cette différence d'environ 20 W/m² a un impact direct sur la température, qui pourrait expliquer en partie la différence de T_B constatée avec les données drones entre les champs AE et CA. Notre étude a également montré que pour la simulation de l'ensemble du bilan radiatif thermique avec prise en compte de l'atmosphère, il y a une différence d'exittance d'environ 22 W/m² en faveur du champ AE. Ces résultats sont en accord avec les mesures in-situ des quatre composantes du rayonnement net effectuées avec le capteur NR01 le jour de la simulation DART (Figure 19), qui donnent une différence aux alentours de 18 W/m² pour le champ AE. On constate que la

différence obtenue par la simulation est du même ordre de grandeur que celle du NR01, ce qui est une validation supplémentaire de notre étude. Cependant, ce résultat seul ne permet pas d'expliquer les différences de températures entre les champs AE et CA, résultant de l'ensemble des processus non pris en compte dans nos simulations (évapotranspiration notamment...). Néanmoins, on peut conclure que les processus radiatifs contribuent à cette différence par l'émission du sol sur le couvert supérieur en AE. En complément de cette étude sur le bilan radiatif thermique, nous avons étudié l'interversion des couverts AE et CA (cf. Annexe, Tableau 21). La plante AE est plus couvrante et absorbe plus que la plante CA. Il serait intéressant dans le futur de tester l'ensemble des paramètres géométriques (forme de la plante, LAI, orientation des rangs) pouvant influencer le bilan radiatif thermique.

En conclusion, ce chapitre a permis de développer et d'évaluer un modèle thermique réaliste pour les champs AE et CA, mettant en lumière divers facteurs qui influencent la T_B . Les résultats soulignent la complexité des interactions entre les différents paramètres dans le contexte SVA. Dans la continuité de cette recherche, il sera essentiel d'examiner des modèles capables d'intégrer d'autres paramètres, tels que l'évapotranspiration ce qui devrait être possible avec le modèle DART-EB en cours de développement au CESBIO.

Conclusions et perspectives

Le sujet de cette thèse porte sur l'impact des pratiques agricoles sur le bilan radiatif et la température de brillance de couverts de maïs, à une échelle fine, en utilisant des données de télédétection et la modélisation physique 3D.

Nous disposons d'un site expérimental ayant déjà fait l'objet d'un suivi approfondi depuis la campagne [BAG'AGES](#). Ce site a été sélectionné en raison de la présence de deux champs mitoyens, l'un cultivé avec des pratiques agroécologiques (AE pour AgroEcologie) et l'autre de manière conventionnelle (CA pour Conventional Agriculture). En 2019 du maïs avait été cultivé sur ces deux parcelles.

Pour mener à bien cette étude, nous nous appuyons sur des données in situ et de télédétection, obtenues par drone ou satellite au cours de cette année. Ces données fournissent des informations précieuses, notamment une quantification des différences entre les deux champs. Par exemple, grâce à un capteur NR01 mesurant les quatre composantes du rayonnement, nous avons observé que le rayonnement net de la parcelle AE est supérieur dans les courtes longueurs d'ondes à celui du champ CA. De plus, des images obtenues par drone à des dates données, indiquent que la T_B du champ AE est 2K plus chaud, que celle du champ CA autour du midi solaire. Bien que ces observations soient précieuses, elles ne permettent pas de tirer des conclusions définitives car d'une part, elles sont limitées dans le temps et d'autre part, elles résultent de l'impact de différents processus à l'origine de ces différences.

Dans cette étude, nous étudions le volet radiatif pour analyser ces écarts. Différents types de modèles de transfert radiatif (MTR) sont dès lors disponibles. Ce sont des outils de simulation numérique, essentiels pour comprendre et prévoir les interactions de la lumière avec des milieux tels que l'atmosphère, les océans, les nuages, la neige, la glace, la végétation et dans notre cas, les couverts agricoles. Il est apparu que le meilleur RTM, selon les besoins et critères de cette étude (simulation 3D, courtes et grandes longueurs d'onde, prise en compte de l'atmosphère, etc.) est le modèle DART.

Ce modèle nécessite de créer une maquette numérique pour chaque champ AE et CA. Ces maquettes doivent être le plus réalistes possibles et en accord avec les données in-situ, que ce soit d'un point de vue géométrique ou radiatif. Nous avons choisi le domaine visible pour calibrer et valider nos maquettes, car nous disposons de données in situ, drone et satellite pour ce domaine. Nous avons défini une taille de maquette unitaire de 1 m², pour simplifier

l'approche en représentant le cas médian majoritaire de chaque parcelle de maïs. Cette approche se veut donc générique et donc transposable à d'autres configurations, pour représenter l'hétérogénéité des parcelles.

Un protocole de création de maquette a été mis en place, ainsi que 2 méthodes pour valider ces maquettes, à la fois sur des réflectances (vert, rouge, proche infrarouge) et sur 2 indices de végétation (NDVI et MTVI2). Ces méthodes sont appliquées aux données drone et Sentinel 2. La première méthode était basée sur le fait de contraindre la maquette, à partir du LAI obtenue par le satellite Sentinel 2 (outil SNAP) et sur les combinaisons de propriétés optiques, sol et plantes obtenues par un spectroradiomètre terrain ASD. La deuxième méthode s'appuyait également sur les propriétés optiques (OP) sol et plantes, mais cette fois si en définissant pour chaque combinaison OPs un LAI 1, en accord avec les réflectances et un LAI 2, en accord avec les indices de végétation. La combinaison choisie est celle qui valide à la fois les critères de validation et qui possède une différence absolue LAI1 – LAI2 la plus faible. Cela permet d'éviter les problèmes d'équifinalité entre réflectance et LAI.

Nos résultats ont démontré qu'avec la méthode 1, aucune des combinaisons de propriétés optiques (plante et sol) ne répondait aux critères de validation. Ces conclusions, confirment celles d'études antérieures ([Kganyago et al, 2020](#)), qui ont mis en évidence des divergences significatives entre les valeurs de LAI de Sentinel-2 (LAI S2) et celles mesurées in situ. Cela soulève des interrogations, quant à l'utilisation du LAI S2 pour la création de maquettes 3D.

La méthode 2 a permis d'obtenir des résultats satisfaisants, avec des écarts entre le LAI 1 et le LAI 2 de 0.1 m²/m², validant ainsi les critères établis. Les résultats les plus précis, ont été obtenus avec les données UAV. Par conséquent, les maquettes ont été validées avec la méthode 2 en utilisant les données UAV.

Une fois les maquettes validées, nous étudions leur bilan radiatif, en particulier en ce qui concerne l'APAR (Absorbed Photosynthetic Active Radiation), part du rayonnement courtes longueurs d'onde gouvernant la photosynthèse. Nous avons étudié l'APAR_{plante} et l'APAR_{sol}, lorsque l'irradiance solaire est maximale, de 11h00 à 14h00 UTC, le 11/07/2019, par intervalles de 10 minutes, dans le but de quantifier les différences d'APAR. Le but étant de mettre en lumière les différences d'APAR entre AE et CA, puis de quantifier l'effet de chaque paramètre, radiatif ou géométrique. Afin d'évaluer les différences d'APAR entre les deux champs, nous avons calculé les différences temporelles moyennes (MTD) d'APAR_{plante}(t) et d'APAR_{sol}(t), avec le temps t, de 11h00 à 14h00, le 11 juillet 2019, entre les deux champs :

$MTD_{\text{plante}}^* = \text{Moyenne} (APAR_{\text{plante}}^{\text{AE}}(t) - (APAR_{\text{plante}}^{\text{CA}}(t)))$ et $MTD_{\text{sol}}^* = \text{Moyenne} (APAR_{\text{sol}}^{\text{AE}}(t) - APAR_{\text{sol}}^{\text{CA}}(t))$. Le symbole * indique que MTD est pour le cas réaliste (c'est-à-dire les modèles de champs 3D calibrés).

Nos résultats, indiquent que $MTD_{\text{plante}}^* = 21,5 \text{ W/m}^2$ et $MTD_{\text{sol}}^* = -20,1 \text{ W/m}^2$. Cela met en évidence que la plante AE absorbe davantage d'énergie dans le PAR, tandis que le sol CA en absorbe plus. Nous avons évalué l'impact de chaque paramètre en les testant individuellement. Chaque paramètre de CA : géométrie du champ, forme de la plante, propriétés optiques (OP) du sol et de la plante, LAI, a été attribué individuellement au champ AE et vice versa, en maintenant tous les autres paramètres inchangés. Cela a conduit, à deux modèles modifiés de champs AE et CA par cas. Les modèles de champs AE et CA qui ont été modifiés, avec un paramètre de l'autre champ sont notés AE^M et CA^M .

Nos résultats révèlent qu'à l'exception du LAI, qui tend à augmenter généralement l' $APAR_{\text{plante}}$ et qui a un impact direct sur l'effet des autres paramètres, les propriétés optiques du sol (OP_{sol}), ont la plus grande influence, à la fois sur l' $APAR_{\text{sol}}$ et l' $APAR_{\text{plante}}$. Le sol AE couvert de résidus de culture, absorbe moins de rayonnement et diffuse davantage vers les plantes par rapport au sol CA. On a observé que le rôle de la géométrie (inter rangs et inter pieds) AE, en plus du modèle de plante (forme) AE, est loin d'être négligeable, maximisant ainsi l' $APAR_{\text{plante}}$ par rapport à CA.

L'analyse de la distribution verticale de l'APAR, dans les champs AE et CA, a révélé des différences significatives dans la répartition de l'énergie verticale sur la plante, avec une plante CA, qui reçoit la plus grande partie de son énergie sur le haut de la plante et très peu sur le bas, alors que la plante AE a une répartition beaucoup plus homogène. L'exploration des gammes de puissances reçues par les plantes AE et CA, ainsi que par les sols, a révélé des disparités notables entre les deux types de champs. Le sol CA reçoit des gammes d'énergies plus fortes sur des surfaces importantes. La plante AE reçoit plus d'énergie dans des gammes de valeurs faible, sur des grandes surfaces vers le bas de la plante, qui lui permette de minimiser l'écart entre le haut et le bas de la plante.

L'influence de l'orientation des rangs de maïs a également été étudiée. Les différences entre les champs AE et CA (c'est-à-dire MTD_{sol}^* et MTD_{plante}^*) sont minimales avec l'orientation réelle "Est-Ouest", et maximales avec la rotation théorique de 90° vers l'orientation Nord-Sud. Ce

résultat revêt un intérêt particulier, car des produits cartographiques dérivés de données de télédétection sur l'orientation des rangées sont disponibles (<https://eolab.cnes.fr/projets/orientation-des-cultures-agricoles>). Il serait envisageable, de classer les champs de maïs en fonction de leur orientation, en particulier dans des zones étendues comme le Gers, en associant ces données aux résultats sur l'APAR.

La façon dont la canopée végétale est modélisée de manière turbide (1D) ou géométrique (3D), exerce une influence considérable sur les simulations d'APAR. Cela a été démontré en comparant les simulations d'APAR, pour la végétation représentée par DART de manière 3D et 1D. L'APAR_{plante} est surestimée de 76,1 W/m² pour le champ AE et de 63,8 W/m² pour le champ CA, représentant une augmentation relative d'environ 20 % en 1D. Ces résultats, suscitent des interrogations, quant à la pertinence de l'utilisation de modèles en 1D pour l'étude de l'APAR à des échelles fines. Il serait intéressant de tester les champs 1D simulés avec le LAI de Sentinel 2 car si ce LAI s'avère inadapté aux scènes 3D il pourrait être valable pour des modèles 1D.

Des études sur le maïs ont montré un lien direct entre la réduction du rayonnement dans le PAR et la réduction de la productivité ([Yang et al, 2022](#)). En réduisant le rayonnement PAR de 15 % en fonction de la variété de maïs, le nombre de grains par rangée peut diminuer de 7,2 % et les taux d'avortement des grains peuvent augmenter de 5,3 %. Dans notre étude, nous avons constaté une diminution de l'APAR d'environ 6,5 % dans le cas réaliste entre AE et CA. Cette différence peut atteindre 16,2 % avec une rotation de champ de 90° par rapport au cas réaliste, ce qui se produit fréquemment dans la région étudiée. On peut donc argumenter que la modulation du rayonnement PAR causée par la pratique agricole AE, peut avoir une conséquence directe sur le rendement du maïs. Cela est d'autant plus vrai, quand on sait que la répartition de l'APAR sur le profil vertical de plante, diffère avec une plante AE qui a une distribution beaucoup plus homogène, sur l'ensemble de sa surface que la plante CA. Des études complémentaires mesurant le rendement entre les 2 champs, pourraient apporter une réponse claire à cette question.

Dans la dernière partie de notre étude, nous nous sommes intéressés au domaine thermique, en mettant particulièrement l'accent sur les températures de brillance du couvert agricole. Notre objectif principal est de développer des maquettes DART dans le domaine thermique, en nous basant sur celles qui ont été préalablement calibrées et validées dans le domaine visible, tout en assurant la cohérence avec nos données in situ et aéroportées. Un changement de mode DART (DART-FT/DART-LUX), impliquant une modification de méthode (Ordonnée discrète/Monte-

Carlo), a été effectué afin d'améliorer la précision de notre maquette tout en réduisant le temps de calcul et l'utilisation de la mémoire. Nous avons démontré que les différences entre les deux modes concernant les réflectances de la maquette sont minimales (de 1,25 % à 4 %).

Nous avons élaboré un modèle de création de maquette thermique, reposant sur quatre principaux paramètres d'entrée : ϵ_{plante} , ϵ_{sol} , T_{plante} , T_{sol} .

Notre objectif était de réaliser une comparaison entre les températures de brillance (T_B) de DART et UAV satisfaisant trois critères :

- 1) Aucune donnée ne doit être en dehors d'une plage donnée.
- 2) La médiane de la différence entre les températures simulées et mesurées doit être minimale.
- 3) Pour les température maximale et minimale simulées et mesurées, la différence doit être minimale.

Nos résultats ont montré que ces critères sont respectés, lorsque les T_B^{UAV} sont utilisés comme valeurs minimales et maximales de T_{plante} et T_{sol} , ajustées séparément pour valider les critères entre les températures de brillance, de la plante et du sol pour UAV/DART (approche 3). De plus, nos maquettes AE et CA ont bien conservé la différence de température de 2 K, constatée avec les données UAV et in situ. Cela n'a pas été le cas pour les autres approches, ce qui démontre que l'ajustement thermique est nécessaire lorsque la simulation se base sur des observations, sinon les résultats obtenus ne sont pas réalistes, en raison de la méthode de distribution des températures. L'approche 3 est donc utilisée dans la suite de l'étude.

Une étude de sensibilité a été menée pour évaluer l'impact de la géométrie du champ, de la forme des plantes, du LAI et de la rotation des rangs sur la T_B .

Le premier paramètre étudié était la géométrie du champ (distances inter-rangs et inter-pieds). Les résultats ont montré que la géométrie du champ AE, qui couvre une plus grande surface au sol que la géométrie du champ CA, entraîne une baisse de la T_B . Cependant, les résultats UAV ont montré que la T_B du champ AE, est en réalité 2K plus élevée que celle du champ CA.

La forme des plantes a également été étudiée. Les résultats ont montré que la forme des plantes AE, qui couvrent à LAI équivalent une plus grande surface au sol que les plantes CA, entraîne une baisse de la T_B . Cependant, cette baisse est moins importante que celle due à la géométrie du champ.

L'impact du LAI a également été étudié. Les résultats ont montré que la différence de LAI entre les deux champs est très faible (<0.25 K). Cela signifie que les différences de LAI ne sont pas responsables de l'écart de T_B entre les deux champs.

L'impact de la rotation des rangs a également été étudié. Les résultats ont montré que la rotation des rangs n'a pas d'impact sur la T_B .

Dans cette étude, nous utilisons des maquettes DART dont la distribution de T_B , est basée uniquement sur la méthode d'éclairage. Nous avons pris le parti de calibrer nos maquettes sur les T_B^{UAV} . Cependant, DART n'est pas un modèle de transfert d'énergie et néglige un certain nombre de paramètres physiques, ayant un impact sur la T_B . Néanmoins, notre étude basée sur la méthode d'illumination a montré que la géométrie du champ et la forme de la plante en AE, faisait baisser la T_B . Or, dans la réalité le champ AE est 2K plus chaud que le champ CA. Les résultats de cette étude montrent que la T_B est un phénomène complexe, qui est influencé par de nombreux facteurs qui compensent probablement cette baisse.

Dans l'ensemble, l'étude montre que le champ AE a un sol qui réfléchit plus, mais que l'ensemble du champ absorbe plus de PAR que le champ CA. Cette différence est due principalement aux résidus de culture laissés au sol augmentant sa réflectance, mais aussi à la forme des plantes et à la géométrie du champ. Les mesures terrains NR01, confirment ce résultat, en montrant que le champ AE a un rayonnement net supérieur dans les courtes longueurs d'onde.

Celui-ci est en partie réémis dans les grandes longueurs d'ondes avec une T_B du couvert AE supérieure. Cet effet est particulièrement important, avec une couverture de plante autour de 70 % comme c'est le cas dans les deux champs étudiés. Ces résultats ont été confirmés par les mesures in-situ du capteur de rayonnement 4 composantes NR01. Cependant, nous ne pouvons pas statuer si cet effet est à lui seul responsable de l'écart de température entre les deux champs car d'autres processus tels que l'évapotranspiration jouent un rôle déterminant.

Une perspective intéressante pour la suite de cette étude serait de simuler dans le visible et le thermique d'autres zones du champ s'écartant de la médiane majoritaire et plus particulièrement les cas extrêmes afin de vérifier la robustesse des méthodes et de spatialiser notre étude sur l'ensemble du champ.

Pour approfondir l'étude et identifier les différents processus responsables des écarts de T_B , il serait nécessaire de prendre en compte les effets liés au bilan hydrique et notamment

l'évapotranspiration. Cela deviendra possible dans le futur avec DART-EB (Energy-Budget) qui prend en compte le bilan énergétique. En attendant, le couplage de DART à un modèle SVAT (Sol Vegetation Atmosphere), est la méthode privilégiée pour fournir les simulations thermiques sur les couverts agricoles dans le cadre notamment de la future mission TRISHNA.

Références :

Albert, M., Bergez, J.-E., Couture, S., Faivre, R., Willaume, M. (2021). Decision-making process factors explain some of the heterogeneity of irrigation practices among maize farmers

in southwestern France. *Water (Switzerland)*, 13(24), 3504. <https://doi.org/10.3390/w13243504>.

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and Drainage Paper 56. *Irrigation and Drainage*, 56, 300.

Allen, R. G., Tasumi, M., Morse, A., Trezza, R., Wright, J. L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I., Robison, C. W. (2007). Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)—Applications. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4), 395-406. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9437\(2007\)133:4\(395\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9437(2007)133:4(395)).

Altieri, M.A., Nicholls, C.I., Henao, A., Lana, M.A. (2015). Agroecology and the design of climate change-resilient farming systems. *Agronomy for Sustainable Development*, 35(3), 869-890. <https://doi.org/10.1007/s13593-015-0285-2>.

Amblard, L. (2019). Collective action for water quality management in agriculture: The case of drinking water source protection in France. *Global Environmental Change*, 58, 101970. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2019.101970>.

Avetisyan, D., Borisova, D., Velizarova, E. (2021). Integrated Evaluation of Vegetation Drought Stress through Satellite Remote Sensing. *Forests*, 12(974). <https://doi.org/10.3390/f12080974>.

BAGAGES, 2021. <https://www.eau-grandsudouest.fr/agenda/restitution-projet-bag-ages>.

Bajocco, S., Ginaldi, F., Savian, F., Morelli, D., Scaglione, M., Fanchini, D., Raparelli, E., Bregaglio, S. (2022). On the use of NDVI to estimate LAI in field crops: implementing a conversion equation library. *Remote Sensing*, 14(3554). <https://doi.org/10.3390/rs14153554>.

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., Huete, A. R. (1995). A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 13(1-2), 95-120. <https://doi.org/10.1080/02757259509532298>.

Baret, F., Buis, S. (2008). Estimating canopy characteristics from remote sensing observations: Review of methods and associated problems. *Advances in Land Remote Sensing: System Modeling Inversion and Application*. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6450-0_7.

Bastiaanssen, W. G. M., Menenti, M., Feddes, R. A., Holtslag, A. A. M. (1998). A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL): 1. Formulation. *Journal of Hydrology*, 212-213(1-4), 198-212. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4).

Bastidas, L. A., Gupta, H. V., Sorooshian, S., Shuttleworth, W. J., Yang, Z. L. (1999). Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104(D16), 19481-19490.

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>.

Becker, F., Li, Z. (1995). Surface temperature and emissivity at various scales: Definition measurement and related problems. *Remote Sensing Reviews*, 12(3-4), 225-253.
<https://doi.org/10.1080/02757259509532286>.

Boitard, P., Coudert, B., Lauret, N., Queguiner, S., Marais-Sicre, C., Regaieg, Y., Wang, J.-P., Gastellu-Etchegorry, J.-P. (2023). Calibration of DART 3D model with UAV and Sentinel-2 for studying the radiative budget of conventional and agro-ecological maize fields. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 32, 101079.
<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101079>.

Borel C.C, Siegfried A.W. Gerstl, Bill J. Powers, The radiosity method in optical remote sensing of structured 3-D surfaces, *Remote Sensing of Environment*, Volume 36, Issue 1, 1991, Pages 13-44, ISSN 0034-4257, [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90028-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90028-5).

Brede, B., Verrelst, J., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Clevers, J. G. P. W., Goudzwaard, L., den Ouden, J., Verbesselt, J., Herold, M. (2020). Assessment of workflow feature selection on forest LAI prediction with Sentinel-2A MSI Landsat 7 ETM+ and Landsat 8 OLI. *Remote Sensing*, 12(6), 915. <https://doi.org/10.3390/rs12060915>.

Brye, K. R., Norman, J. M., Bundy, L. G., Gower, S. T. (2000). Water-budget evaluation of prairie and maize ecosystems. *Soil Science Society of America Journal*, 64(2), 715-724.
<https://doi.org/10.2136/sssaj2000.642715x>.

Carlson, T. (2007). An overview of the “triangle method” for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors*, 7(8), 1612-1629.
<https://doi.org/10.3390/s7081612>.

Caruso, G., Palai, G., Tozzini, L., D’Onofrio, C., Gucci, R. (2023). The role of LAI and leaf chlorophyll on NDVI estimated by UAV in grapevine canopies. *Scientia Horticulturae*, 322, 112398. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2023.112398>.

Ceschia, E., Pique, G., Veloso, A., Fieuzal, R., al Bitar, A. (2019). SAFYE-CO2 a model for estimating yield and the components of the carbon budgets for croplands at plot scale over large areas. *Webinar CIRCASA Monitoring Reporting Verification methods INRAE*. (hal-04221025).

Colas-Belcour et al. (2015). *Rapport*.
https://agriculture.gouv.fr/sites/minagri/files/cgaaer_14061_2015_rapport.pdf.

Coudert, B., Ottlé, C., Boudevillain, B., Demarty, J., Guillevic, P. (2006). Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual-source SVAT model. *Journal of Hydrometeorology*, 7(3), 404-420. <https://doi.org/10.1175/JHM503.1>.

Courault, D., Seguin, B., Olioso, A. (2003). Review to estimate evapotranspiration from remote sensing data: some examples from the simplified relationship to the use of mesoscale atmospheric models. *ICID Workshop on Remote Sensing of ET for Large Regions*, 17, 1-18.

Cueff, S., Alletto, L., Dumény, V., Benoit, P., Pot, V. (2021). Adsorption and degradation of the herbicide nicosulfuron in a stagnic Luvisol and Vermic Umbrisol cultivated under conventional or conservation agriculture. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(13), 15739-15752. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-11772-2>.

Cueff, S., Alletto, L., Bourdat-Deschamps, M., Benoit, P., Pot, V. (2020). Water and pesticide transfers in undisturbed soil columns sampled from a Stagnic Luvisol and a Vermic Umbrisol both cultivated under conventional and conservation agriculture. *Geoderma*, 377, 114590. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114590>.

Datt, B. (Datt, B. (1999). Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in Eucalyptus leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 20(14), 2741-2759. <https://doi.org/10.1080/014311699211965>.

De Benedetto, D., Montemurro, F., & Diacono, M. (2017). Impacts of agro-ecological practices on soil losses and cash crop yield. *Agriculture (Switzerland)*, 7(12). <https://doi.org/10.3390/agriculture7120103>.

Demarty, J., Otlé, C., Braud, I., Olioso, A., Frangi, J. P., Bastidas, L. A., & Gupta, H. V. (2004). Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model. *Journal of Hydrology*, 287(1–4). <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.10.003>.

DRAAF. (2018). L'irrigation contribue à 18% de la valeur de la production agricole. Retrieved from <https://draaf.occitanie.agriculture.gouv.fr/l-irrigation-contribue-a-18-de-la-valeur-de-la-production-agricole-analyses-a5054.html>.

Dupiau, A., Jacquemoud, S., Briottet, X., Fabre, S., Viallefont-Robinet, F., Philpot, W., Di Biagio, C., Hébert, M., & Formenti, P. (2022). MARMIT-2: an improved version of the MARMIT model to predict soil reflectance as a function of surface water content in the solar domain. *Remote Sensing of Environment*, 272. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112951>.

Duthoit, S., Demarez, V., Gastellu-Etchegorry, J. P., Martin, E., & Roujean, J. L. (2008). Assessing the effects of the clumping phenomenon on BRDF of a maize crop based on 3D numerical scenes using DART model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(8–9). <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.03.011>.

Fan, X., Vrieling, A., Muller, B., & Nelson, A. (2020). Winter cover crops in Dutch maize fields: variability in quality and its drivers assessed from multi-temporal Sentinel-2 imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 91. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102139>.

Feret, J. B., François, C., Asner, G. P., Gitelson, A. A., Martin, R. E., Bidel, L. P. R., Ustin, S. L., Le Maire, G., & Jacquemoud, S. (2008). PROSPECT-4 and 5: advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sensing of Environment*, 112(6). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.012>.

Ferreira, T. de A., Ferreira, S. C., Barbosa, J. A., Volpato, C. E. S., Ferreira, R. C., Da Silva, M. J., & Barbosa, L. M. (2018). Energy balance of irrigated maize silage. *Ciência Rural*, 48(5). <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20170625>.

Gastellu-Etcheberry, J. P., Demarez, V., Pinel, V., & Zagolski, F. (1996). Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58(2). [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00253-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00253-7).

Gastellu-Etcheberry, J. P., Lauret, N., Yin, T., Landier, L., Kallel, A., Malenovský, Z., Al Bitar, A., Aval, J., Benhmida, S., Qi, J., Medjdoub, G., Guilleux, J., Chavanon, E., Cook, B., Morton, D., Chrysoulakis, N., & Mitraka, Z. (2017). DART: recent advances in remote sensing data modeling with atmosphere, polarization, and chlorophyll fluorescence. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(6). <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2685528>.

Genet, A. T., Tewabe, D., Abebe, A., Enyew, A., & Worku, M. (2022). Effect of irrigation regime on yield and water productivity of maize (*Zea mays*) in the Lake Tana Basin, North West Ethiopia. *Turkish Journal of Agriculture - Food Science and Technology*, 10(2). <https://doi.org/10.24925/turjaf.v10i2.100-105.3982>.

Gingrich, S., Marco, I., Aguilera, E., Padró, R., Cattaneo, C., Cunfer, G., Guzmán, G. I., MacFadyen, J., & Watson, A. (2018). Agroecosystem energy transitions in the old and new worlds: trajectories and determinants at the regional scale. *Regional Environmental Change*, 18(4). <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1261-y>.

Gitelson, A., Arkebauer, T., & Solovchenko, A. (2022). An insight into spectral composition of light available for photosynthesis via remotely assessed absorption coefficient at leaf and canopy levels. *Photosynthesis Research*, 151, 47–60. <https://doi.org/10.1007/s11120-021-00863-x>.

Goel, N. S. (1988). Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data. *Remote Sensing Reviews*, 4(1). <https://doi.org/10.1080/02757258809532105>.

Gonsamo, A., & Chen, J. M. (2018). Vegetation Primary Productivity. In S. Liang (Ed.), *Comprehensive Remote Sensing* (pp. 163-189). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.10535-4>.

Haboudane, D., Miller, J. R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P. J., & Strachan, I. B. (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(3), 337-352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>.

Hellin, J., Erenstein, O., Beuchelt, T., Camacho, C., & Flores, D. (2013). Maize stover use and sustainable crop production in mixed crop-livestock systems in Mexico. *Field Crops Research*, 153. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2013.05.014>.

Hernández-Clemente, R., Navarro-Cerrillo, R. M., & Zarco-Tejada, P. J. (2012). Carotenoid content estimation in a heterogeneous conifer forest using narrow-band indices and PROSPECT+DART simulations. *Remote Sensing of Environment*, 127. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.014>.

Hornero, A., North, P. R. J., Zarco-Tejada, P. J., Rascher, U., Martín, M. P., Migliavacca, M., & Hernandez-Clemente, R. (2021). Assessing the contribution of understory sun-induced

chlorophyll fluorescence through 3-D radiative transfer modelling and field data. *Remote Sensing of Environment*, 253. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112195>.

Huang, H., Qi, J., & Li, L. (2023). Enhanced Branch Simulation to Improve RAPID in Optical Region Using RAMI Scenes. *Journal of Remote Sensing*, 3. <https://doi.org/10.34133/remotesensing.0039>.

Inoue, Y. (2020). Satellite- and drone-based remote sensing of crops and soils for smart farming – a review. *Soil Science and Plant Nutrition*, 66(6), 798–810. <https://doi.org/10.1080/00380768.2020.1738899>.

IPCC. (2022). IPCC climate change 2022 impacts, adaptation and vulnerability summary for policymakers. In *Implementing a US Carbon Tax: Challenges and Debates*.

IUSS Working Group WRB. (2007). World Reference Base For Plant Resources 2006, first update. A framework for international classification, correlation and communication. FAO, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome.

Jacquemoud, S., & Ustin, S. (2019). *Leaf Optical Properties*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108686457>.

Jacob, F., Vidal, T. H. G., Lesaignoux, A., Oliosio, A., Weiss, M., Nerry, F., Jacquemoud, S., Gamet, P., Caillault, K., Labarre, L., French, A., Schmugge, T., & Briottet, X., Lagouarde, J. P. (2022). A Simulation-Based Error Budget of the TES Method for the Design of the Spectral Configuration of the Micro-Bolometer-Based MISTIGRI Thermal Infrared Sensor. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3099896>

Jankowski, K. J., Dubis, B., Sokólski, M. M., Załuski, D., Bórawski, P., & Szempliński, W. (2020). Productivity and energy balance of maize and sorghum grown for biogas in a large-area farm in Poland: an 11-year field experiment. *Industrial Crops and Products*, 148. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2020.112326>

Jiang, L., & Islam, S. (2003). An intercomparison of regional latent heat flux estimation using remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 24(11), 2221–2236. <https://doi.org/10.1080/01431160210154821>

Jiang, J., Weiss, M., Liu, F., & Baret, S. (2019). The impact of canopy structure assumption on the retrieval of GAI and Leaf Chlorophyll Content for wheat and maize crops. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2019.8899064>

Jiang, H., Wei, X., Chen, Z., Zhu, M., Yao, Y., Zhang, X., & Jia, K. (2023). Influence of different soil reflectance schemes on the retrieval of vegetation LAI and FVC from PROSAIL in agriculture region. *Computers and Electronics in Agriculture*, 212, 108165. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108165>

Jones, H. G., Serraj, R., Loveys, B. R., Xiong, L., Wheaton, A., & Price, A. H. (2009). Thermal infrared imaging of crop canopies for the remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in the field. *Functional Plant Biology*, 36(11). <https://doi.org/10.1071/FP09123>

- Kganyago, M., Mhangara, P., Alexandridis, T., Laneve, G., Ovakoglou, G., & Mashiyi, N. (2020). Validation of sentinel-2 leaf area index (LAI) product derived from SNAP toolbox and its comparison with global LAI products in an African semi-arid agricultural landscape. *Remote Sensing Letters*, 11(10). <https://doi.org/10.1080/2150704X.2020.1767823>
- Khanal, S., Fulton, J., & Shearer, S. (2017). An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139, 22-32. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.001>
- Kustas, W. P., & Daughtry, C. S. T. (1990). Estimation of the soil heat flux/net radiation ratio from spectral data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 49(3), 205-223. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(90\)90033-3](https://doi.org/10.1016/0168-1923(90)90033-3)
- Kustas, W. P., & Norman, J. M. (2000). A two-source energy balance approach using directional radiometric temperature observations for sparse canopy covered surfaces. *Agronomy Journal*, 92(5). <https://doi.org/10.2134/agronj2000.925847x>
- Lamsal, K., Paudyal, G. N., & Saeed, M. (1999). Model for assessing impact of salinity on soil water availability and crop yield. *Agricultural Water Management*, 41(1). [https://doi.org/10.1016/S0378-3774\(98\)00116-4](https://doi.org/10.1016/S0378-3774(98)00116-4)
- Lagouarde, J. P., Bhattacharya, B. K., Crébassol, P., Gamet, P., Adlakha, D., Murthy, C. S., Singh, S. K., Mishra, M., Nigam, R., Raju, P. V., Babu, S. S., Shukla, M. V., Pandya, M. R., Boulet, G., Briottet, X., Dadou, I., Dedieu, G., Gouhier, M., Hagolle, O., ... Sarkar, S. S. (2019). Indo-French high-resolution thermal infrared space mission for earth natural resources assessment and monitoring - Concept and definition of TRISHNA. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(3/W6). <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-403-2019>
- Laliberte, A. S., Goforth, M. A., Steele, C. M., & Rango, A. (2011). Multispectral remote sensing from unmanned aircraft: image processing workflows and applications for rangeland environments. *Remote Sensing*, 3(11). <https://doi.org/10.3390/rs3112529>
- Landier, L., Gastellu-Etchegorry, J. P., Al Bitar, A., Chavanon, E., Lauret, N., Feigenwinter, C., Mitranka, Z., & Chrysoulakis, N. (2018). Calibration of urban canopies albedo and 3D shortwave radiative budget using remote-sensing data and the DART model. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 739-753. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1462102>
- Liang, S., Wang, D., He, T., & Yu, Y. (2019). Remote sensing of earth's energy budget: synthesis and review. *International Journal of Digital Earth*, 12(7). <https://doi.org/10.1080/17538947.2019.1597189>
- Maddonni, G. Á., & Martínez-Bercovich, J. (2014). Row spacing, landscape position, and maize grain yield. *International Journal of Agronomy*, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/195012>
- Malenovský, Z., Martin, E., Homolová, L., Gastellu-Etchegorry, J. P., Zurita-Milla, R., Schaepman, M. E., Pokorný, R., Clevers, J. G. P. W., & Cudlín, P. (2008). Influence of woody elements of a Norway spruce canopy on nadir reflectance simulated by the DART model at

very high spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 112(1). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.028>

Malenovský, Z., Regaieg, O., Yin, T., Lauret, N., Guilleux, J., Chavanon, E., Duran, N., Janoutová, R., Delavois, A., Meynier, J., Medjdoub, G., Yang, P., van der Tol, C., Morton, D., Cook, B.D., & Gastellu-Etchegorry, J.P. (2021). Discrete anisotropic radiative transfer modelling of solar-induced chlorophyll fluorescence: structural impacts in geometrically explicit vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 263. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112564>

Malenovský, Z., et al. (2023). 3D Radiative Transfer Modelling of Forest Canopies Reconstructed from Terrestrial Laser Scanning: A Case of Tall Australian Eucalypts. *IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Pasadena, CA, USA, 2683-2686. <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10281746>

Marais-Sicre, C., Queguiner, S., Bustillo, V., Lesage, L., Barcet, H., Pelle, N., Breil, N., & Coudert, B. (2024). Sun/Shade Separation in Optical and Thermal UAV Images for Assessing the Impact of Agricultural Practices. *Remote Sensing*, 16, 1436. <https://doi.org/10.3390/rs16081436>

Masina, M., Lambertini, A., Daprà, I., Mandanici, E., & Lamberti, A. (2020). Remote sensing analysis of surface temperature from heterogeneous data in a maize field and related water stress. *Remote Sensing*, 12(15). <https://doi.org/10.3390/RS12152506>

Meyers, T.P., & Hollinger, S.E. (2004). An assessment of storage terms in the surface energy balance of maize and soybean. *Agricultural and Forest Meteorology*, 125(1-2). <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2004.03.001>

Monteith, J. L., Moss, C. J., Cooke, G. W., Pirie, N. W., & Bell, G. D. H. (1977). Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B*, 281, 277-294. <https://doi.org/10.1098/rstb.1977.0140>

Myneni, R. B., Ross, J., & Asrar, G. (1989). A review on the theory of photon transport in leaf canopies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 45(1-2). [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(89\)90002-6](https://doi.org/10.1016/0168-1923(89)90002-6)

Naylor, R.L. (1996). Energy and resource constraints on intensive agricultural production. *Annual Review of Energy and the Environment*, 21(1). <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.21.1.99>

Nebiker, S., Lack, N., Abächerli, M., & Läderach, S. (2016). Light-weight multispectral UAV sensors and their capabilities for predicting grain yield and detecting plant diseases. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B1-963-20162016-January>

Norman, J. M., Anderson, M. C., Kustas, W. P., French, A. N., Mecikalski, J., Torn, R., Diak, G. R., Schmugge, T. J., & Tanner, B. C. W. (2003). Remote sensing of surface energy fluxes at 101-m pixel resolutions. *Water Resources Research*, 39(8). <https://doi.org/10.1029/2002WR001775>

- Ofgeha, G.Y., & Abshire, M.W. (2021). Spatio-temporal variability and trends in rainfall and temperature in Anger watershed, southwestern Ethiopia. *Journal of Applied Geospatial Information*, 5(1). <https://doi.org/10.30871/jagi.v5i1.2825>
- Oliosio, A. (1995). Estimating the difference between brightness and surface temperatures for a vegetal canopy. *Agricultural and Forest Meteorology*, 72(3-4), 237-242. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(94\)02163-E](https://doi.org/10.1016/0168-1923(94)02163-E)
- Pandya, M. R., Shah, D. B., Trivedi, H. J., Lunagaria, M. M., Pandey, V., Panigrahy, S., & Parihar, J. S. (2013). Field Measurements of Plant Emissivity Spectra: An Experimental Study on Remote Sensing of Vegetation in the Thermal Infrared Region. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 41(4). <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0283-2>
- Prakash Mohan, M. M., Kanchirapuzha, R., & Varma, M. R. R. (2020). Review of approaches for the estimation of sensible heat flux in remote sensing-based evapotranspiration models. *Journal of Applied Remote Sensing*, 14(4), 041501. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.14.041501>
- Qi, J. Y., Han, S. W., Lin, B. J., Xiao, X. P., Jensen, J. L., Munkholm, L. J., & Zhang, H. L. (2022). Improved soil structural stability under no-tillage is related to increased soil carbon in rice paddies: Evidence from literature review and field experiment. *Environmental Technology & Innovation*, 26, 102248. <https://doi.org/10.1016/j.eti.2021.102248>
- Raeva, P. L., Šedina, J., & Dlesk, A. (2019). Monitoring of crop fields using multispectral and thermal imagery from UAV. *European Journal of Remote Sensing*, 52(Suppl. 1). <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1527661>
- Hunt, E. R., & Rock, B. N. (1989). Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30(1), 43-54. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90046-1](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90046-1)
- Reddy, K. S., Kumar, M., Maruthi, V., Lakshminarayana, P., Vijayalakshmi, Umesh, B., & Reddy, Y. V. K. (2016). Climate change impacts on crop water balance of maize (*Zea mays* L.) in lower Krishna River Basin of South India. *Current Science*, 111(3). <https://doi.org/10.18520/cs/v111/i3/565-570>
- Regaieg, O., Yin, T., Malenovský, Z., Cook, B. D., Morton, D. C., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (2021). Assessing impacts of canopy 3D structure on chlorophyll fluorescence radiance and radiative budget of deciduous forest stands using DART. *Remote Sensing of Environment*, 265. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112673>
- Reiners, P., Sobrino, J., & Kuenzer, C. (2023). Satellite-Derived Land Surface Temperature Dynamics in the Context of Global Change—A Review. *Remote Sensing*, 15, 1857. <https://doi.org/10.3390/rs15071857>
- Ren, T., Liu, Z., Zhang, L., Liu, D., Xi, X., Kang, Y., Zhao, Y., Zhang, C., Li, S., & Zhang, X. (2020). Early identification of seed maize and common maize production fields using sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 12(13). <https://doi.org/10.3390/rs12132140>
- Rengarajan, R., & Schott, J. R. (2017). Modeling and Simulation of Deciduous Forest Canopy and Its Anisotropic Reflectance Properties Using the Digital Image and Remote Sensing Image

Generation (DIRSIG) Tool. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11). <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2751539>

Roerink, G. J., Su, Z., & Menenti, M. (2000). S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate the surface energy balance. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(2). [https://doi.org/10.1016/S1464-1909\(99\)00128-8](https://doi.org/10.1016/S1464-1909(99)00128-8)

Rubio, E., Caselles, V., & Badenas, C. (1997). Emissivity measurements of several soils and vegetation types in the 8–14 μm wave band: Analysis of two field methods. *Remote Sensing of Environment*, 59(3), 490-521. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00123-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00123-X)

Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Eblimit, K., Peterson, K., Hartling, K., Esposito, F., Khanal, K., Newcomb, M., Pauli, W., Ward, R., Fritschi, F., Shakoor, N., & Mockler, T. (2019). UAV-based high resolution thermal imaging for vegetation monitoring, and plant phenotyping using ICI 8640 P, FLIR vue pro R 640, and thermoMap cameras. *Remote Sensing*, 11, 330. <https://doi.org/10.3390/rs11030330>

Samani, Z., Bawazir, A. S., Bleiweiss, M., Skaggs, R., & Tran, V. D. (2007). Estimating Daily Net Radiation over Vegetation Canopy through Remote Sensing and Climatic Data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4). [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9437\(2007\)133:4\(291\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9437(2007)133:4(291))

Sanderson, M. A., Agblevor, F., Collins, M., & Johnson, D. K. (1996). Compositional analysis of biomass feedstocks by near infrared reflectance spectroscopy. *Biomass and Bioenergy*, 11(5), 365-370. [https://doi.org/10.1016/S0961-9534\(96\)00039-6](https://doi.org/10.1016/S0961-9534(96)00039-6)

Schoonhoven, Y., & Runhaar, H. (2018). Conditions for the adoption of agro-ecological farming practices: a holistic framework illustrated with the case of almond farming in Andalusia. *International Journal of Agricultural Sustainability*, 16(6). <https://doi.org/10.1080/14735903.2018.1537664>

Sepulcre-Cantó, G., Zarco-Tejada, P. J., Sobrino, J. A., Berni, J. A. J., Jiménez-Muñoz, J. C., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (2009). Discriminating irrigated and rainfed olive orchards with thermal ASTER imagery and DART 3D simulation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(6-7). <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.12.001>

Sieber, P., Ericsson, N., Hammar, T., & Hansson, P.-A. (2022). Albedo impacts of current agricultural land use: Crop-specific albedo from MODIS data and inclusion in LCA of crop production. *Science of The Total Environment*, 835, 155455. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155455>

Sarlikioti, V., de Visser, P. H. B., Buck-Sorlin, G. H., & Marcelis, L. F. M. (2011). How plant architecture affects light absorption and photosynthesis in tomato: Towards an ideotype for plant architecture using a functional-structural plant model. *Annals of Botany*, 108(6). <https://doi.org/10.1093/aob/mcr221>

Smith, A. M., Bourgeois, G., Teillet, P. M., Freemantle, J., & Nadeau, C. (2008). A comparison of NDVI and MTVI2 for estimating LAI using CHRIS imagery: a case study in wheat. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(6). <https://doi.org/10.5589/m08-071>

- Sobrino, J. A., Mattar, C., Gastellu-Etchegorry, J. P., Jiménez-Muñoz, J. C., & Grau, E. (2011). Evaluation of the DART 3D model in the thermal domain using satellite/airborne imagery and ground-based measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 32(22). <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.524672>
- Soltner. (2018). *Agroécologie: Guide de la nouvelle agriculture*. Collection Sciences et Techniques Agricoles. ISBN N°2-907710-28-1.
- Stone, P. J., Sorensen, I. B., & Jamieson, P. D. (1999). Effect of soil temperature on phenology, canopy development, biomass and yield of maize in a cool-temperate climate. *Field Crops Research*, 63(2). [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(99\)00033-7](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(99)00033-7)
- Stover, R. H. (1984). Canopy management in Valery and Grand Nain using leaf area index and photosynthetically active radiation measurements. *Fruits*, 39(2), 89-93.
- Su, Z. (2002). The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6(1). <https://doi.org/10.5194/hess-6-85-2002>
- Tyszkiewicz, M. J., Maninis, K. K., Popov, S., & Ferrari, V. (2022). RayTran: 3D Pose Estimation and Shape Reconstruction of Multiple Objects from Videos with Ray-Traced Transformers. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 13670 LNCS. https://doi.org/10.1007/978-3-031-20080-9_13
- Van der Velde, M., Wriedt, G., & Bouraoui, F. (2010). Estimating irrigation use and effects on maize yield during the 2003 heatwave in France. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 135(1–2). <https://doi.org/10.1016/j.agee.2009.08.017>
- Verhoef, A. (2004). Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil. *Agricultural and Forest Meteorology*, 123(3–4), 221-236. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.11.005>
- Walker, S., & Ogindo, H. O. (2003). The water budget of rainfed maize and bean intercrop. *Physics and Chemistry of the Earth*, 28, 20–27. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2003.08.018>
- Wan Z. and Dozier J. (1996). "A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space," in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34, no. 4, pp. 892-905, July 1996, doi: 10.1109/36.508406.
- Wang, X., Müller, C., Elliot, J., Mueller, N. D., Ciais, P., Jägermeyr, J., Gerber, J., Dumas, P., Wang, C., Yang, H., Li, L., Deryng, D., Folberth, C., Liu, W., Makowski, D., Olin, S., Pugh, T. A. M., Reddy, A., Schmid, E., & Piao, S. (2021). "Global irrigation contribution to wheat and maize yield." *Nature Communications*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-021-21498-5>
- Wang, W.; Gao, X.; Cheng, Y.; Ren, Y.; Zhang, Z.; Wang, R.; Cao, J.; Geng, H. (2022). "QTL Mapping of Leaf Area Index and Chlorophyll Content Based on UAV Remote Sensing in Wheat." *Agriculture*, 12, 595. <https://doi.org/10.3390/agriculture12050595>

- Wang, Y., Kallel, A., Yang, X., Regaieg, O., Lauret, N., Guilleux, J., Chavanon, E., & Gastellu-Etchegorry, J.P. (2022). "DART-Lux: an unbiased and rapid Monte Carlo radiative transfer method for simulating remote sensing images." *Remote Sensing of Environment*, 274. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112973>.
- Wei, S., Yin, T., Dissegna, M.A., Whittle, A.J., Ow, G.L.F., Yusof, M.L.M., Lauret, N., & Gastellu-Etchegorry, J.P. (2020). "An assessment study of three indirect methods for estimating leaf area density and leaf area index of individual trees." *Agricultural and Forest Meteorology*, 292–293. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108101>.
- Weiss, M., Baret, F., & Jay, S. (2020). "S2 Tool Box Level 2 Products LAI, FAPAR, fCOVER." [Research Report] EMMAH-CAPTE. INRAe Avignon. Hal-03584016.
- Wen, W., Guo, X., Li, B., Wang, C., Wang, Y., Yu, Z., Wu, S., Fan, J., Gu, S., & Lu, X. (2019). "Estimating canopy gap fraction and diffuse light interception in 3D maize canopy using hierarchical hemispheres." *Agricultural and Forest Meteorology*, 276–277. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.05.025>.
- Wen, W., Wang, Y., Wu, S., Liu, K., Gu, S., & Guo, X. (2021). "3D phytomer-based geometric modelling method for plants-the case of maize." *AoB PLANTS*, 13 (5). <https://doi.org/10.1093/aobpla/plab055>.
- Wezel, A., Casagrande, M., Celette, F., Vian, J. F., Ferrer, A., & Peigné, J. (2014). "Agroecological practices for sustainable agriculture: A review." In *Agronomy for Sustainable Development*, 34(1). <https://doi.org/10.1007/s13593-013-0180-7>.
- Widlowski, J. L., Mio, C., Disney, M., Adams, J., Andredakis, I., Atzberger, C., Brennan, J., Busetto, L., Chelle, M., Ceccherini, G., Colombo, R., Côté, J.F., Eenmäe, A., Essery, R., Gastellu-Etchegorry, J.P., Gobron, N., Grau, E., Haverd, V., Homolová, L., et al., (2015). "The fourth phase of the radiative transfer model intercomparison (RAMI) exercise: actual canopy scenarios and conformity testing." *Remote Sensing of Environment*, 169. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.08.016>.
- Yang, P., Prikaziuk, E., Verhoef, W., & van der Tol, C. (2021). "Scope 2.0: a model to simulate vegetated land surface fluxes and satellite signals." *Geoscientific Model Development (GMD)*, 14 (7). <https://doi.org/10.5194/gmd-14-4697-2021>.
- Yang, Y., Liu, G., Guo, X., Liu, W., Xue, J., Ming, B., Xie, R., Wang, K., Li, S., & Hou, P. (2022). "Effect mechanism of solar radiation on maize yield formation." *Agriculture (Switzerland)*, 12 (12). <https://doi.org/10.3390/agriculture12122170>.
- Yin, T., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lauret, N., Grau, E., & Rubio, J. (2013). "A new approach of direction discretization and oversampling for 3D anisotropic radiative transfer modeling." *Remote Sensing of Environment*, 135, 213–223. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.030>.
- Zhang, L., Yan, C., Guo, Q., Zhang, J., & Ruiz-Menjivar, J. (2018). "The impact of agricultural chemical inputs on environment: Global evidence from informetrics analysis and visualization." *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 13(4). <https://doi.org/10.1093/ijlct/cty039>.

Zhang, J., Huang, Y., Pu, R., Gonzalez-Moreno, P., Yuan, L., Wu, K., & Huang, W. (2019). "Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: A review." *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 165, 104943. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104943>.

Zhao, S., Qin, Q., Yang, Y., Xiong, Y., & Qiu, G. (2009). "Comparison of two split-window methods for retrieving land surface temperature from MODIS data." *Journal of Earth System Science*, 118(4). <https://doi.org/10.1007/s12040-009-0027-4>.

Zhao, M.B. (2015). "Moment Distribution Method to Compute the Moment of Continuous Beam Using WPS." <https://doi.org/10.2991/iccet-15.2015.15>.

Zhen, Z., Chen, S., Yin, T., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (2022). "Spatial Resolution Requirements for the Application of Temperature and Emissivity Separation (TES) Algorithm Over Urban Areas." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3211502>.

Zhu, L., Suomalainen, J., Liu, J., Hyypä, J., Kaartinen, H., & Haggren, H. (2018). "A Review: Remote Sensing Sensors." In *Multi-purposeful Application of Geospatial Data*. <https://doi.org/10.5772/intechopen.71049>.

Annexes :

Annexe 1 : Etude de l'impact du nombre de bande spectrale sur le bilan radiatif dans le PAR.

Tableau 18 : Ecart sur le PAR en fonction du nombre de bandes spectrales dans DART.

	Plante (W/m ²)	Sol (W/m ²)	% de différence par rapport à 1 bande
1 bande	361.44	30.17	X
8 bandes	361.07	29.93	0.10 %
10 bandes	360.97	29.92	0.13 %
12 bandes	360.83	29.9	0.17 %

Annexe 2 : Comparaison des réflectances UAV, DART-FT et DART-LUX dans la bande spectrale rouge UAV.

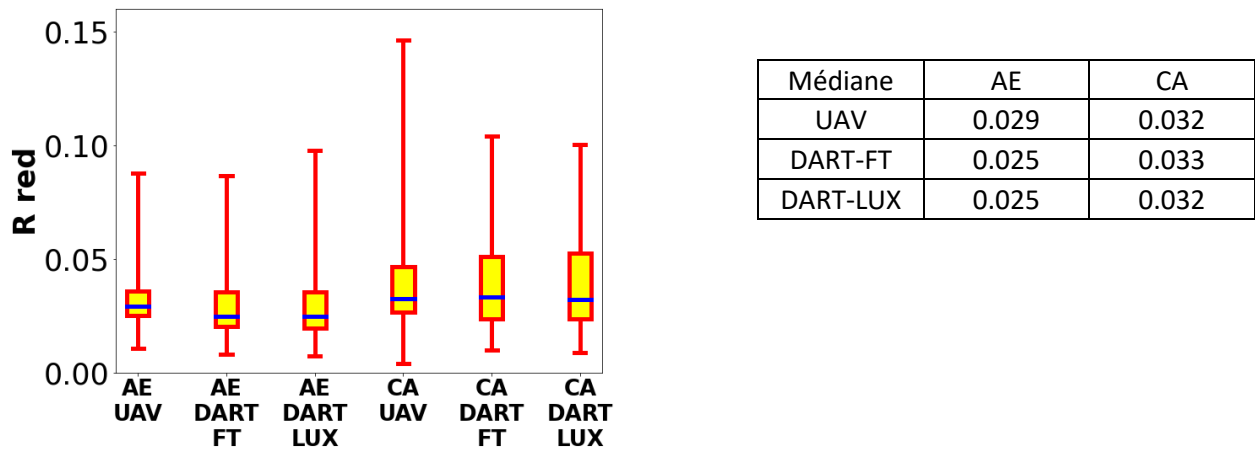


Figure 69 : Réflectance pour la bande rouge UAV, DART_FT et DART_LUX pour les champs AE et CA

Annexe 3 : Impact de la forme de la plante sur le bilan radiatif thermique

Dans le dernier cas de notre étude, nous avons inversé les plantes AE et CA tout en conservant tout le reste égal en termes de paramètres de simulation (plages de température, réflectance, atmosphère). Nous avons donc 2 nouveaux champs : le champ AEM (*i.e.*, champ AE avec les

pieds du champ CA) et le champ CAM le champ AEM (*i.e.*, champ CA avec les pieds du champ AE).

La distribution de température basée sur l'illumination sera différente des champs AE et CA en raison de la géométrie du couvert végétal changeante.

a) Rayonnement émis par le sol et absorbé par le couvert végétal, en l'absence d'atmosphère

Nous appliquons les paramètres vus dans le premier cas d'étude : ϵ_{plante} , T_{plante} , $T_{\text{atmo}} = 0$ et ϵ_{sol} , T_{sol} , conserve leur valeur. Notre but est de constater d'éventuelles différences, notamment avec le premier cas d'étude.

Tableau 19 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m² de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 0$ et $T_{\text{plante}} = 0K$.

Champ AE plante CA (AEM)	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m ²)	425.39	0	0	0
Végétation (W/m ²)	0	377.43	377.43	0

Le Tableau 19 montre les résultats obtenus. Le sol du champ AEM émet un peu plus (425.39W/m²) que le sol du champ AE (420.41W/m²). Il est donc un peu plus chaud, ce qui ici est dû au fait que le champ AEM a un sol plus éclairé que le champ AE. Ceci indique que de par leur géométrie les pieds du champ CA induisent une transmittance supérieure à la transmittance induite par les pieds du champ AE. Ce constat est confirmé par l'analyse du rayonnement intercepté / absorbé par la végétation. En effet, la transmittance diffuse du couvert de maïs $\frac{\text{Emission du sol} - \text{Absorption par la végétation}}{\text{Emission du sol}}$ est 11.2% pour AEM et 7.6% pour AE. Les mêmes valeurs de la transmittance diffuse sont obtenues en utilisant le rapport $\frac{\text{Exitance du couvert}}{\text{Exitance du sol}}$, sachant que l'exitance est 47.9 W/m² (Tableau 19) pour AEM et 31.8 W/m² pour AE.

L'émission thermique du sol du champ AEM est plus élevée que celle du champ AE car les plantes CA interceptent moins de rayonnement solaire, ce qui entraîne des surfaces de sol exposées au soleil plus importantes et, par conséquent, des températures du sol plus élevées. Les plantes CA interceptent moins de rayonnement provenant du sol et en absorbent donc moins ; l'interception directe et diffuse pour les plantes CA est plus faible.

Tableau 20 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m² de sol. Sans atmosphère avec $\epsilon_{\text{plante}} = 0$ et $T_{\text{plante}} = 0K$.

Champ CA plante AE (CAM)	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol (W/m ²)	399.09	0	0	0
Végétation (W/m ²)	0	361.22	361.22	0

L'exitance CA était de 54.25 W/m². Pour le champ CAM (Tableau 20), l'exitance est de 37.87 W/m². L'exitance diminue, ce qui signifie que les plantes AE interceptent plus d'émission thermique du sol que les plantes CA. L'émission du sol en CAM (399,09 W/m²) est presque égale à l'émission du sol du champ CA (399,11 W/m²) même si les distributions de température diffèrent.

Les résultats montrent également que la plante AE absorbe moins dans le cas "champ CA" (361.22 W/m²) que dans le cas "champ AE" (388.62 W/m²). Dans le même temps, la plante CA absorbe plus dans le cas "champ AE" (377.43 W/m²) que dans le "champ CA" (344.86 W/m²). La géométrie du champ (distance inter-rang-inter-pied) a donc un impact clair quel que soit le type de plante, le champ AE piège plus le rayonnement grâce à son couvert qui provoque un « effet parasol ». À l'inverse, le champ CA avec une distance inter-rang deux fois supérieure piège beaucoup moins le rayonnement.

b) Rayonnement émis et absorbé par le champ, en l'absence d'atmosphère

Comme dans la configuration a), l'atmosphère a une température nulle en revanche pour les éléments foliaires du couvert végétal nous conservons les valeurs de ϵ_{plante} et T_{plante} pour les champs AE et CA que nous avons utilisées dans l'étude précédente. Le Tableau 21 montre les résultats obtenus.

Tableau 21 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m² de sol. Sans atmosphère.

W/m ² sol	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol	425.39 W/m ²	399.37 W/m ²	438.87 W/m ²	39.50 W/m ²
Végétation	3697.64 W/m ²	3227.57 W/m ²	3433.58 W/m ²	206.01 W/m ²

La plante du champ AEM (plante champ CA), présentent une émission thermique plus faible (3697,64 W/m² de sol) que ceux du champ AE (3895,83 W/m² de sol). Ce constat est en accord avec la conclusion de la configuration a), où il est établi que l'interception des pieds de maïs du champ CA (ici : 3433,58 W/m² de sol) est inférieure à celle des pieds de maïs du champ AE (ici : 3620,56 W/m² de sol). Cette réduction de l'interception se traduit par une surface d'émission moindre. De même, la diffusion attribuée à la plante du champ CA (ici : 206,01 W/m² de sol) est inférieure à celle observée pour la plante du champ AE (ici : 217,23 W/m² de sol). Il est notable que ces différents effets se compensent en ce qui concerne l'existance du couvert. Ainsi, l'existance du champ AEM (495,86 W/m²) est très proche de celle du champ AE (497,27 W/m²).

Tableau 22 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m² de sol. Sans atmosphère.

W/m ² sol	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol	399.09 W/m ²	408.68 W/m ²	430.19 W/m ²	21.51 W/m ²
Végétation	3906.8 W/m ²	3416.71 W/m ²	3486.44 W/m ²	69.72 W/m ²

Le Tableau 22 montre les résultats obtenus, le sol de CAM émet 399.09W/m² comme pour le cas a). En revanche, il absorbe et diffuse du rayonnement, car la végétation émet un rayonnement thermique. Son rayonnement diffusé est très faible, car ϵ_{sol} est faible. La plante du champ CAM émet (3906.8 W/m² de sol) légèrement plus que la plante du champ AE (3893.4 W/m² de sol), à cause de la température plus faible et de l'émissivité plus élevée. D'autre part, la plante du champ CAM absorbent (3416.71 W/m² de sol) \approx 4% plus que la plante du champ AE (3403.65 W/m² de sol), alors que la transmittance (\approx 9.5%) CA est plus élevée que la transmittance AE (\approx 7.6%).

Le sol est presque à l'équilibre radiatif "thermique" (*i.e.*, émission thermique \approx 98% absorption), contrairement à la végétation qui émet plus qu'elle n'absorbe.

c) Rayonnement émis par la végétation et absorbé par le sol, en présence d'atmosphère

Par rapport à la configuration b), l'atmosphère est simulée de manière réaliste avec des modèles de gaz et d'aérosols standards : modèle de gaz "USSTD76" et modèle d'aérosol "Rural 23km".

Tableau 23 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en AEM (champ AE avec la plante CA) en W/m² de sol. Avec atmosphère.

W/m ² sol	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol	425.39 W/m ²	415.67 W/m ²	456.79 W/m ²	41.11 W/m ²
Végétation	3697.64 W/m ²	3399.58 W/m ²	3616.62 W/m ²	216.99 W/m ²

Les résultats obtenus pour AEM (Tableau 23) sont cohérents avec les résultats déjà obtenus pour AE : même émission thermique du sol et des pieds de maïs, et moindre interception du sol, et donc moindre absorption et diffusion du sol. Par ailleurs, l'existance de AEM (499.1 W/m²) est très proche de l'existance de AE (500.8 W/m²).

Tableau 24 : Bilan radiatif thermique réémis par le sol pour le champ en CAM (champ CA avec la plante AE) en W/m² de sol. Avec atmosphère.

W/m ² sol	Emis	Absorbé	Intercepté	Diffusé
Sol	399.09W/m ²	423.23 W/m ²	445.51 W/m ²	22.28 W/m ²
Végétation	3906.8 W/m ²	3594.3 W/m ²	3667.6 W/m ²	73.35 W/m ²

Dans le Tableau 24 le rayonnement thermique absorbé est passé de 408.7 W/m² pour le champ en CA à 423.2 W/m² pour le champ CAM pour le sol et de 3416.7 W/m² à 3594.38 W/m² pour la plante. Le rayonnement émis par le sol et par les plantes est resté le même, en accord avec le mode de calcul des températures des éléments du paysage.

L'interversion des couverts AE et CA confirme les résultats que nous avons vu dans les chapitres 6 et 7. La plante AE est plus couvrante et absorbe plus que la plante CA. Ce résultat ne se confirme pas seulement sur le PAR mais pour l'ensemble du spectre électromagnétique. Cette différence d'environ 20 W/m² a un impact direct sur la température qui pourrait expliquer en partie la différence de T_B constaté avec les données drones entre les champs AE et CA. Ses résultats sont en accord avec les mesures in-situ effectué avec le capteur NR01 le jour de la simulation DART qui donne une différence aux alentours de 13 W/m². On constate que la différence obtenue par la simulation est du même ordre de grandeur que celle du NR01, ce qui est une validation supplémentaire de notre étude.

Annexe 4 : Impact de la résolution spatiale sur le bilan radiatif dans DART

Il est intéressant d'évaluer l'influence de la résolution spatiale des simulations DART sur le bilan radiatif et les images de télédétection simulées. La

Figure 70 illustre cette influence pour le cas a), (i.e., $\epsilon_{\text{plante}} = 0$, $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$ et $T_{\text{atm}} = 0\text{K}$), pour des images de télédétection acquises au nadir. Le changement de résolution spatiale de 0.1m à 0.01m entraîne des variations du bilan radiatif et de la luminance nadir de l'ordre du pourcent. Il convient cependant de noter que les variations au sein de l'image en luminance diffèrent beaucoup selon la résolution spatiale, avec des dynamiques de luminance beaucoup plus élevées aux petites résolutions spatiales.

Exitance du sol (W/m ² sol)			Absorption de la végétation (W/m ² sol)			Luminance nadir du champ (W/m ² sol/μm)		
0.1m	0.05m	0.01m	0.1m	0.05m	0.01m	0.1m	0.05m	0.01m
425.39	423.83	420.38	377.43	376.03	372.93	49.85	49.67	49.26

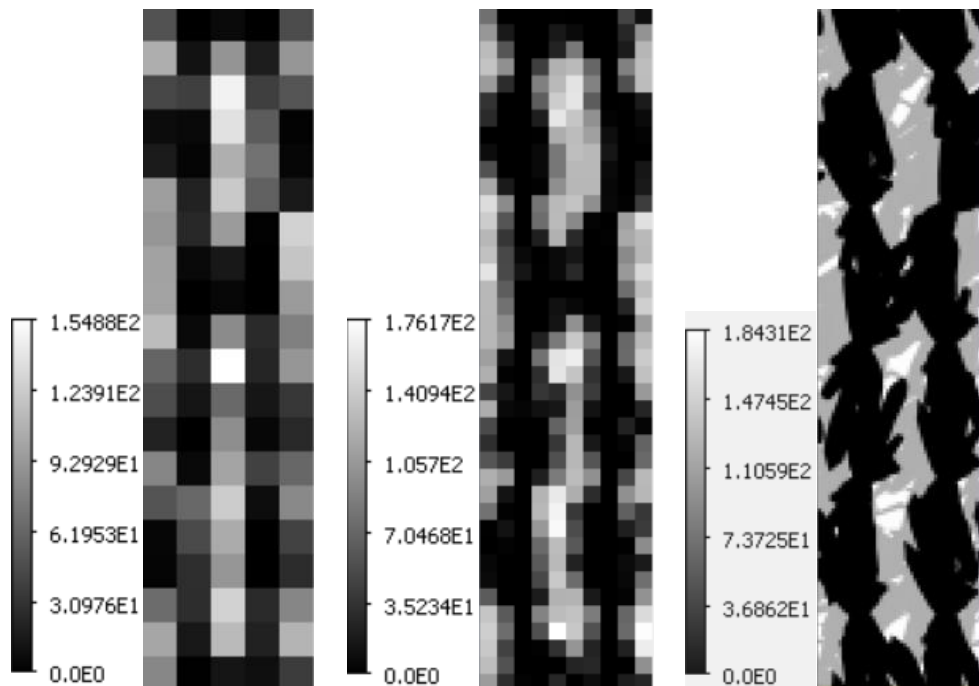


Figure 70 : Exitance du sol (W/m²), absorption du maïs (W/m² sol) et luminance (W/m²/μm) du champ AEM simulées à 0.1m, 0.05m et 0.01m de résolution spatiale. $\epsilon_{\text{plante}} = 0$. $T_{\text{plante}} = 0\text{K}$. Les images de luminance nadir aux trois résolutions spatiales sont affichées, chacune avec sa barre de valeurs.

Titre : Impact des pratiques agricoles sur le bilan radiatif et la température de brillance du maïs à fine échelle par modélisation physique 3D.

Mots clés : télédétection, modélisation physique, bilan radiatif, agro-écosystèmes, infrarouge thermique

Résumé : Quantifier le bilan radiatif (BR) et la température de brillance (TB) du maïs, la céréale la plus produite au monde, est crucial pour gérer sa culture dans un contexte de réchauffement climatique. Son microclimat, comprenant la température, l'eau et les flux d'énergie, dépend des pratiques de gestion des cultures. Il est donc primordial d'évaluer les impacts de ces pratiques sur le BR et la TB à l'échelle parcellaire. Pour comparer l'influence des pratiques agroécologiques (AE) et de l'agriculture conventionnelle (CA) sur le BR et la TB du maïs, il faut utiliser la modélisation avec des modèles de transfert radiatif (MTR) 3D et les observations par télédétection (RS). La question de l'apport des pratiques agroécologiques sur le bilan radiatif, thermique et hydrologique sur des couverts agricoles par rapport aux pratiques conventionnelles constituent un enjeu stratégique majeur

Nous avons étudié deux champs de maïs voisins dans le sud-ouest de la France, respectivement avec des pratiques AE et CA. Nous avons choisi le MTR DART qui est considéré comme un des meilleurs au monde et nous nous sommes appuyés sur des données in situ et en télédétection drone et satellite.

J'ai tout d'abord créé des modèles 3D réalistes des champs CA et AE et je les ai validés avec une nouvelle méthode basée sur DART et les réflectances et indices de végétation acquis en juillet 2019 par drone et par le satellite Sentinel 2 (S2).

J'ai ensuite simulé des séries temporelles de rayonnement actif photosynthétiquement absorbé (APAR) pour les plantes (APARplante) et le sol (APARsol) avec DART. En moyenne pour la journée APARplante était plus élevé de 21,5 W/m² dans le champ AE et APARsol était plus élevé de 20,1 W/m² dans le champ CA.

Afin de comprendre d'où venait ces différences j'ai effectué une étude de sensibilité sur les différents paramètres géométriques et optiques (OP) entre les deux champs afin de quantifier leurs impacts respectifs.

Les OP du sol causent ≈ 45 % des différences dans APARplante et APARsol.

Cela souligne le rôle important de l'OPsol associées aux pratiques AE qui est responsable à lui seul de presque la moitié des différences de BR.

Parce qu'il intègre les effets non linéaires de tous ces paramètres, l'indice de surface foliaire (LAI) représente ≈40 % de la différence dans APARplante et APARsol. La sensibilité de APAR à LAI est deux fois plus faible dans le champ AE que dans le champ CA.

Les résultats ont montré que les différences de APAR entre les champs AE et CA peuvent être encore plus importantes avec d'autres orientations de rangs de maïs.

Les résultats ont souligné également le rôle du modèle de champ sur le APAR simulé en comparant

J'ai également créé des maquettes DART dans le domaine thermique afin d'étudier la température de brillance. Ces maquettes ont été calibrées grâce à une nouvelle méthode basée sur des comparaisons statistiques entre TB UAV/DART. Ces maquettes en accord avec les résultats des données qui donnent une différence de 2K en faveur du champ AE sur le champ CA.

J'ai ensuite étudié les facteurs géométriques afin de mesurer leur impact sur la TB basé sur l'illumination. Les résultats montrent qu'avec cette méthode de distribution de la TB, la différence de LAI dans les gammes des 2 champs (environ 3.2) et la rotation des plants de maïs n'ont quasiment pas d'impact. En revanche la forme des plantes et surtout la géométrie du champ ont un impact très net notamment sur la TB sol (4K) en faveur de CA.

Ce travail ouvre des perspectives intéressantes pour l'avenir notamment avec l'arrivée de modèles capables de simuler le bilan d'énergie, qui permettront de simuler des processus non pris en compte dans DART comme l'évapotranspiration ou l'humidité. Cela permettra de quantifier l'effet de chaque paramètre dans l'interface sol végétation atmosphère pour montrer les différences liées aux pratiques agricoles sur la TB.

Title: Impact of Agricultural Practices on the Radiative Budget and Brightness Temperature of Maize at Fine Scale through 3D Physical Modeling.

Key words: remote sensing, physical modeling, radiative budget, agrosystems, thermal infrared

Abstract: Quantifying the radiative budget (RB) and brightness temperature (BT) of maize, the most produced cereal in the world, is crucial for managing its cultivation in the context of climate change. Its microclimate, including temperature, water and energy flows, depends on crop management practices. It is therefore essential to evaluate the impacts of these practices on RB and BT at the field scale. To compare the influence of agroecological (AE) practices and conventional agriculture (CA) on RB and BT of maize, it is necessary to use modeling with 3D radiative transfer models (RTM) and remote sensing observations (RS). The question of the contribution of agroecological practices to the radiative, thermal and hydrological balance of agricultural covers compared to conventional practices is a major strategic issue.

We studied two neighboring maize fields in southwestern France, with AE and CA practices, respectively. We chose the DART RTM, which is considered one of the best in the world, and we relied on in situ and drone and satellite remote sensing data.

First, we created realistic 3D models of the CA and AE fields and validated them with a new method based on DART and the reflectances and vegetation indices acquired in July 2019 by drone and by the Sentinel 2 satellite (S2).

We then simulated time series of photosynthetically active radiation absorbed (APAR) for plants (APARplant) and soil (APARsol) with DART. On average for the day, APARplant was 21.5 W/m² higher in the AE field and APARsol was 20.1 W/m² higher in the CA field.

To understand where these differences came from, we conducted a sensitivity study on the different geometric and optical parameters (OP) between the two fields in order to quantify their respective impacts.

The OP of the soil caused ≈ 45 % of the differences in APARplant and APARsol.

This highlights the important role of OPsol associated with AE practices, which is responsible for almost half of the RB differences on its own.

Because it integrates the nonlinear effects of all these parameters, the leaf area index (LAI) represents ≈40 % of the difference in APARplant and APARsol. The sensitivity of APAR to LAI is two times lower in the AE field than in the CA field.

The results showed that the differences in APAR between the AE and CA fields can be even greater with other maize row orientations.

The results also highlighted the role of the field model on the simulated APAR by comparing

We also created DART models in the thermal domain to study brightness temperature (BT). These models were calibrated using a new method based on statistical comparisons between UAV/DART. These models are in agreement with the data results, which give a difference of 2K in favor of the AE field over the CA field.

We then studied the geometric factors in order to measure their impact on BT based on illumination. The results show that with this BT distribution method, the difference in LAI in the ranges of the 2 fields (about 3.2) and the rotation of the maize plants have almost no impact. In contrast, the

shape of the plants and especially the geometry of the field have a very clear impact, particularly on the soil BT (4K) in favor of CA. This work opens up interesting perspectives for the future, especially with the arrival of models capable of simulating the energy balance, which will allow to simulate processes not taken into account in DART such as evapotranspiration or humidity. This will make it possible to quantify the effect of each parameter in the soil-vegetation-atmosphere interface to show the differences related to agricultural practices on BT.