

LES SYSTEMES D'OBSERVATION UTILISES POUR LE PHENOTYPAGE HAUT-DEBIT AU CHAMP

Frédéric BARET
INRAE-CAPTE, Avignon
Frederic.baret@inrae.fr

RESUME

Chaque élément du couvert réfléchit ou émet un rayonnement qui peut être exploité pour extraire des informations sur l'état de la culture. Les capteurs utilisés pour le phénotypage au champ enregistrent ces rayonnements à un instant donné (t), dans une direction particulière (Ω), un ensemble de bandes spectrales (λ), avec une certaine résolution spatiale (x, y) et éventuellement l'accès à la profondeur (z). Les principes physiques utilisés pour interpréter le rayonnement réfléchi ou émis mesuré dans ces 6 dimensions ($x, y, z, \lambda, \Omega, t$) sont présentés. L'accès aux différents traits d'état structurel, morphologique, biochimique, sanitaire ou physiologique est discuté. Le suivi de la dynamique de ces traits d'état permet d'accéder à des traits fonctionnels. Les systèmes d'observations composés d'un ensemble de capteurs portés par une plateforme fixe ou mobile sont décrits et analysés en fonction des traits que l'on veut estimer.

Mots-clés : phénotypage, champ, capteur, plateforme, trait, configuration de mesure

1 -- INTRODUCTION

Le phénotypage au champ apparaît comme une composante essentielle des outils dont le sélectionneur a besoin pour améliorer les variétés. Si le phénotypage en milieu contrôlé permet de caractériser très efficacement certains processus, le passage au champ permet de prendre en compte toute la complexité du milieu tout en restant représentatif des conditions de culture des agriculteurs.

Le phénotypage haut-débit au champ s'appuie sur des observations sans contact, non destructives et généralement non invasives. On s'intéresse au signal électromagnétique réfléchi et ou émis par les plantes dans le domaine solaire réfléchif (400-2500 nm) ou dans le domaine infrarouge thermique (8-14 μm). Ce signal est réfléchi ou émis par tous les éléments du couvert (végétation et sol). Il couvre l'ensemble du domaine spectral, toutes les directions de l'hémisphère, et évolue constamment au cours du temps. Les systèmes d'observation vont quantifier les flux de photons réfléchis ou émis dans les 6 dimensions qui caractérisent l'observation (Figure 1).

$$\text{Trait} = f[M(x, y, z, \lambda, \Omega, t)]$$

The diagram shows the equation $\text{Trait} = f[M(x, y, z, \lambda, \Omega, t)]$ with arrows pointing from the variables in the function to their corresponding dimensions: Measurement (x, y, z), Scanner (x, y, z), Imagerie (x, y, z), 3D imagerie (x, y, z), Longueur d'onde (λ), and Direction/ Temps (Ω, t).

Figure 1. Les six dimensions du phénotypage haut débit qui caractérisent la mesure et qui sont exploitées pour estimer un trait particulier.

C'est donc la variabilité du signal échantillonné dans ces différentes dimensions par le système d'observation qui sera exploitée pour estimer un trait particulier. Un système d'observation correspond à un ensemble de capteurs portés par une plateforme qui peut être mobile ou fixe, conduite par un opérateur, ou autonome, et caractérisé par une altitude au-dessus des cultures. L'observation sera réalisée au-dessus du couvert, contrairement au milieu contrôlé où une plante individuelle peut être imagée sous tous les angles, y compris latéralement. Nous décrivons comment la variabilité du signal observé dans les différentes dimensions peut être exploitée pour estimer un ensemble de traits. Nous présentons ensuite les capteurs couramment utilisés. Enfin, nous listons les systèmes d'observations exploités opérationnellement pour caractériser les cultures. Nous ne nous appesantissons pas sur la description des méthodes d'estimations, celles-ci faisant l'objet de l'article de De Solan (2022) dans ce même numéro.

2 - EXPLOITATION DES SIX DIMENSIONS DE L'OBSERVATION

Dans cette partie, nous décrivons l'utilisation des six dimensions pour accéder aux différents types de traits : structuraux, morphologiques, sanitaires, biochimiques ou fonctionnels. Nous essayons à chaque fois de rappeler les principes physiques qui sont utilisés pour accéder à ces différents traits, sans pour autant entrer dans le détail des techniques d'interprétation du signal.

2.1 - La dimension spectrale : traits structurels au niveau du couvert et traits biochimiques

Nous commençons par le domaine solaire réfléchissant (400-2500nm) où la grandeur mesurée est la radiance (flux de photons par unité d'angle solide) dans un ensemble de bandes spectrales caractérisées par une position (longueur d'onde centrale) et une largeur (généralement définie par la largeur à mi-hauteur maximale (FWHM)). La radiance est souvent transformée en réflectance, qui est la grandeur caractéristique intrinsèque des objets à caractériser. La réflectance est le rapport entre le flux de photons réfléchi et le flux de photons incident. On distingue des systèmes multi-spectraux avec des bandes relativement larges ($30 < \text{FWHM} < 100$ nm) et peu nombreuses ($n < 10$), et des systèmes hyper-spectraux avec des bandes fines ($1 < \text{FWHM} < 10$) contiguës et relativement nombreuses ($20 < n < 200$). Les caméras RGB (Red Green Blue) peuvent être considérées comme le plus simple système multispectral.

Dans le domaine optique réfléchissant, la variation de la réflectance avec la longueur d'onde est due principalement à la variation de la partie imaginaire de l'indice de réfraction¹ qui correspond au

¹ L'indice de réfraction est un nombre complexe, dont la partie imaginaire indique la force des pertes par absorption et la partie réelle gère les processus de diffusion.

coefficient d'absorption spécifique (absorption par unité de masse de matière). La diffusion, contrôlée par l'indice de réfraction réel, varie faiblement et de manière continue avec la longueur d'onde. Ce sont donc principalement les phénomènes d'absorption qui expliquent la variabilité spectrale. Toutefois la présence d'éléments du couvert ayant des propriétés spectrales contrastées (par exemple sol et végétation) ainsi que les phénomènes de diffusions multiples entre les différents éléments, permettront d'accéder à des traits structuraux au niveau du couvert comme nous allons le voir par la suite.

La dimension spectrale peut être exploitée pour caractériser quatre types de traits principaux liés à :

- la structure du couvert ;
- l'abondance de composants ;
- l'identification d'objets de propriétés optiques particulières ;
- la composition biochimique.

Ces différents aspects sont détaillés dans les sections qui suivent.

2.1.1 - Caractérisation globale de la structure du couvert

La sensibilité de la réflectance à la structure du couvert a permis d'estimer des traits extrêmement utiles pour caractériser l'état du couvert, incluant l'indice de surface verte (GAI, *Green Area Index*), la fraction verte (GF, *Green Fraction*) et la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif intercepté par le couvert (FIPAR, *Fraction of Intercepted Photosynthetically Active Radiation*). Les algorithmes utilisent le contraste de propriétés optiques entre le visible, caractérisé par une forte absorption du rayonnement par les pigments photosynthétiques, et le proche infrarouge, principalement caractérisé par des phénomènes de diffusion intenses.

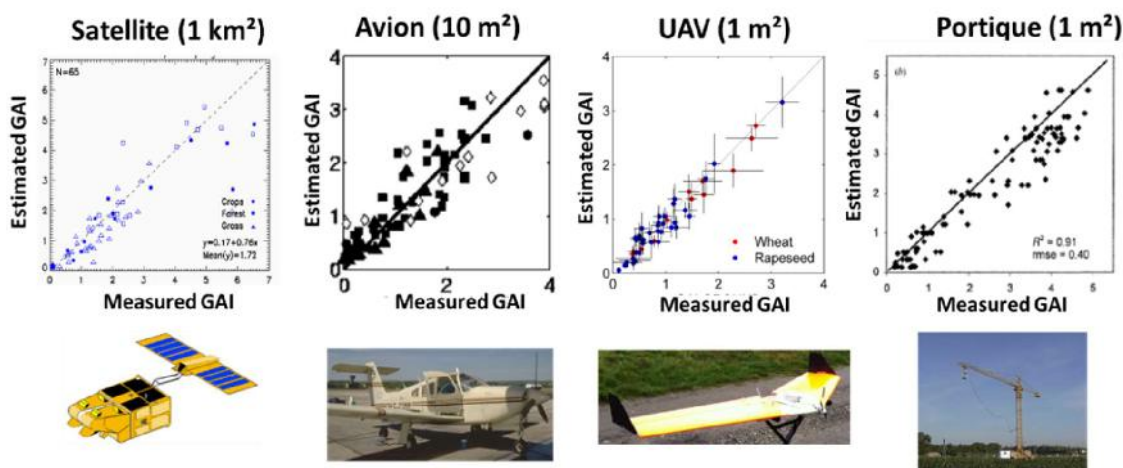


Figure 2. Exemples d'estimation du GAI (*Green Area Index*) à partir d'observations multispectrales réalisées à différentes échelles.

Ces techniques ont été développées il y a plusieurs décades pour exploiter le signal de satellites ayant une résolution pouvant aller jusqu'au km (Baret and Buis 2008). Elles ont été adaptées à des systèmes de phénotypage (Figure 2) et permettent des estimations assez précises des traits structuraux du couvert, sans nécessiter une résolution spatiale élevée. Toutefois, l'estimation de ces caractéristiques s'appuie implicitement sur des hypothèses sur l'orientation et les propriétés optiques

des éléments du couvert. Il peut éventuellement y avoir confusion d'effets entre GAI et inclinaison des éléments ou leur contenu en chlorophylle (Combal *et al.*, 2002). D'autre part, la précision d'estimation du GAI diminuera avec le GAI du fait de phénomènes de saturation du signal, en particulier dans le domaine du visible où l'absorption est très intense.

2.1.2 - Quantification d'abondance de composantes d'une scène

Ces techniques supposent que la scène est constituée d'un mélange de composantes dont les propriétés optiques sont bien distinctes et interagissent peu entre elles. Elles permettent, grâce à des méthodes de démixage, de quantifier l'abondance des éléments dans un pixel (Quintano *et al.*, 2012). Elles sont donc peu sensibles à la résolution spatiale. Ces techniques ont été largement exploitées en télédétection satellitaire, mais sont pour le moment très peu utilisées dans le cas du phénotypage où l'on peut accéder plus facilement à des observations à haute résolution spatiale.

2.1.3 - Identification d'objet : la segmentation verte

Lorsque l'on a accès à une haute résolution spatiale, il est possible de classer les pixels en fonction de leurs propriétés spectrales. C'est ce qui est couramment utilisé pour calculer la fraction verte (GF) à partir d'images RGB. Ces méthodes sont très efficaces pour segmenter des images. Toutefois ces techniques sont très sensibles à la résolution comme l'a montré Serouart (2020). Quand la taille du pixel est supérieure à la taille typique des objets dans l'image (Figure 3), la qualité de la segmentation se dégrade du fait de la difficulté à classer les pixels mixtes.

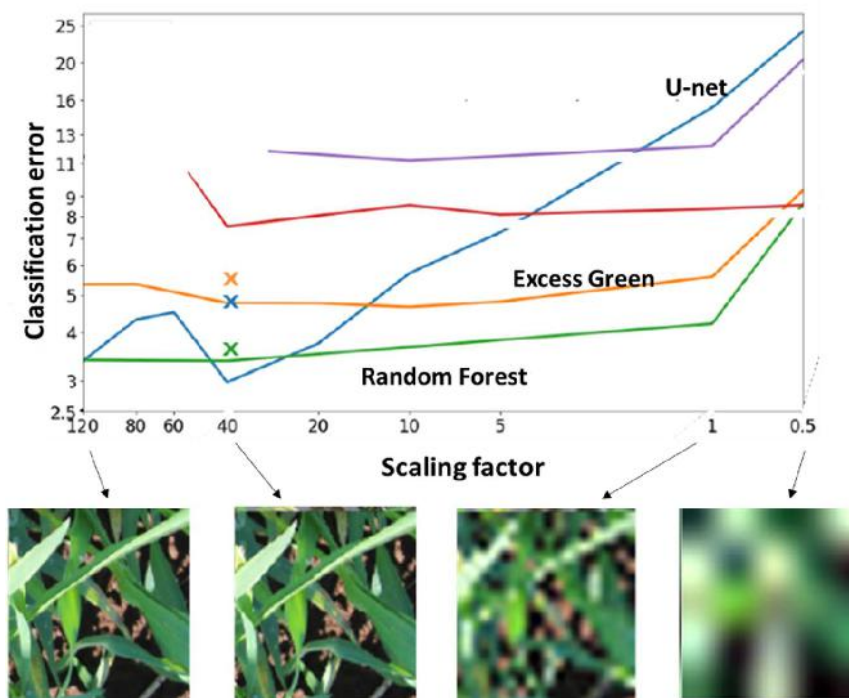


Figure 3. Effet de l'échelle d'observation (*Scaling factor*) sur les performances de classification des éléments verts dans des images RGB. Le *Scaling Factor* correspond à la taille typique des objets de l'image exprimée en nombre de pixels. Différentes méthodes sont testées : classification par « *Random Forest* », seuillage par l'indice « *Excess Green* », méthode profonde (U-net) exploitant également la texture de l'image.

2.1.4 - Composition biochimique : contenu en chlorophylle

Les éléments végétaux sont caractérisés par des phénomènes d'absorption très intenses par les pigments chlorophylliens et l'eau. Il est donc possible d'estimer le contenu (masse d'absorbant par unité de surface) de ces composants biochimiques majeurs en exploitant la variation spectrale du coefficient d'absorption. Le contenu en chlorophylle est particulièrement intéressant car cet absorbant majeur est un bon indicateur du fonctionnement azoté des plantes. Ces techniques ont d'abord été appliquées au laboratoire sur les éléments isolés, ou au champ avec des pinces qui isolent les éléments du contexte radiatif. Elles s'avèrent très précises (Atzberger *et al.*, 2010 ; Jiang *et al.*, 2018), mais sont invasives et bas débit. Elles ont été adaptées pour s'appliquer à des observations réalisées au-dessus des cultures et estimer le contenu en absorbant au niveau du couvert (masse d'absorbant par unité de surface de sol), ou au niveau de la feuille (masse d'absorbant par unité de surface de feuille).

L'estimation au niveau du couvert peut être réalisée à partir d'observations à résolution dégradée comme dans le cas des observations satellitaires (Inoue *et al.*, 2016). Dans ces mêmes conditions, il est aussi possible d'estimer le contenu en chlorophylle au niveau de la feuille avec toutefois des confusions possibles avec l'effet du GAI (Weiss *et al.*, 2000). Ces techniques basées sur l'absorption différentielle des pigments chlorophylliens dans le visible et le proche infrarouge ont été transposées au domaine du moyen infrarouge pour l'estimation du contenu en eau (Fourty and Baret 1997). Très peu d'applications au phénotypage haut-débit ont été tentées, principalement du fait de la difficulté et du coût de la mise en œuvre de caméras sensibles dans le moyen infrarouge. Toutefois, l'accès au contenu en eau pourrait être particulièrement intéressant pour suivre les organes reproducteurs pendant la phase de remplissage des grains.

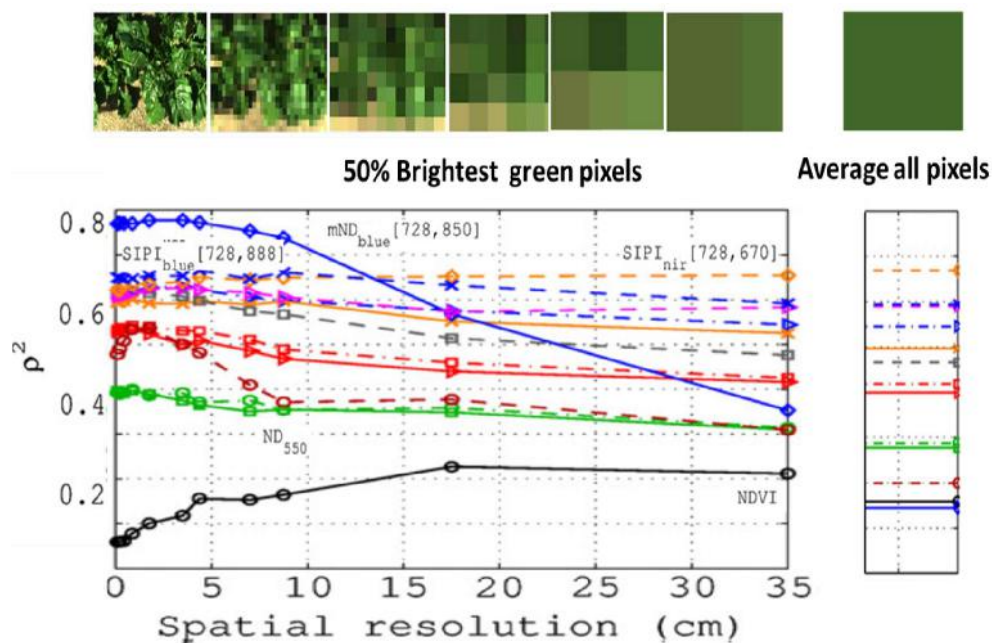


Figure 4. Influence de la résolution spatiale sur l'estimation du contenu en chlorophylle au niveau de la feuille. Chaque courbe correspond à l'utilisation d'un indice de végétation particulier. Le coefficient de corrélation entre l'indice et le contenu en chlorophylle mesuré est utilisé pour évaluer les performances de chaque indice de végétation. A gauche l'indice est calculé sur les pixels les plus brillants. A droite, les indices sont calculés sur tous les pixels avec la résolution la plus dégradée.

La haute résolution spatiale disponible sur la plupart des systèmes d'observation de phénotypage au champ permet d'améliorer très significativement la précision de l'estimation du contenu en chlorophylle au niveau de la feuille comme l'ont montré Jay *et al.* (2017). Toutefois, là encore, la précision se dégrade rapidement quand la résolution spatiale devient trop grossière pour bien identifier les éléments d'intérêt dans l'image (Figure 4).

En dehors des absorbants majeurs que sont la chlorophylle et l'eau, l'application de méthodes de spectroscopie infrarouge permet d'estimer le contenu en certains absorbants mineurs et d'accéder ainsi à la composition biochimique détaillée des éléments. Ce sont les phénomènes d'absorption par les molécules dus aux vibrations et rotations caractéristiques des liaisons entre les atomes C, H, O, N qui sont observés dans le domaine du proche et moyen infrarouge. De nombreux auteurs ont montré que l'on pouvait estimer directement la concentration en azote ou la surface spécifique des feuilles de manière assez précise à partir de mesures réalisées au niveau de la feuille (Ecarnot *et al.*, 2013; Yendrek *et al.*, 2017). La capacité d'estimer la composition biochimique détaillée au niveau de la feuille à partir de mesures hyper-spectrales dans le domaine proche et moyen infrarouge (Figure 5 en haut pour azote et surface spécifique) a été utilisée pour accéder directement à des traits caractéristiques du fonctionnement de l'appareil photosynthétique (Yendrek *et al.*, 2017) comme illustré Figure 5 (en bas à gauche).

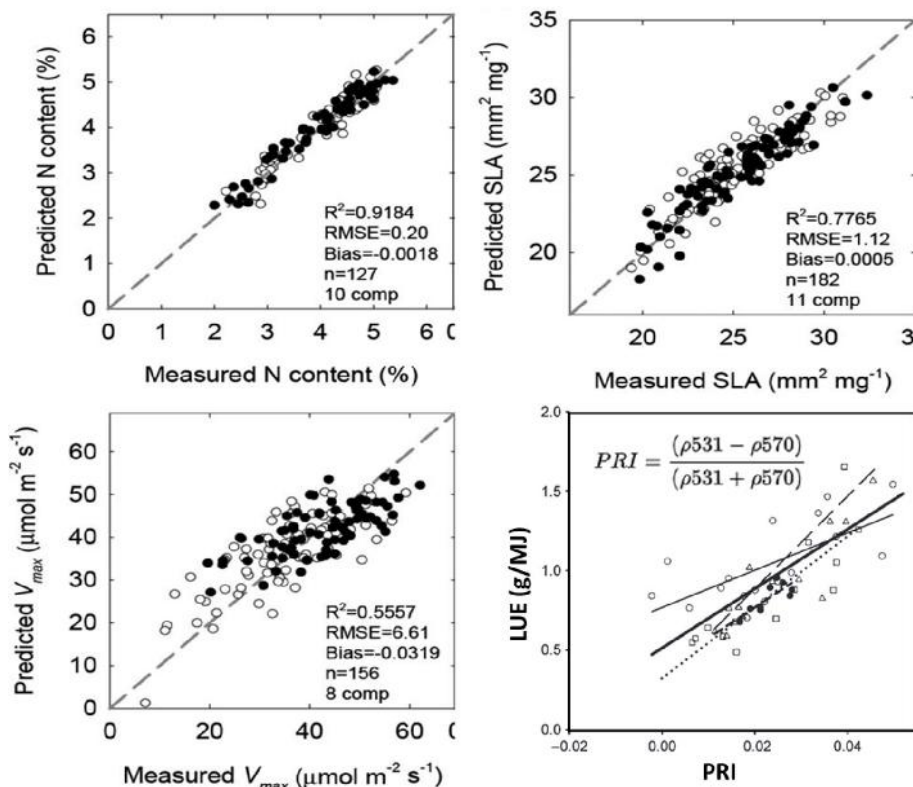


Figure 5. Exemples d'estimation : (i) d'absorbants mineurs : concentration en azote (N content), surface spécifique de la feuille (SLA) ; (ii) des caractéristiques photosynthétiques de la feuille (V_{max}) ou du couvert (LUE). (Penuelas *et al.*, 2011; Yendrek *et al.*, 2017)

Toutefois, l'application de ces techniques à des mesures hyper-spectrales à résolution dégradée au niveau du couvert ne permet pas d'accéder à ces traits du fait des nombreux facteurs qui influent sur la réponse radiométrique du couvert tels que la structure du couvert, les conditions d'illumination, les propriétés optiques du sol, ou la variabilité des propriétés optiques des feuilles entre étages foliaires. Les quelques rares études qui relient la composition biochimique des feuilles aux propriétés spectrales du couvert s'appuient sur des covariables pour lesquelles la stabilité des corrélations entre composition biochimique et ces mêmes covariables est loin d'être générale (Knyazikhin *et al.*, 2013). De même, la relation entre l'efficacité d'utilisation du rayonnement par la photosynthèse (LUE, *Light Use Efficiency*) et l'indice PRI (*Photochemical Reflectance Index*) proposé par Gamon *et al.*, (1990) et mesuré au niveau du couvert, est encore largement discutée dans la communauté. Le PRI est construit pour indiquer un déplacement de l'équilibre entre les xanthophylles à la suite d'un stress subi par les plantes. De telles relations compilées par Penuelas *et al.* (2011) et présentées à la Figure 5 (en bas à droite) sont aussi très sensibles à la structure du couvert et au contenu en chlorophylle.

L'imagerie hyper-spectrale représente un potentiel intéressant pour accéder à la composition biochimique détaillée à partir de mesures au champ au-dessus du couvert. Trois facteurs limitent encore le développement de ces techniques prometteuses :

- Le coût des systèmes spectro-imageurs dans le domaine proche et moyen infrarouge ;
- La lenteur de la mesure du fait des flux de photons réduits collectés sur chaque (petit) pixel dans une bande spectrale étroite ;
- La difficulté d'interpréter le signal. En effet, chaque élément du couvert est soumis à une illumination particulière liée à son orientation et à sa position dans le couvert. Accéder à ses propriétés optiques intrinsèques n'est pas trivial.

2.1.5 - Température de brillance et stress hydrique

Dans le domaine infrarouge thermique (IRT), les corps émettent un rayonnement qui dépend de leur température. La chaleur latente associée au changement de phase de l'eau lors de son évaporation abaisse significativement la température : des feuilles transpirantes dont les stomates sont bien ouverts apparaîtront plus froides que des feuilles dont les stomates sont fermés pour limiter la transpiration. Ce principe physique est exploité pour quantifier la conductance stomatique indiquant le niveau de stress hydrique subi par la plante (Jones *et al.*, 2002 ; Zarco-Tejada *et al.*, 2012). Toutefois l'exploitation de cette information est relativement complexe pour différentes raisons :

- La température des feuilles dépend des conditions microclimatiques locales qui peuvent varier très rapidement dans le temps et l'espace en conditions turbulentes (Lagouarde *et al.*, 2015). Il est donc nécessaire de réaliser les mesures sur l'ensemble des parcelles le plus rapidement possible. L'utilisation de drones apparaît une solution intéressante comme illustré sur la partie gauche de la Figure 6.
- La mesure de température au niveau du couvert dépend fortement de la proportion de sol vu au travers de la végétation (Figure 6, à droite). Il faudra donc apporter une correction telle que proposé par Gardner *et al.* (1992). Une alternative serait d'observer la végétation avec une caméra infrarouge thermique ayant une résolution spatiale suffisante pour extraire les pixels correspondant aux éléments végétaux.
- Enfin, l'étalonnage et la stabilité du signal délivré par les caméras thermiques nécessitent une grande attention pour atteindre le niveau de précision nécessaire.

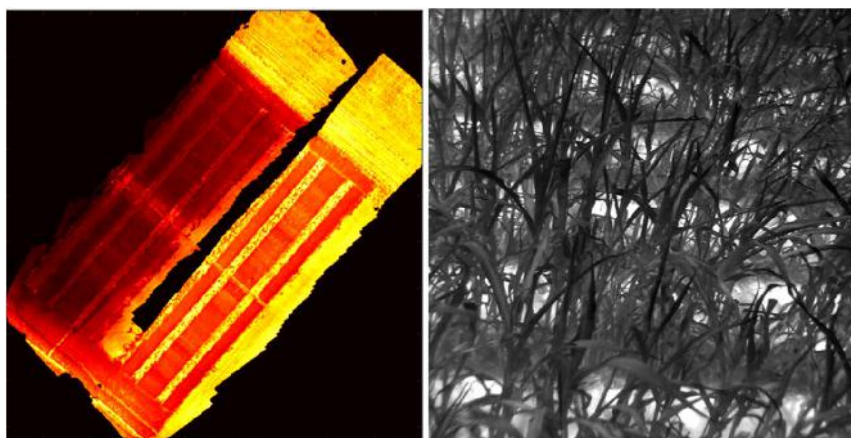


Figure 6. A gauche, température de brillance mesurée à partir d'un drone sur une expérimentation de phénotypage (sorgho). A droite, image de température de brillance du couvert où le sol apparaît très chaud (blanc) par rapport à la végétation (noir).

2.2 - La dimension directionnelle : meilleure description de la structure

Si l'observation à partir du nadir (à la verticale) est la configuration la plus courante car la plus aisée, elle n'est pas toujours optimale. Le choix de la ou des directions d'observation va dépendre des traits recherchés. Quand on s'intéresse aux propriétés des éléments du couvert, l'utilisation de visées inclinées est intéressante car cela maximise la proportion de végétation vue dans l'image. C'est donc une configuration optimale pour l'estimation de traits biochimiques ou l'accès à la température des feuilles. De la même manière, on préférera une visée inclinée dans une direction perpendiculaire aux rangs pour identifier ou caractériser des éléments verticaux des plantes comme les épis de blé ou les jeunes pousses de blé peu de temps après la levée.

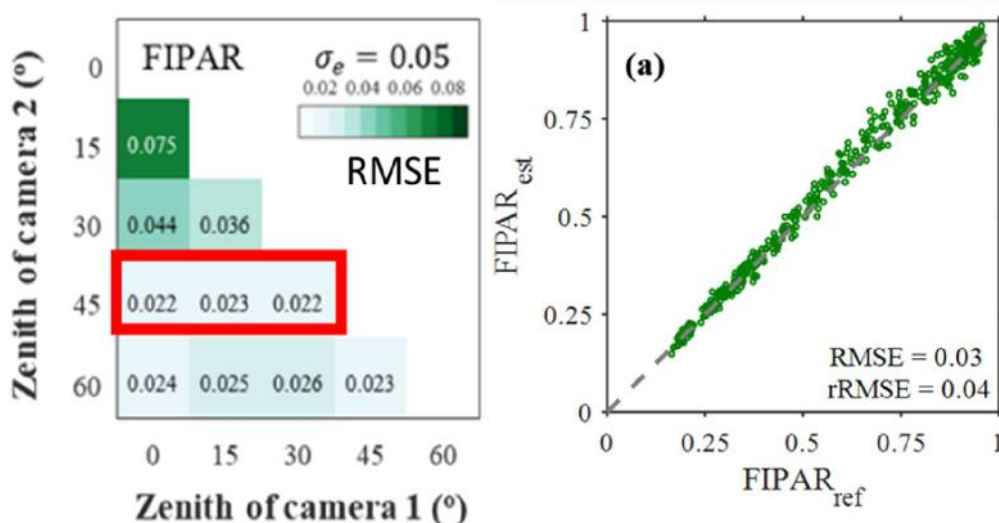


Figure 7. A gauche, performances d'estimation (RMSE, *Root Mean Square Error*) de FIPAR (*Fraction of Intercepted Photosynthetically Active Radiation*) en fonction de l'angle de visée de deux caméras. Les plus faibles valeurs de RMSE sont entourées en rouge. A droite, relation entre le FIPAR de référence, et la valeur estimée à partir de la combinaison optimale (0°, 45°). D'après Liu *et al.*, (2019).

La configuration d'observation pour l'accès à des traits structuraux du couvert peut être également optimisée : Baret *et al.* (2010) ont démontré qu'une visée à 57° dans le sens perpendiculaire aux rangs permet d'estimer précisément le GAI en limitant les effets liés à l'inclinaison des feuilles et à leur agrégation. Toutefois, la variation directionnelle de l'observation est nécessaire pour estimer l'inclinaison foliaire et la fraction de rayonnement interceptée par le couvert (FIPAR) comme illustré Figure 7. Liu *et al.* (2019) ont ainsi démontré que la meilleure combinaison consistait en une mesure à 0° (nadir) et une à 45° d'angle zénithal de visée.

2.3 - La dimension spatiale : traits structuraux, morphologiques et sanitaires

La dimension spatiale est certainement celle qui permet d'accéder au plus grand nombre de traits, principalement structuraux, morphologiques, mais aussi sanitaires. La très haute résolution spatiale avec des pixels d'une fraction de millimètre (Figure 8), permet de segmenter les images (associer chaque pixel à une classe particulière) ou d'identifier des objets tels que des organes (Madec *et al.*, 2019) ou des symptômes de maladies (Jay *et al.*, 2020). De nombreux traits peuvent ainsi être calculés, qu'il s'agisse des fractions de couverture des différentes classes de pixels (Serouart *et al.*, 2022b), de caractériser les objets (taille, forme, couleur, position, orientation) ou de les compter (densité de plantes, d'épis, de fleurs, niveau d'infestation d'une maladie...). La capacité à identifier des objets est particulièrement intéressante dans le cadre des nouvelles pratiques agroécologiques où la caractérisation de chaque composante d'un mélange d'espèces est nécessaire.

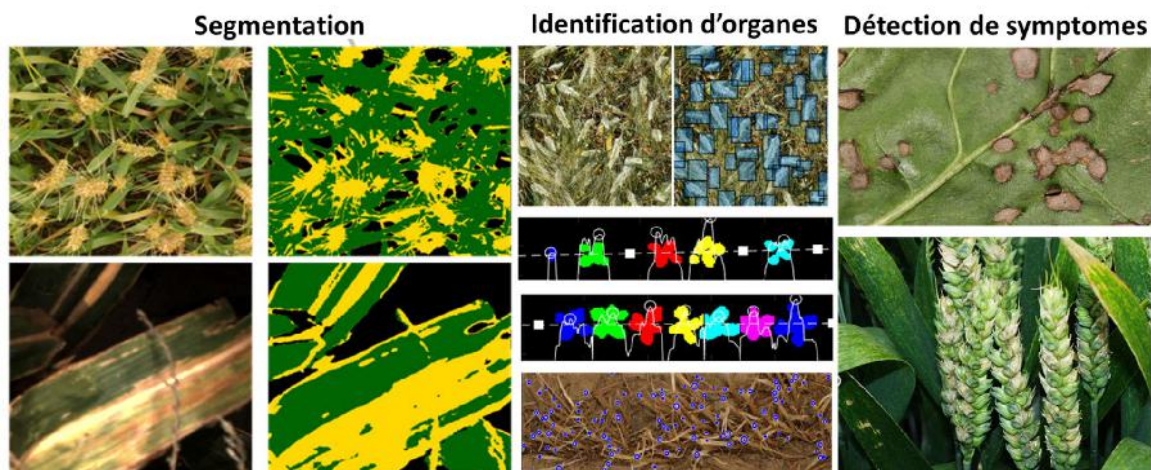


Figure 8. Exemples d'utilisation de la haute résolution spatiale pour la segmentation (à gauche), l'identification de plantes ou d'organes (au milieu, de haut en bas : identification d'épis de blé ; identification de plantes de betterave ; identification des tiges de blé après la récolte). A droite, identification de symptômes : en haut, Cercospora sur betterave, en bas, Fusarium sur épis de blé.

L'interprétation de ces images à haute résolution a longtemps constitué une limite à leur exploitation. Les méthodes traditionnelles de vision par ordinateur permettaient difficilement d'atteindre un haut niveau de précision et de robustesse. L'apparition des nouvelles méthodes d'apprentissage profond a révolutionné la manière dont les images à très haute résolution spatiale sont exploitées. Ces méthodes d'intelligence artificielle ont fait de tels progrès ces dernières années, que l'on peut affirmer que tout trait qu'un opérateur peut observer directement au champ ou sur une image peut maintenant être estimé de manière automatique et performante. Toutefois, ces méthodes

nécessitent une base de données d'apprentissage très large et variée pour représenter tous les cas possiblement rencontrés. Des opérateurs doivent donc labelliser un grand nombre d'images, c'est-à-dire identifier dans l'image les objets d'intérêt. Ce processus de labellisation long, fastidieux, et chronophage constitue donc une limite à la généralisation et aux performances de ces méthodes d'apprentissage profond.

2.4 - La dimension temporelle : accès au fonctionnement

Le suivi de l'évolution des traits d'état accessibles à partir des dimensions de l'observation décrites précédemment permettent de caractériser le fonctionnement de la plante et sa réaction aux facteurs environnementaux. Suivant la longueur et le positionnement de la période d'observation des traits d'état, on pourra suivre les réactions à court terme ou l'ensemble de la croissance sur tout le cycle de culture. Additionnellement, le suivi de la dynamique à certaines phases de développement de la culture permet de dater précisément certains événements phénologiques.

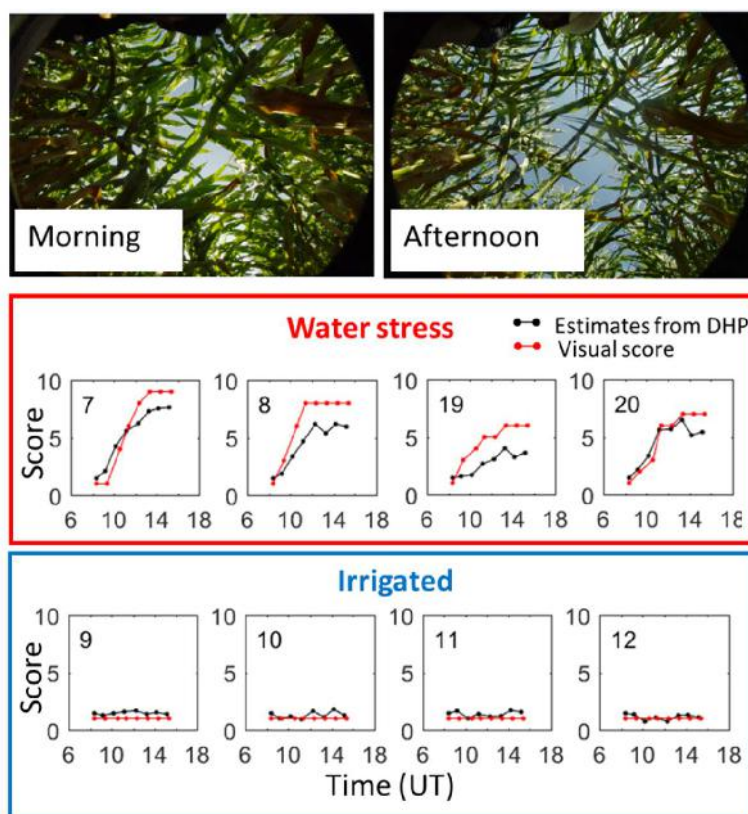


Figure 9. Estimation de l'enroulement des feuilles (Score) à partir de photographies hémisphériques (DHP). En haut, une image montrant le couvert bien développé le matin. A droite, le même couvert vu l'après-midi : l'enroulement des feuilles rend le couvert plus poreux à la lumière. L'enroulement est noté (Score) de 1 (pas d'enroulement) à 9 (enroulement maximum). En dessous, dynamique d'enroulement noté sur le terrain (en noir) ou estimé à partir des images hémisphériques (en rouge) pour différents génotypes. Le traitement irrigué (entouré en bleu) ne montre pas d'enroulement. Les traitements non-irrigués (entourés en rouge) montrent un enroulement important dans la journée, avec une variabilité entre génotypes.

2.4.1 - Dynamique à court terme : réaction à un stress

La plante doit adapter son comportement pour minimiser l'impact d'un stress sur son devenir à plus long terme. Des mécanismes d'évitement sont alors mis en place. Une réaction assez répandue chez les céréales consiste à enrouler les feuilles de manière à présenter une surface réduite au rayonnement incident et limiter ainsi les pertes par transpiration. L'enroulement au niveau de la feuille réduit sa section efficace d'interception, augmente sa rigidité en diminuant sa courbure. Le couvert apparaît alors beaucoup plus « ouvert » (Figure 9, images du haut).

Des photographies hémisphériques ont permis de documenter ce phénomène avec une bonne précision (Figure 9, courbes d'évolution des scores estimés et mesurés). Cette technique permet d'objectiver les notations visuelles réalisées par un opérateur au champ (Baret *et al.*, 2018). Des observations obtenues par des caméras RGB haute résolution portées par drone et réalisées à deux ou trois reprises dans la journée devraient fournir une méthode haut-débit pour caractériser ce trait difficile et laborieux à noter par un opérateur au champ.

2.4.2 - Suivi de la croissance et de l'infestation par des maladies

Le suivi de la fraction verte durant la phase post-floraison chez les céréales a permis de caractériser le trait « *stay green* » (Figure 10 à gauche) souvent recherché par les sélectionneurs (Comar *et al.*, 2012). Madec *et al.*, (2017) ont suivi la hauteur de cultures de blé à partir de mesures de LiDAR sur phénotypage ou d'images RGB sur drone (Figure 10 à droite). Les dynamiques de hauteur sont également très héritables, et montrent des différences importantes entre génotypes et entre modalités (Figure 12 à droite).

Le suivi de la fraction de rayonnement photosynthétiquement actif interceptée par le couvert (FIPAR), permet de calculer l'efficacité de la photosynthèse (LUE, *Light Use Efficiency*) si l'on dispose de mesures ou d'estimations de la biomasse (Liu *et al.*, 2022). Le trait fonctionnel LUE est intéressant car il décrit l'action d'un facteur environnemental sur la croissance de la culture. Des approches plus holistiques permettraient d'accéder à d'autres traits fonctionnels en utilisant des modèles de culture. Ces modèles simulent la dynamique des principaux traits structuraux comme le GAI. Il serait alors possible d'employer des méthodes d'assimilation de données pour ajuster quelques paramètres du modèle et obtenir un bon accord entre la dynamique simulée et celle estimée par les méthodes de phénotypage au champ. C'est ce qu'ont réalisé Blancon *et al.*, (2019) à partir d'une série de vols d'un drone équipé d'une caméra multispectrale permettant de suivre le GAI. Un modèle simulant la dynamique du GAI utilisant des paramètres ayant une signification physiologique précise a été ajusté à la dynamique de GAI mesurée au champ.

Les résultats montrent une grande héritabilité de certains paramètres qui ont ainsi pu être associés au génome. Cette approche intégrant notre connaissance des processus physiologiques formalisée dans un modèle, la mesure des facteurs environnementaux principaux, et les observations de phénotypage au champ, apparaît très prometteuse. Elle nécessite généralement une première étape d'évaluation du réalisme des modèles. Les données de phénotypage obtenues dans des conditions environnementales contrastées devraient permettre de rendre les modèles de fonctionnement plus réalistes. Il sera alors possible d'ajuster les paramètres du modèle de fonctionnement en minimisant l'écart entre les traits d'état simulés par le modèle et les valeurs correspondantes déduites des mesures de phénotypage. Ces paramètres ajustés, considérés comme des traits fonctionnels pourront être ensuite associés au génome.

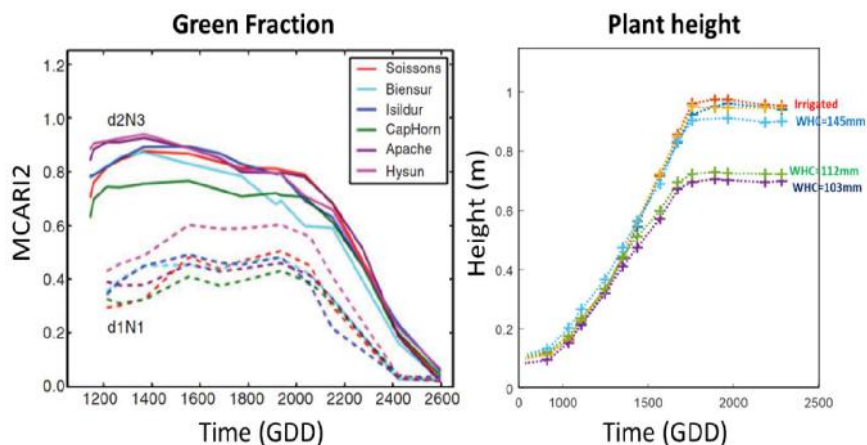


Figure 10. A gauche, évolution de la fraction verte (Green Fraction) estimée à partir de l'indice MCARI2 pour différents génotypes de blé sous deux modalités contrastées (d2N3 : densité de semis et alimentation azotée élevées ; d1N1 : densité de semis et alimentation azotée faibles). Le temps est exprimé en degrés jours (GDD). A droite, évolution de la hauteur de la culture mesurée par LiDAR pour un génotype avec et sans irrigation. Les 3 répétitions sont représentées pour chaque modalité, et la réserve utile (WHC) des 3 microparcelles non irriguées est indiquée.

Enfin, Jay *et al.* (2020) ont montré qu'il était possible de suivre l'évolution de l'infestation de cultures de betterave par la cercosporiose à partir de mesures de caméra RGB sur phéno-mobile ou de caméra multispectrale sur drone. L'ensemble de ces résultats montre le grand intérêt que représente le suivi de la dynamique tout au long du cycle de culture à partir d'une dizaine à une quinzaine de dates de mesure. La grande cohérence temporelle généralement observée prouve que les systèmes de phénotypage et les méthodes d'interprétation ont acquis une maturité suffisante pour être déployés opérationnellement. Réunis, ils permettent d'accéder à un grand nombre de traits dynamiques, incluant des pente ou taux de croissance ou de sénescence, des intégrales ou cumul de valeurs, et des paramètres caractéristiques.

2.4.3 - Evènement phénologique

Le suivi de certains traits d'état permet de dater précisément des stades phénologiques. C'est ce qu'ont montré Madec *et al.* (2017) en reliant, chez le blé, le moment où la hauteur maximale de la culture est atteinte à la date de floraison. Toutefois, le suivi phénologique précis nécessite une fréquence d'observation élevée. Les systèmes IoT (*Internet of Things*) équipés de caméras permettent de suivre quotidiennement l'état du couvert (Figure 11 à gauche). Ce type de système a été utilisé avec succès pour dater l'épiaison du blé sur un réseau de parcelles (Velumani *et al.*, 2020). Les images de chaque IoT envoyées sur des serveurs informatiques sont interprétées automatiquement pour détecter la présence d'épis. Les résultats montrent une très bonne cohérence avec les notations visuelles d'experts sur le terrain, avec une erreur inférieure à la variabilité des notations réalisées par plusieurs experts (Figure 11 à droite). Si les systèmes communicants tels que les IoT sont encore trop coûteux pour être déployés sur chacune des microparcelles d'un essai de phénotypage, les caméras non communicantes installées à poste fixe sont beaucoup plus abordables et fournissent les mêmes informations, sans toutefois en permettre l'accès en temps réel.

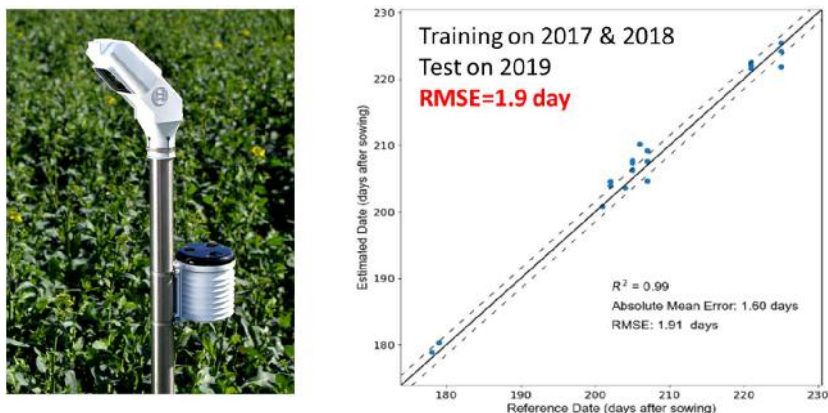


Figure 11. A gauche, le système IoT utilisé pour suivre la culture avec une caméra RGB orientée à 45°. A droite, comparaison de la notation d'épiaison réalisée par les experts avec l'estimation réalisée à partir des images RGB.

2.5 - Troisième dimension : description statistique ou explicite de l'architecture

La troisième dimension permet d'accéder à des traits structuraux importants comme la hauteur des plantes, la distribution verticale des éléments (Figure 12) et la description explicite de la structure (Figure 13). Différents capteurs permettent de générer un nuage de points 3D. Les LiDARs (*Light Detection And Ranging*) sont très utilisés sur des véhicules terrestres pour décrire l'environnement proche. Un rayon laser pulsé est émis, et le rayonnement réfléchi par un objet de la scène est analysé pour fournir une mesure de la distance entre le capteur et l'objet (Jin *et al.*, 2021). Le laser balaye la scène pour former un nuage de points 3D. La taille du rayon laser est de l'ordre de quelques millimètres, permettant de pénétrer facilement et profondément dans le couvert. Cette technique est « active », et ne dépend donc pas des conditions naturelles d'illumination.

Les autres techniques de caractérisation 3D sont basées sur l'utilisation de plusieurs vues et de méthodes photogrammétriques. Les techniques les plus simples utilisent deux caméras qui forment un couple stéréoscopique. On peut éventuellement déplacer la caméra et acquérir ainsi plusieurs images de la scène selon des points de vue différents. C'est ce principe qui est utilisé sur drones, l'ensemble des images étant traité par des algorithmes de type SfM (*Structure from Motion*) (Madec *et al.*, 2017). Les techniques multi-vues sont sensibles au mouvement des plantes, et les performances seront dégradées quand les acquisitions sont réalisées en période ventueuse. Ces techniques photogrammétriques fournissent des nuages de points 3D clairsemés au bas de la culture car plusieurs vues sont nécessaires pour calculer la hauteur des éléments, conduisant à des phénomènes d'occultation importants, en particulier dans le cas des couverts denses. Au contraire, le LiDAR n'utilisant qu'une seule direction pénètre donc plus facilement dans le couvert.

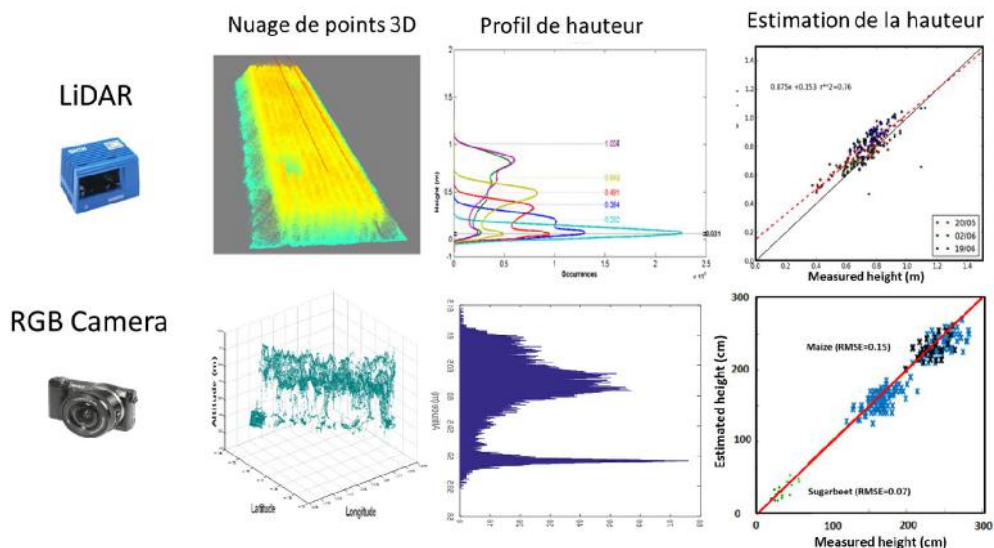


Figure 12. Estimation de la hauteur des plantes à partir de LiDAR (en haut) ou de camera RGB (en bas). Un nuage de points 3D (3D point cloud) est d’abord formé, à partir duquel le profil de hauteurs est extrait (au centre). La hauteur de la plante correspond au quintile 99.5%. A droite sont comparées les hauteurs mesurées au champ avec les estimations par LiDAR ou camera RGB.

Les nuages de points 3D ainsi générés peuvent être exploités de deux manières différentes :

- Description statistique. La culture est caractérisée par des traits moyennés à l’échelle du couvert. La hauteur des plantes (Madec *et al.*, 2017), la transmittance moyenne du couvert à partir de laquelle on peut calculer le PAI (*Plant Area Index*), c’est-à-dire la surface foliaire des plantes (partie vertes et sénescentes confondues) par unité de surface de sol (Liu *et al.*, 2017), ou la distribution des transmittances calculées localement permettant de décrire la distribution 3D de la densité de surface de plante (PAD, *Plant Area Density*) (Soma *et al.*, 2022).
- Description explicite. Différents éléments de la scène peuvent être identifiés (Figure 13) : plante, feuille, tiges. Le nuage 3D de chaque organe est alors exploité pour ajuster des surfaces et obtenir ainsi une description explicite et fidèle de l’architecture 3D (Serouart *et al.*, 2022a). Toutefois, du fait des occultations importantes observées dans les étages inférieurs des couverts denses, seules les parties hautes bien visibles seront décrites exhaustivement. Les méthodes statistiques permettront de mieux décrire les strates inférieures du couvert.

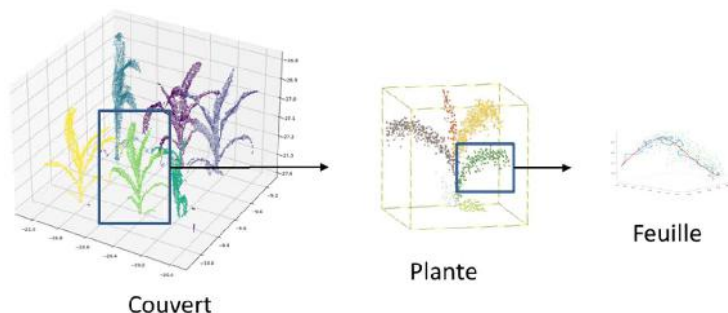


Figure 13. Description explicite de l’architecture d’un couvert de maïs à partir de mesures LiDAR.

3 - LES CAPTEURS ET TRAITS D'ETAT ACCESSIBLES

Différents types de capteurs sont utilisés pour couvrir tout le domaine spectral (Figure 14). Dans le visible et proche infrarouge, on trouve des capteurs au silicium qui sont employés pour les caméras RGB et la plupart des caméras multi-spectrales et hyper-spectrales. Ces capteurs reçoivent un flux de photons important, le maximum d'émission solaire étant situé dans le vert autour de 500 nm. Ils sont très sensibles et peuvent donc avoir des pixels de petite taille autorisant des matrices de grande dimension assurant une très haute résolution spatiale. Le bruit étant très faible par rapport au signal, il n'est généralement pas nécessaire de refroidir le capteur. Ces capteurs simples à fabriquer et relativement peu coûteux sont donc les plus utilisés, sous forme de matrices CCD (*Charge Coupled Device*), ou CMOS (*Complementary Metal–Oxide–Semiconductor*). La matrice du capteur est souvent équipée de filtres sensibles à certaines bandes spectrales. Le nombre de bandes spectrales et la largeur de ces bandes vont conditionner la résolution spatiale potentielle du capteur.

Les caméras RGB avec seulement trois bandes spectrales larges possèdent la plus haute résolution spatiale (Tableau 1) qui permet d'accéder à un grand nombre de traits structuraux, morphologiques et sanitaires. Les caméras multi-spectrales et hyper-spectrales permettront d'accéder à la composition en pigments, et à des caractéristiques de structure du couvert. Ces caméras multi-spectrales et hyper-spectrales peuvent également être utilisées dans le domaine du moyen infrarouge en remplaçant les matrices silicium par des matrices InGaAs (Arseniure d'Indium Gallium) pour accéder à la composition biochimique détaillée (Tableau 1). Toutefois, le flux incident étant beaucoup plus faible dans ces domaines et la sensibilité de ce type de capteur étant également plus faible que celle de leur équivalent silicium, les pixels devront être d'une taille plus importante pour collecter plus de photons, réduisant alors la résolution spatiale. D'autre part, le bruit du capteur étant important par rapport au signal, il sera souvent nécessaire de refroidir le capteur pour diminuer le bruit.

Ces capteurs sont donc plus difficiles à fabriquer et seront donc beaucoup plus onéreux. Dans l'infrarouge thermique, le flux de rayonnement émis n'est pas très important, et il faudra des pixels de grande taille pour avoir un signal mesurable. Les capteurs sont constitués d'une matrice de microbolomètres qui transforment le rayonnement reçu en chaleur. L'augmentation de température qui en résulte est ensuite transformée en signal électrique qui sera enregistré. Il faudra en général refroidir les capteurs pour limiter le bruit important. Ces capteurs sont donc relativement coûteux et d'une faible résolution spatiale. Comme nous l'avons vu précédemment, la température de brillance mesurée par une caméra IRT sera sensible à l'intensité de la transpiration. Les symptômes de certaines maladies peuvent se traduire par une augmentation des nécroses et une diminution de la transpiration qui peut être mesurée par une caméra IRT (Martinelli *et al.*, 2015).

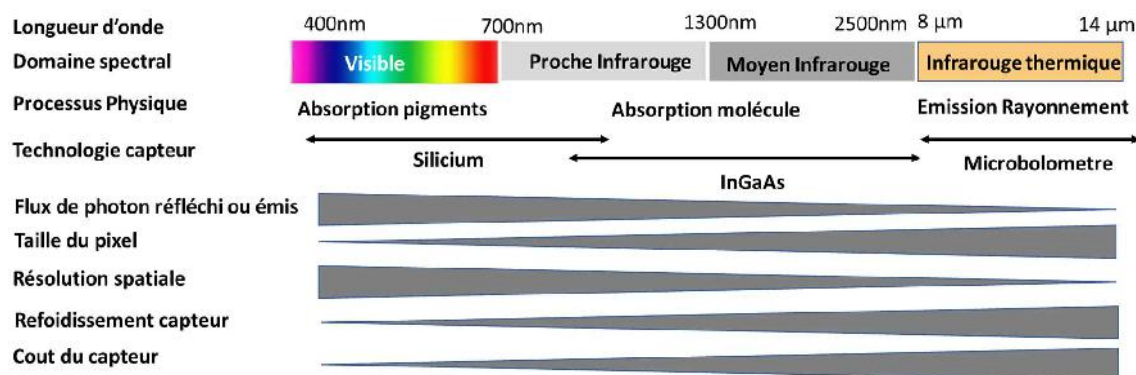







Figure 14. Domaines spectraux, processus physiques, et caractéristiques des capteurs.

Le LiDAR, opérant principalement dans le domaine visible ou proche infrarouge, occupe une place particulière parmi les capteurs (Tableau 1). La description 3D du couvert qu'il fournit délivre exclusivement des traits structuraux ou morphologiques avec l'avantage énorme d'être une technique active indépendante des conditions d'éclairement naturelle. Ces mesures sont très répétables et produisent des dynamiques très cohérentes qui peuvent être exploitées pour accéder à des traits fonctionnels.

Tableau 1. Les différents capteurs utilisés, leur résolution (nombre de pixels), et les traits d'état accessibles. « ++++ » signifie très accessible, « - » signifie pas accessible.

Capteurs	Resolution (Mpix)	Traits Structuraux /Morphologique	Traits Biochimiques	Traits Sanitaires	Traits physiologiques
 RGB camera	10-100	++++	+	+++	-
 Multi-spectral camera	0.5-2	++	+++	++	-
 Hyper-spectral Camera	0.1-0.5	+	++++	+++	++
 Thermal camera	0.1-1	++	-	++	+++
 LiDAR (scanner)	1mm-1m	+++	-	-	-


4 - LES DIFFERENTS SYSTEMES D'OBSERVATION

Les systèmes d'observation sont constitués d'une plateforme qui porte un ou plusieurs capteurs. On distingue (Tableau 2) les plateformes terrestres qui peuvent être fixes ou mobiles (système porté manuellement ou sur tracteur, robot Phénomobile ou portiques) et les plateformes volantes (drones et satellites). L'altitude de prise de vue conditionne la résolution spatiale et l'empreinte au sol : plus la mesure est réalisée proche du sol, meilleure sera la résolution mais plus petite sera l'empreinte au sol (c'est-à-dire la surface observée). La vitesse de déplacement et la taille de l'empreinte au sol déterminent la capacité à couvrir de grandes surfaces : d'environ 100m² pour les capteurs fixes, jusqu'à plusieurs centaines de km² pour les satellites (Tableau 2). Les plateformes fixes permettent des temps de revisite très courts, pour un suivi continu à l'échelle de la journée ou de la saison. Ces systèmes peuvent être communicants (IoT) et permettre d'accéder en temps réel aux observations, ou d'enregistrer les données en local pour une exploitation différée. Les portiques étant complètement automatisés et couvrant une surface assez réduite peuvent également avoir une fréquence de revisite importante. Les drones peuvent réaliser plusieurs vols par jour si les conditions météorologiques sont favorables (vent, conditions d'illumination). Les autres systèmes terrestres plus lourds à mettre en œuvre permettront difficilement d'avoir des temps de revisite inférieurs à 3 jours. La fréquence de revisite effective du satellite va principalement dépendre de la nébulosité, avec un potentiel compris entre 1 et 10 jours suivant le nombre de satellite de la constellation et leur fauchée (Tableau 2).

Chaque type de plateforme pourra emporter différents capteurs en fonction de la charge utile et de l'énergie disponible. Les plateformes mobiles terrestres (tracteur, phéno-mobile, portique) emporteront des caméras RGB, multi-spectrales voire hyper-spectrales, et des LiDARs. Ces capteurs pourront être opérés en mode actif, des flashes contrôlant les conditions d'éclairage rendant la mesure indépendante de l'illumination naturelle. Il sera également possible de combiner des vues à 0° et 45°. Les systèmes fixes et portés sont limités par la charge utile et l'énergie disponible. Ils ne seront généralement équipés que de caméras RGB légères et peu gourmandes en énergie. On pourra choisir la direction de visée, voire combiner 0° et 45° d'inclinaison. Le drone est limité à la fois par la charge utile et les ressources en énergie rendant difficile l'utilisation d'autres capteurs que les caméras RGB et multi-spectrales. Il est possible de choisir la direction de visée, voire de combiner deux directions sur le même drone ou le même vol. Des LiDARs légers et peu gourmands commencent à être disponibles, avec pour le moment une résolution inférieure à celles des LiDARs terrestres.

Le drone est la plateforme la mieux adaptée pour l'exploitation des mesures de température de brillance compte tenu de la rapidité de couverture d'un essai de phénotypage. La caméra infrarouge thermique (IRT) pourra utilement être associée à une caméra RGB ou multi-spectrale afin de calculer la fraction verte nécessaire à l'interprétation des images IRT. Les satellites à haute résolution spatiale et haute fréquence de revisite sont équipés de capteurs multi-spectraux. La constellation Skysat (Saunier *et al.*, 2022) offre une fréquence de revisite de l'ordre de dix jours et une résolution spatiale de 0.5m permettant de caractériser une microparcelle de largeur minimale de 2m. Les constellations PlanetScope (Roy *et al.*, 2021) et Sentinel 2 (Drusch *et al.*, 2012) avec respectivement des résolutions de 3m et 10m et des fréquences de revisite potentielles de 1 à 3 jours seront réservées au suivi de réseaux de parcelles suffisamment grandes.

Tableau 2. Caractéristiques des différents systèmes d'observation utilisés en France. Les capacités 3D peuvent être réalisées soit par photogrammétrie (« Photo ») soit par LiDAR.



	Fixe	Porté	Tracteur	Phenomobile	Portique	Drone	Satellite
Résolution spatiale	1mm	0.2mm	0.5mm	0.5mm	0.5mm	0.5mm – 5cm	0.5m-10m
Couverture spatiale	<100m ²	<1 ha	<5 ha	<5ha	<0.3ha	<15ha	>500km ²
Temps de revisite	1h-1j	3j-30j	3j-30j	3j-30j	3h-30j	3h-30j	1j-10j
Directionnalité	0° 45°	0° & 45°	0°	0° & 45°	0° & 45°	0° (45°)	≈ 0°
Richesse Spectrale	RGB	RGB	RGB+Multi	RGB+Multi	RGB+Multi	RGB+Multi+IRT	Multi
3D	Non	Photo	Photo, LiDAR	Photo, LiDAR	Photo, LiDAR	Photo (LiDAR)	Non

5 - CONCLUSION

Cette revue des systèmes d'observations utilisés pour le phénotypage au champ ne prétend pas être exhaustive. La mesure de la fluorescence n'est pas discutée, sa maturité n'étant pas encore suffisante pour être utilisée opérationnellement au champ. De même, nous n'avons pas abordé les capteurs environnementaux qui pourtant s'avèrent essentiels pour décrire la réaction des plantes à ces facteurs. De plus, la technologie se développant très rapidement, les systèmes de phénotypage sont amenés à évoluer en parallèle. Toutefois, l'utilisation de la très haute résolution spatiale apparaît

maintenant incontournable pour accéder à de très nombreux traits aussi bien structuraux, morphologiques que sanitaires.

La profusion de traits accessibles grâce à la très haute résolution spatiale a conduit certains chercheurs à relier directement les descripteurs des images issus des méthodes profondes à la génomique. Cette voie est encore largement à explorer. Néanmoins, les caméras à très haute résolution spatiale fournissent des volumes de données considérables, nécessitant des moyens de stockage et de traitement proportionnés. La dimension temporelle apparaît elle aussi incontournable dès lors que l'on cherche à caractériser le fonctionnement des cultures. Les récentes constellations de satellites combinant à la fois haute-résolution spatiale et forte fréquence de revisite offrent un fort potentiel pour caractériser la dynamique de quelques traits structuraux (GAI, FIPAR) et biochimiques (contenu en chlorophylle au niveau du couvert). Néanmoins, il faudra être vigilant sur les possibles confusions d'effets, en particulier entre les traits GAI, orientation des éléments, et contenu en chlorophylle, qui peuvent conduire artificiellement à de fortes héritabilités.

De nouveaux développements de plateformes terrestres sont également à envisager, en particulier la combinaison de robots roulant légers qui porteraient des drones captifs pouvant emporter une charge utile significative et gourmande en énergie pour réaliser des observations à quelques mètres de hauteur au-dessus des couverts, sans avoir à gérer la complexité de la réglementation en vigueur pour les drones « libres ».

*Journée Scientifique ASF du 3 février 2022
« Quoi de neuf sur le phénotypage en amélioration des plantes ? »*

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier l'ensemble des personnes de l'UMT CAPTE qui a fortement contribué au développement et à la connaissance des systèmes de phénotypage au champ ainsi que le projet PHENOME (ANR-11-INBS-012) durant lequel de nombreux systèmes d'observation de phénotypage ont été conçus ou testés.

REFERENCES

- Atzberger, C., Guerif, M., Baret, F., & Werner, W. (2010). Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat. *Computers and electronics in agriculture*, 73, 165-173
- Baret, F., & Buis, S. (2008). Estimating canopy characteristics from remote sensing observations. Review of methods and associated problems. In S. Liang (Ed.), *Advances in Land Remote Sensing: System, Modeling, Inversion and Application* (pp. 171-200): Springer
- Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K., & Weiss, M. (2010). GAI estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5 degrees zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150, 1393-1401
- Baret, F., Madec, S., Irfan, K., Lopez, J., Comar, A., Hemmerle, M., Dutartre, D., Praud, S., & Tixier, M.H. (2018). Leaf-rolling in maize crops: from leaf scoring to canopy-level measurements for phenotyping. *Journal of experimental botany*, 69, 2705-2716
- Blancon, J., Dutartre, D., Tixier, M.H., Weiss, M., Comar, A., Praud, S., & Baret, F. (2019). A High-Throughput Model-Assisted Method for Phenotyping Maize Green Leaf Area Index Dynamics Using Unmanned Aerial Vehicle Imagery. *Frontiers in Plant Science*, 10

- Comar, A., Burger, P., de Solan, B., Baret, F., Daumard, F., & Hanocq, J.-F. (2012). A semi-automatic system for high throughput phenotyping wheat cultivars in-field conditions: description and first results. *Functional Plant Biology*, 39, 914-924
- Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Macé, D., Pragnère, A., Myneni, R., Knyazikhin, Y., & Wang, L. (2002). Retrieval of canopy biophysical variables from bi-directional reflectance data. Using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 84, 1-15
- De Solan, B. (2022). Traitement des données de phénotypage : de l'acquisition à l'interprétation. *dans ce même numéro*
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., & Martimort, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25-36
- Ecarnot, M., Compan, F., & Roumet, P. (2013). Assessing leaf nitrogen content and leaf mass per unit area of wheat in the field throughout plant cycle with a portable spectrometer. *Field Crops Research*, 140, 44-50
- Fourty, T., & Baret, F. (1997). Vegetation water and dry matter contents estimated from top of the atmosphere reflectance data: a simulation study. *Remote Sensing of Environment*, 61, 34-45
- Gamon, J.A., Field, C.B., Bilger, W., Björkman, O., Fredeen, A.L., & Penuelas, J. (1990). Remote sensing of the xanthophyll cycle and chlorophyll fluorescence in sunflower leaves and canopies. *Oecologia*, 85, 1-7
- Gardner, B., Nielsen, D., & Shock, C. (1992). Infrared thermometry and the crop water stress index. I. History, theory, and baselines. *Journal of production agriculture*, 5, 462-466
- Inoue, Y., Guerif, M., Baret, F., Skidmore, A., Gitelson, A., Schlerf, M., Darvishzadeh, R., & Olioso, A. (2016). Simple and robust methods for remote sensing of canopy chlorophyll content: a comparative analysis of hyperspectral data for different types of vegetation. *Plant Cell and Environment*, 39, 2609-2623
- Jay, S., Comar, A., Benicio, R., Beauvois, J., Dutartre, D., Daubige, G., Li, W., Labrosse, J., Thomas, S., Henry, N., Weiss, M., & Baret, F. (2020). Scoring Cercospora Leaf Spot on Sugar Beet: Comparison of UGV and UAV Phenotyping Systems. *Plant Phenomics*, 2020
- Jay, S., Gorretta, N., Morel, J., Maupas, F., Bendoula, R., Rabatel, G., Dutartre, D., Comar, A., & Baret, F. (2017). Estimating leaf chlorophyll content in sugar beet canopies using millimeter- to centimeter-scale reflectance imagery. *Remote Sensing of Environment*, 198, 173-186
- Jiang, J., Comar, A., Burger, P., Bancal, P., Weiss, M., & Baret, F. (2018). Estimation of leaf traits from reflectance measurements: comparison between methods based on vegetation indices and several versions of the PROSPECT model. *Plant Methods*, 14, 23
- Jin, S., Sun, X., Wu, F., Su, Y., Li, Y., Song, S., Xu, K., Ma, Q., Baret, F., & Jiang, D. (2021). Lidar sheds new light on plant phenomics for plant breeding and management: Recent advances and future prospects. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 171, 202-223
- Jones, H.G., Stoll, M., Santos, T., Sousa, C.d., Chaves, M.M., & Grant, O.M. (2002). Use of infrared thermography for monitoring stomatal closure in the field: application to grapevine. *Journal of experimental botany*, 53, 2249-2260
- Knyazikhin, Y., Lewis, P., Disney, M.I., Stenberg, P., Mörtus, M., Rautiainen, M., Kaufmann, R.K., Marshak, A., Schull, M.A., Latorre Carmona, P., Vanderbilt, V., Davis, A.B., Baret, F., Jacquemoud, S., Lyapustin, A., Yang, Y., & Myneni, R.B. (2013). Reply to Townsend *et al.*: Decoupling contributions from canopy structure and leaf optics is critical for remote sensing leaf biochemistry. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110, E1075
- Lagouarde, J.-P., Irvine, M., & Dupont, S. (2015). Atmospheric turbulence induced errors on measurements of surface temperature from space. *Remote Sensing of Environment*, 168, 40-53
- Liu, S., Baret, F., Boudon, F., Thomas, S., Zhao, K., Fournier, C., Andrieu, B., Kamran, I., & de Solan, B. (2017). Estimating wheat Green area index from ground-based LiDAR measurement through 3D ADEL-Wheat model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 247, 12-20

- Liu, S., Martre, P., De Solan, B., Madec, S., & Baret, F. (2022). High-throughput phenotyping of canopy structure, radiation interception, and use efficiency for wheat under field conditions. *Journal of experimental botany, in preparation*
- Liu, S.Y., Martre, P., Buis, S., Abichou, M., Andrieu, B., & Baret, F. (2019). Estimation of Plant and Canopy Architectural Traits Using the Digital Plant Phenotyping Platform. *Plant Physiology*, 181, 881-890
- Madec, S., Baret, F., de Solan, B., Thomas, S., Dutartre, D., Jezequel, S., Hemmerle, M., Colombeau, G., & Comar, A. (2017). High-Throughput Phenotyping of Plant Height: Comparing Unmanned Aerial Vehicles and Ground LiDAR Estimates. *Frontiers in Plant Science*, 8
- Madec, S., Jin, X., Lu, H., De Solan, B., Liu, S., Duyme, F., Heritier, E., & Baret, F. (2019). Ear density estimation from high resolution RGB imagery using deep learning technique. *Agricultural and Forest Meteorology*, 264, 225-234
- Martinelli, F., Scalenghe, R., Davino, S., Panno, S., Scuderi, G., Ruisi, P., Villa, P., Stroppiana, D., Boschetti, M., & Goulart, L.R. (2015). Advanced methods of plant disease detection. A review. *Agronomy for sustainable development*, 35, 1-25
- Penuelas, J., Garbulsky, M.F., & Filella, I. (2011). Photochemical reflectance index (PRI) and remote sensing of plant CO₂ uptake. *New Phytologist*, in press
- Quintano, C., Fernández-Manso, A., Shimabukuro, Y.E., & Pereira, G. (2012). Spectral unmixing. *International Journal of Remote Sensing*, 33, 5307-5340
- Roy, D.P., Huang, H., Houborg, R., & Martins, V.S. (2021). A global analysis of the temporal availability of PlanetScope high spatial resolution multi-spectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 264, 112586
- Saunier, S., Karakas, G., Yalcin, I., Done, F., Mannan, R., Albinet, C., Goryl, P., & Kocaman, S. (2022). SkySat Data Quality Assessment within the EDAP Framework. *Remote Sensing*, 14, 1646
- Serouart, M. (2020). Impact de la résolution spatiale sur l'estimation de la fraction verte à partir d'images RGB. In, *Rapport de stage de Master* (p. 23): INRAE
- Serouart, M., Lopez-Lozano, R., De Solan, B., & Baret, F. (2022a). Phenotyping architectural traits linked to competition in five maize genotypes: effect of plant density and row spacing on leaf orientation. *Journal of experimental botany, in preparation*
- Serouart, M., Madec, S., David, E., Velumani, K., Lopez-Lozano, R., Weiss, M., & Baret, F. (2022b). SegVeg: Segmenting RGB images into green and senescent vegetation by combining deep and shallow methods. *Plant Phenomics, soumis*
- Soma, M., Liu, S., Weiss, M., Lopez-Lozano, R., Burger, P., & Baret, F. (2022). Describing the 3D distribution of area in wheat crops from LiDAR observations. *Remote Sensing of Environment, in preparation*
- Velumani, K., Madec, S., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Gillet, J., Labrosse, J., Jezequel, S., Comar, A., & Baret, F. (2020). An automatic method based on daily in situ images and deep learning to date wheat heading stage. *Field Crops Research*, 252
- Weiss, M., Baret, F., Myneni, R., Pragnère, A., & Knyazikhin, Y. (2000). Investigation of a model inversion technique for the estimation of crop characteristics from spectral and directional reflectance data. *Agronomie*, 20, 3-22
- Yendrek, C.R., Tomaz, T., Montes, C.M., Cao, Y., Morse, A.M., Brown, P.J., McIntyre, L.M., Leakey, A.D., & Ainsworth, E.A. (2017). High-throughput phenotyping of maize leaf physiological and biochemical traits using hyperspectral reflectance. *Plant Physiology*, 173, 614-626
- Zarco-Tejada, P.J., González-Dugo, V., & Berni, J.A.J. (2012). Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. *Remote Sensing of Environment*, 117, 322-337