



**HAL**  
open science

# Imagerie hyperspectrale active basée sur un laser QCL largement accordable dans l'infrarouge moyen

Chaimae El Fakir

► **To cite this version:**

Chaimae El Fakir. Imagerie hyperspectrale active basée sur un laser QCL largement accordable dans l'infrarouge moyen. Optique [physics.optics]. Université de Rennes, 2020. Français. NNT : 2020REN1S110 . tel-03275041

**HAL Id: tel-03275041**

**<https://theses.hal.science/tel-03275041v1>**

Submitted on 30 Jun 2021

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

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

# THESE DE DOCTORAT DE



ECOLE DOCTORALE N° 596  
Matière Molécules et Matériaux  
Spécialité : Photonique

Par

**Chaimae EL FAKIR**

## **Imagerie hyperspectrale active basée sur un laser QCL largement accordable dans l'infrarouge moyen**

Application à la caractérisation des plantes en cours de croissance

Thèse présentée et soutenue à Lannion, le 6 octobre 2020

Unité de recherche : Institut foton CNRS-UMR 6082 (Groupe Optique Guidée et Capteurs)

### **Rapporteurs avant soutenance :**

**Elise Ghibaudo**

Maître de Conférences – HDR / *Rapporteur*  
UMR 5130- IMEP-LAHC, Université de Grenoble

**Christian Germain**

Professeur des Universités / *Rapporteur*  
UMR CNRS 5218- Laboratoire IMS,  
Université de Bordeaux

### **Composition du Jury :**

**David Rousseau**

Professeur des Universités / *Examineur*  
Laboratoire LARIS, Université d'Angers

**Monique Thual**

Professeur des Universités / *Examineur*  
UMR 6082-Institut Foton, Université de Rennes 1

**Pascal Besnard**

Professeur des Universités / Directeur de thèse  
UMR 6082-Institut Foton, Université de Rennes 1

**Jean-Marc Goujon**

Maître de Conférences / Co-directeur de thèse  
UMR 6082-Institut Foton, Université de Rennes 1

**Luiz Poffo**

Maître de Conférences – HDR/ Co-directeur de thèse  
UMR 6082-Institut Foton, Université de Rennes 1

**Bastien Billiot**

Ingénieur R&D / Co-encadrant de thèse  
Centre Mondial de l'Innovation Roullier, Saint-Malo



## Remerciement

Cher lecteur, qui n'iras pas plus loin que la fin de cette page, ou au contraire te passionneras jusqu'aux annexes de ce manuscrit, c'est ici que tout se termine et je suis très heureuse d'exprimer mes reconnaissances auprès de l'ensemble des personnels de l'Institut Foton, dont l'intervention au cours de ce projet de thèse a favorisé son aboutissement. L'Institut Foton est un endroit qui m'a permis de grandir, m'exprimer, m'engager et m'investir sur les plans scientifiques, professionnels et personnels.

En effet, je n'aurais jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes dont la générosité, la bonne humeur et l'intérêt manifestés à l'égard de ma recherche m'ont permis de progresser dans cette phase délicate de « *l'apprenti-chercheur* ».

Tout d'abord, je remercie notre partenaire industriel groupe Roullier qui a financé une partie de mon projet de thèse. Je remercie également l'ENSSAT et l'IUT de Lannion ainsi que l'école doctorale 3M et l'Université Bretagne Loire.

Je tiens à remercier vivement Madame Elise Ghibaudo et Monsieur Christian Germain de l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de cette recherche en s'engageant à être rapporteurs. De même je suis particulièrement reconnaissante à Madame Monique Thual et Monsieur David Rousseau d'avoir examiné minutieusement mon travail. Nos échanges ainsi que les remarques pertinentes que vous m'avez adressées m'ont permis d'améliorer la qualité de mon travail.

Je remercie mon directeur de thèse Monsieur Pascal Besnard et mes co-directeurs Monsieur Jean-Marc Goujon et Monsieur Luiz Poffo pour m'avoir accueilli au sein de l'Institut Foton UMR 6082 et pour la confiance qu'ils m'ont accordée en acceptant d'encadrer ce travail doctoral. Je vous remercie pour vos conseils avisés, pour vos soutiens et pour le temps que vous m'avez accordé pour mener ce travail à terme. Je remercie également mon co-encadrant de thèse Monsieur Bastien Billiot, ingénieur de recherche et développement, au sein du centre mondial de l'innovation (CMI) de groupe Roullier pour sa disponibilité à chaque fois que j'ai sollicité son aide, ainsi que pour ses multiples encouragements, notamment lors de la préparation de la soutenance.

Je souhaite remercier le groupe Optique Guidé et Capteurs dans son ensemble pour son accueil, son soutien moral ainsi que pour la très bonne ambiance que j'ai toujours trouvée au sein de ce groupe. Je remercie particulièrement Monsieur Mohammed Guendouz pour son aide et son soutien inconditionnel tout au long de ma thèse. Monsieur Ronan Lepage pour son aide et ses informations pertinentes sur la Machine Learning pour réaliser la partie analyse et classification de mes données. Monsieur Joël Charrier pour ses conseils scientifiques. Monsieur Loïc Bodiou pour son aide à réaliser des expériences sur monochromateur. Monsieur Jonathan Lemaître qui est toujours disponible et à l'écoute. Madame Nathalie Lorrain et Madame Isabelle Hardy pour leur gentillesse. J'adresse aussi ma gratitude à Madame Parastesh Pirasteh pour sa bonne humeur communicative et son accueil dès mon premier jour au laboratoire, c'est la première personne qui m'a aidé à m'intégrer rapidement avec le groupe.

Mes remerciements vont également à l'ensemble des membres de l'équipe Systèmes Photoniques : Monsieur Yannick Dumeige, Monsieur Michel Joindot, Monsieur Jean-Claude

Simon, Monsieur Thierry Chartier, Madame Margaux Barbier, Monsieur Stéphane Trebaol, Monsieur Christophe Peucheret, Monsieur Frédéric Ginovart, Madame Dominique Mammez, Madame Irina Balakireva, Monsieur Frédéric Audo, Monsieur Patrice Féron, Monsieur Lazhar Haji, Monsieur Laurent Bramerie et Madame Mathilde Gay. Je remercie particulièrement Madame Christelle Pareige qui a réussi à me supporter et m'encourager pour arriver jusqu'au bout de ma thèse. Merci beaucoup pour votre soutien et votre amitié.

J'ai été chanceuse d'avoir eu l'opportunité d'enseigner à l'ENSSAT et à l'IUT de Lannion. Je remercie mes encadrants Monsieur Jean-Marc Goujon et Monsieur Luiz Poffo pour la confiance qu'ils m'ont accordée pour partager quelques enseignements avec eux. J'ai acquis beaucoup de connaissances durant cette expérience notamment le transfert et la partage de l'information avec les étudiants.

Je souhaite aussi exprimer ma gratitude à Monsieur Vincent Barreau, Monsieur Christian Sauquet, Madame Carole Perrot, Madame Angélique Le Pennec, Madame Marie-Claire Rennelle, Madame Isabelle Poulard, Madame Chloé Deschamps et Monsieur Sylvain Fève pour avoir facilité le déroulement de ma thèse. Je remercie Monsieur Sébastien Lobo et Monsieur Robert Madec pour leur aide en informatique et mécanique.

Ces remerciements seraient incomplets si je n'en adresse pas à tous mes amis-chercheurs avec qui j'ai passé des bons moments tout au long de ma thèse. Pauline Guillot avec qui j'ai partagé le bureau durant ma première année, merci pour ta gentillesse et ton écoute et merci infiniment de ton accueil chez toi en attendant de trouver un logement. Merci à Paul Azuelos pour sa gentillesse et son aide. Merci à Omar Sahni pour ses conseils et son écoute, je remercie aussi Rodolphe Collin pour les bons moments partagés.

Je souhaite bon courage à Nessim Jebali, je suis sûr qu'il lira mes remerciements, avec qui j'ai partagé beaucoup de moments et beaucoup de discussions, bon courage pour ta dernière ligne droite, bon courage également à Xavier Insou et Joseph Slim qui arrivent au bout de leur travail de thèse. Je remercie infiniment Maxime Duris, merci ton soutien perpétuel a été un véritable bol d'air frais pour moi. Merci à Valentine Gaudillat qui m'a supporté et encouragé pendant les phases les plus difficiles. Un grand merci à Maroun Hjeij qui a pris la suite des travaux de la thèse et avec qui j'ai partagé des bons moments, merci pour ta bonne humeur et ton support moral durant la fin de ma thèse. Je te souhaite tout le meilleur pour la suite. Merci à Erwan Weckenmann pour sa gentillesse et à Fabien Cassio mon voisin de bureau, je n'oublierai jamais le "Coucou Chaimae" de chaque matin, je te souhaite bon courage pour la fin de ta thèse.

Je n'oublie pas les doctorants stagiaires de Monsieur Mohammed Guendouz qui ont partagé avec moi le bureau durant leur stage, je souhaite bon courage à Awatif et Noura. Bon courage également à Nadjiba, Rami et Abdellah.

Un grand merci à mes voisines : Marwa Lagha, doctorante à IRISA et qui arrive au bout de son travail de thèse. Marwa Elleuch, doctorante à Orange de Lannion et Imen Bouabidi ingénieur à Nokia de Lannion, je vous remercie pour vos soutiens, vos encouragements, vos disponibilités et aussi pour les soirées passées ensemble devant un traditionnel thé à la menthe accompagné de gâteau fait maison pour discuter différents sujets.

Je termine par remercier ma famille pour tous ce que vous m'avez apporté. Malgré la distance qui nous sépare, vous étiez toujours à mes côtés pour me supporter et m'encourager à

réaliser mes rêves. Merci à papa qui a tout fait pour me rendre heureuse, c'est grâce à lui que je suis arrivée à ce niveau, j'espère papa que tu es fier de ta fille. Je veux dire merci maman pour tes mots doux et rassurants qui m'encouragent à chaque fois. Merci à mes sœurs et frères pour votre oreille attentive et votre disponibilité pour m'aider à surmonter les obstacles. Je remercie de tout mon cœur mon mari qui m'a supporté tout au long de ce chemin, merci d'avoir écouté tout le temps mes problèmes, merci d'être à mes côtés pendant les moments difficiles, merci parce que tu es dans ma vie.

Enfin, bon courage à toi lecteur dans la poursuite de ta plongée dans ce manuscrit en espérant que tu puisses y trouver des réponses à tes questions !

## Table des matières

<b>Résumé</b> .....	1
<b>Abstract</b> .....	1
<b>Remerciement</b> .....	3
<b>Liste des figures</b> .....	9
<b>Liste des tableaux</b> .....	14
<b>Liste des abréviations</b> .....	15
<b>Glossaire</b> .....	16
<b>Introduction générale</b> .....	19
1. Structuration et constitution biochimique des feuilles .....	22
2. Importance de l'eau pour la végétation .....	24
3. Stress hydrique et conséquences .....	25
4. Moyens de détection du stress hydrique .....	26
4.1. Techniques usuelles de caractérisation de la végétation par contact .....	26
4.1.1. Humidité du sol .....	26
4.1.2. Conductance stomatique .....	28
4.1.3. Teneur en chlorophylle .....	29
4.1.4. Surface foliaire .....	29
4.2. Techniques de caractérisation de la végétation sans contact .....	31
4.2.1. Fluorescence .....	31
4.2.2. Spectroscopie .....	32
4.2.3. Imagerie .....	33
5. Conclusion et objectifs de la thèse .....	42
<b>Chapitre 2 – Imagerie hyperspectrale : Notions, architectures et applications</b> .....	44
1. Principales technologies d'imagerie hyperspectrale .....	45
1.1. Dispositif de sélection de l'information spectrale .....	45
1.2. Architectures de balayage .....	47
1.3. Sources lumineuses utilisées en imagerie hyperspectrale .....	49
1.3.1. Fonctionnement de quelques sources lasers .....	52
1.4. Détecteurs utilisés en imagerie hyperspectrale .....	54
1.4.1. Détecteurs thermiques .....	54
1.4.2. Photodétecteurs .....	56

2.	Domaines d'applications de l'imagerie hyperspectrale .....	60
2.1.	Les applications générales .....	60
2.2.	Les applications végétales .....	60
3.	Proposition d'un système d'imagerie actif .....	62
	<b>Chapitre 3 – Chaîne d'acquisition d'imagerie hyperspectrale active .....</b>	<b>63</b>
1.	La source d'éclairage .....	64
1.1.	Choix d'une source laser dans l'infrarouge .....	64
1.2.	Caractérisation du laser .....	65
1.2.1.	Caractérisation en puissance .....	65
1.2.2.	Résolution spectrale .....	66
2.	Imageurs utilisés .....	66
3.	Système optique .....	68
4.	Principes d'acquisition et de traitement .....	69
4.1.	Propriétés des images de fond .....	70
4.2.	Propriétés des images laser .....	73
4.3.	Répétabilité des acquisitions .....	77
4.4.	Variation de pointé du laser .....	81
5.	Validation du système .....	83
5.1.	Étalonnage spectral du système de mesure .....	83
5.2.	Caractérisation de la chaîne source - échantillon - détecteur .....	83
5.3.	Calcul de la réflectance spectrale .....	85
6.	Conclusion .....	86
	<b>Chapitre 4 – Mise en œuvre et résultats .....</b>	<b>87</b>
1.	Acquisition des données spectrales .....	87
1.1.	Mise en culture des tournesols .....	87
1.2.	Application du stress hydrique .....	88
1.3.	Acquisition des images spectrales .....	89
2.	Classification des plantes .....	92
2.1.	Prétraitement des données .....	93
2.2.	Introduction à la classification .....	97
2.2.1.	Classification supervisée .....	97
2.2.2.	Classification non supervisée .....	103
2.3.	Création d'un modèle de classification .....	104



2.3.1. Mesures de performances .....	107
3. Résultats .....	108
4. Conclusion .....	115
<b>Conclusion générale</b> .....	117
<b>Perspectives</b> .....	119
<b>Annexe 1 : Caractérisation spectrale des feuilles</b> .....	120
<b>Annexe 2 : Étude photométrique</b> .....	122
1. Bilan du flux laser .....	122
1.1. Calcul du flux laser minimum détectable par le détecteur .....	122
1.1.1. Évaluation du NEI.....	122
1.1.2. Flux minimum détectable par l'imageur .....	125
1.2. Système actif : bilan de flux .....	125
1.2.1. Luminance de la scène éclairée.....	126
1.2.2. Flux de la scène observé par le détecteur .....	126
1.2.3. Flux laser minimum .....	127
1.2.4. Flux laser maximum admissible par le détecteur .....	127
<b>Annexe 3 : Caractéristiques du laser QCL MIRCAT</b> .....	130
<b>Annexe 4 : Description de la trajectoire du faisceau laser</b> .....	132
<b>Annexe 5 : Granularité laser : l'effet de speckle</b> .....	134
1. Taille des grains de speckle .....	136
2. Quelques techniques d'élimination du speckle.....	139
2.1. En phase d'acquisition.....	139
2.2. En phase de traitement.....	141
2.2.1. Filtres adaptatifs.....	141
2.2.2. Filtres moyenneurs.....	142
<b>Références</b> .....	144

## Liste des figures

Figure 1 : Structure tridimensionnelle d'une feuille (Moreau et Prat 2016).....	23
Figure 2 : Etat des stomates de la surface de feuille du Bégonia regroupés en paquet (Groupe Roulier).....	24
Figure 3 : Influence du stress hydrique sur l'état de la plante. ....	25
Figure 4 : Évolution de la photosynthèse des plantes témoins et des plantes stressées au développement des feuilles (Kotchi 2004). Les plantes témoins sont irriguées le 06, 10 et 13 mars. ....	26
Figure 5 : Mesure de l'humidité du sol par tensiomètre. ....	27
Figure 6 : Évolution des variations de tension mesurées par deux tensiomètre en haut des racines (12 pouces) et en bas de la zone racinaires (24 pouces) dans le but de préciser le besoin en eau pour un pommier. ....	27
Figure 7 : Mesure de la conductance stomatique des feuilles par un poromètre. ....	28
Figure 8 : Évolution de la conductance stomatique des plantes témoins et des plantes stressées au stade de développement (Marguerit 2010). ....	28
Figure 9 : Mesure du teneur en chlorophylle par radiomètre. ....	29
Figure 10 : Évolution du teneur en chlorophylle des plantes témoins et stressées (Kotchi 2004). ....	29
Figure 11 : Mesure de la surface foliaire par planimètre. ....	30
Figure 12 : Évolution de la surface foliaire des plantes témoins et stressées sous traitements PRD (Ben Noura et al. 2014). ....	30
Figure 13 : Évolution de rapport d'intensité de fluorescence entre les orangers témoins et stressés utilisant une excitation à 442 nm. RF : Red Fluorescence, FRF : Far Red Fluorescence (Marcassa et al. 2006). ....	31
Figure 14 : Spectres de réflectance dans le visible et le proche infrarouge pour une plante saine (courbe verte) et une plante stressée (courbe rouge) (Shaw et al. 2012). ....	32
Figure 15 : Spectres d'émissivité des feuilles de rhododendron pour un traitement sec de 3 à 6 mois (Buitrago et al. 2016).....	33
Figure 16 : Exemple d'un système d'imagerie par fluorescence.....	34
Figure 17 : Images de fluorescence de la chlorophylle des rosiers stressés pour la mesure de F0 et FM jusqu'à la fin de la période de stress hydrique (9 jours). L'échelle de fausses couleurs indiquée au bas de la figure varie de 0 (noir) à 1 (rose) (Calatayud et al. 2006). ....	34
Figure 18 : (a), (b) Images témoins et (c), (d) Images stressées. Résultats de classification en deux classes : végétation et sol (e), (f) et (g), (h) (Zennouhi 2013). ....	35
Figure 19 : Distribution du NDVI sur une image d'une plante d'orge (Behmann et al. 2014b). ....	36
Figure 20 : Détection précoce de plante en besoin d'eau (Kotchi 2004). ....	37
Figure 21 : Variation de la température des plantes témoins et des plants stressées aux différents stades d'induction du stress hydrique (les flèches bleues représentent des moments d'irrigation des plantes témoins). ....	37
Figure 22 : Profil d'une feuille verte en imagerie hyperspectrale (Mishra et al. 2017).....	38
Figure 23 : Série des acquisitions d'images des plantes d'orge sur 11 jours, la 1 <sup>ère</sup> rangée montre une plante stressée (non arrosée), la 3 <sup>ème</sup> rangée d'images de plante témoin et les 2 <sup>ème</sup> et 4 <sup>ème</sup>	

rangées représentent les images en fausses couleurs des étiquettes prédites (Behmann et al. 2014).....	39
Figure 24 : Profil de la transmission THz d'une plante de café en fonction du nombre de jours après l'arrêt d'arrosage (Kinder et al. 2012). .....	39
Figure 25 : Évolution de l'imagerie : de la vision numérique monochrome à l'hyperspectrale. (a) Imagerie panchromatique avec une seule bande spectrale. (b) Imagerie multispectrale dans multiple bandes spectrales ainsi que le profil d'intensité d'un pixel particulier. (c) Cube hyperspectral formé par des centaines d'images de même scène et le spectre continu d'un pixel particulier. ....	44
Figure 26 : (a) Éléments dispersifs (réseau ou prisme). (b) Principe d'un spectrographe à élément dispersif plan (Ferrec 2008).....	45
Figure 27 : Spectro-imageur à réseau de réflexion basé sur la configuration d'Offner (Qin et al. 2017).....	46
Figure 28 : Exemples des filtres utilisés pour la spectro-imagerie. (a) Roue à filtres circulairement variable.....	46
Figure 29 : Exemples des interféromètres utilisés dans les spectro-imageurs à transformée de Fourier. ....	47
Figure 30 : Types d'architectures d'acquisition hyperspectrale (Q. Li et al. 2013).....	48
Figure 31 : Spectre du rayonnement solaire.....	50
Figure 32 : Émission spectrale de différents types des LED [Boston Electronics].....	51
Figure 33 : Schéma des sources lasers dans le moyen infrarouge basé sur (Bizet 2019). .....	51
Figure 34 : Spectres de puissance d'un laser QCL accordable opérant entre 3 $\mu\text{m}$ et 11 $\mu\text{m}$ . Les courbes en rouge correspondent aux longueurs d'onde disponibles depuis 2011 [Daylight solutions]. ....	52
Figure 35 : Quelques exemples de spectres disponibles en sortie d'une source supercontinuum [NKTphotonics]. ....	53
Figure 36 : Famille des détecteurs dans l'ensemble des longueurs d'onde [HORIBA Scientific]. ....	54
Figure 37 : Comparaison de la détectivité de divers détecteurs infrarouges fonctionnant à la température indiquée (Rogalski 2005). ....	55
Figure 38 : Architecture du système d'imagerie hyperspectrale active dans l'infrarouge moyen. ....	62
Figure 39 : Schéma de la chaîne d'acquisition.....	63
Figure 40 : (a) Montage de mesure de la puissance laser par thermopile. (b) Caractérisation du faisceau laser en puissance comparée aux mesures de constructeur placées en annexe. ....	65
Figure 41 : Intensité moyenne en fonction du courant de commande des 4 QCLs enregistrée à différentes longueurs d'onde. (a) QCL1 en mode pulsé. Données enregistrées pour une largeur d'impulsion de 500 ns et un rapport cyclique de 5 % à 19°C. Les trois autres QCLs en mode continu à 19°C. (b) QCL2, (c) QCL3, (d) QCL4. ....	68
Figure 42 : Montage de trajet du faisceau laser. ....	69
Figure 43 : Chaîne d'extraction de la réflectance spectrale.....	70
Figure 44 : (a) Image de fond de la surface de référence, prise par la caméra SC5000 et le profil d'intensité de la ligne tracée au milieu avant et après lissage. ....	71

Figure 45 : Bruit typique présent sur l'image de fond. (a) prise par la caméra SC5000 (3-5 $\mu\text{m}$ ). (b) prise par la caméra A65 (7,5-13 $\mu\text{m}$ ).....	71
Figure 46 : (a) Image de fond de l'échantillon prise par la caméra SC5000 et profil d'intensité de la ligne tracée, avant et après lissage.....	72
Figure 47 : Bruit typique présent sur l'image de fond de l'échantillon.....	72
Figure 48 : Granularité laser à 4 $\mu\text{m}$ présente sur la surface de la référence. Image caméra SC5000 (temps d'intégration : 75 $\mu\text{s}$ ). (a) $I_{\text{laser\_réf}}(x,y,\lambda)$ : avant soustraction de fond. (b) $I_{\text{réf\_mes}}(x,y,\lambda)$ : après soustraction de fond.....	74
Figure 49 : Granularité laser présente sur la surface de la référence prise par la caméra A65 à 8 $\mu\text{m}$ . .....	74
Figure 50 : Granularité laser présente sur la surface de l'échantillon prise par la caméra SC5000 à 4 $\mu\text{m}$ (temps d'intégration : 700 $\mu\text{s}$ ).....	75
Figure 51 : Granularité laser présente sur la surface de l'échantillon prise par la caméra A65 à 8 $\mu\text{m}$ . .....	76
Figure 52 : (a) Zone de mesure (rouge) sur l'image de référence observée par la caméra SC5000, en pointillé la position de la tache laser. (b) Intensité moyenne représentant la dérive thermique observée sur 3 à 5 $\mu\text{m}$ pour une durée de 15 minutes d'acquisition. (c) Variation autour de la moyenne spatiale des mesures.....	78
Figure 53 : (a) Zone de mesure (en rouge) sur l'image de référence observée par la caméra A65, en pointillé la position de la tache laser. (b) Intensité moyenne représentant la dérive thermique observée sur 7,5 à 13 $\mu\text{m}$ pour une durée de 15 minutes d'acquisition. (c) Variation de la moyenne spatiale des mesures de la dérive thermique.....	79
Figure 54 : Profil de l'évolution de la moyenne des images éclairées à 4 $\mu\text{m}$ sur la zone de mesure de l'image à gauche pour une durée de 15 minutes d'acquisition.....	80
Figure 55 : Intensité moyenne représentant des images éclairées à 8 $\mu\text{m}$ pour une durée de 15 minutes d'acquisition. ....	80
Figure 56 : Profil spatial normalisé du faisceau laser suivant l'axe dx et dy sur la surface de la référence lambertienne pour les modules opérant entre 7,5 et 11 $\mu\text{m}$ détecté par la caméra A65. ....	81
Figure 57 : (a) Largeur du faisceau laser suivant l'axe x et y en fonction de la longueur. (b) Diamètre de la tache laser à chaque longueur d'onde. ....	82
Figure 58 : Algorithme de sélection et de calcul de l'intensité moyenne de la surface de mesure éclairée commune entre toutes les longueurs d'onde. ....	82
Figure 59 : Sélection d'une zone de traitement commune dans différentes longueurs d'onde. ....	82
Figure 60 : (a) lame de quartz, (b) Comparaison des spectres d'émission dans l'infrarouge thermique de lame du quartz. ....	83
Figure 61 : (a) Intensité moyenne obtenue par la caméra SC5000 après éclairage de la référence lambertienne par QCL1 de 3,9 à 4,7 $\mu\text{m}$ (Temps d'intégration : 75 $\mu\text{s}$ ; résolution spectrale : 40 nm). (b) Intensité moyenne obtenue par la caméra bolométrique A65 avec une résolution spectrale de 50 nm.....	84
Figure 62 : Intensité du faisceau laser obtenue après une caractérisation par monochromateur. ....	84
Figure 63 : (a) Intensité moyenne obtenue par la caméra SC5000 après éclairage de l'échantillon par QCL1 entre 3,9 et 4,7 $\mu\text{m}$ (Temps d'intégration : 700 $\mu\text{s}$ ; résolution spectrale : 40 nm). (b)	

Intensité moyenne obtenue par la caméra bolométrique A65 avec une résolution spectrale de 50 nm.....	85
Figure 64 : (a) Taux de réflexion déterminé sur la gamme spectrale 3,9-4,7 $\mu\text{m}$ . (b) Taux de réflexion déterminé sur la gamme spectrale 7,5-11 $\mu\text{m}$ .....	85
Figure 65 : Croissance des plantes au laboratoire dans une chambre de culture. ....	87
Figure 66 : Croissance des plantes de tournesol dans la chambre de culture.....	88
Figure 67 : Illustration de la procédure d'arrosage. ....	89
Figure 68 : Architecture d'acquisition des images.....	90
Figure 69 : Processus d'acquisition des images.....	91
Figure 70 : Chaîne de traitement des images hyperspectrales. ....	92
Figure 71 : Représentation schématique des étapes de prétraitement des images. ....	93
Figure 72 : Exemple de quelques spectres moyens de taux de réflexion des plantes témoins et stressées au début, au milieu et à la fin d'expérimentation.....	96
Figure 73 : Principe de la SVM.....	97
Figure 74 : (a) Exemple de cas linéairement séparable, et (b) non linéairement séparable. ....	98
Figure 75 : Exemple d'un réseau de neurones perceptron multicouches. ....	100
Figure 76 : Organigramme de la méthode de classification proposée. ....	106
Figure 77 : Précision du modèle de classification pour chaque jour de mesure (points bleus). ....	110
Figure 78 : Résultats de classification PLS-DA pour les 11 jours de mesures. (a) Prédiction du modèle PLS en fonction de nombre de composantes. (b) Projection des données pour les deux premières composantes expliquant mieux les données. (c) Diagramme des coefficients PLS en fonction des longueurs d'onde (entre 3,9 et 11 $\mu\text{m}$ ).....	114
Figure 79 : Spectre de réflectance d'une feuille verte typique (Acevedo et al. 2017). ....	120
Figure 80 : Réflectance spectrale typique de la végétation avec indications des principales caractéristiques d'absorption. ....	121
Figure 81 : Courbes de détectivité de divers détecteurs infrarouges disponibles dans le marché en fonction de la longueur d'onde [Hamamatsu]. ....	123
Figure 82 : Schéma d'observation d'une scène élémentaire IFOV.....	124
Figure 83 : Schéma du système actif.....	126
Figure 84 : Courbes de puissance des 4 modules du laser QCL données par le constructeur. ....	130
Figure 85 : Montage de trajet du faisceau laser.....	132
Figure 86 : Éléments identifiant un rayon lumineux.....	132
Figure 88 : Champ de speckle laser. (a) Représentation schématique de la configuration expérimentale pour la génération du speckle. (b) Représentation 3D du champ de speckle laser expérimental. (c) Principe de formation d'un champ de speckle.....	134
Figure 89 : (a) Image originale, (b) Image représentée de speckle.....	135
Figure 90 : Configuration d'observation d'un speckle objectif.....	135
Figure 91 : Configuration d'observation d'un speckle subjectif.....	136
Figure 92: Schéma de la géométrie de mesure de la taille de speckle. ....	137
Figure 93 : Exemple d'image de speckle à traiter. ....	138
Figure 94 : Profil horizontal de $I(x,0)$ . ....	138
Figure 95 : Autocorrélation $R(x,0)$ , coupe horizontale. ....	138

Figure 96 : $CI(x,0)$ fonction d'autocovariance normalisée. $dx_1$ : la largeur à mi-hauteur. $dx_2$ : la largeur à $1/e^2$ .....	139
Figure 97 : Illustration de l'effet d'un diffuseur rotatif sur l'image. ....	140
Figure 98 : Implantation du diffuseur sur un haut-parleur (à gauche) et schéma montrant le mouvement du diffuseur et du cône du haut-parleur (à droite).....	141

## Liste des tableaux

Tableau 1 : Interprétation des lectures du tensiomètre.....	27
Tableau 2 : Comparaison des différentes techniques d'imagerie chez les plantes ( $\lambda$ : longueur d'onde). .....	41
Tableau 3 : Comparaison des systèmes d'imagerie hyperspectrales par whiskbroom, pushbroom, staring et snapshot techniques basée sur (Q. Li et al. 2013). .....	49
Tableau 4 : Synthèse sur l'ensemble des sources et détecteurs infrarouges ainsi que les spectro-imageurs utilisés pour l'hyperspectral.....	58
Tableau 5 : Largeur de raie à différentes longueurs d'onde correspondant à une largeur à mi-hauteur d'un $\text{cm}^{-1}$ . .....	66
Tableau 6 : Caractéristiques techniques des détecteurs infrarouges (FLIR).....	67
Tableau 7 : Extraction des caractéristiques des images de fond. ....	73
Tableau 8 : Comparaison des amplitudes $I_{\text{laser}}$ constatées à 4 $\mu\text{m}$ et 8 $\mu\text{m}$ (sommet de gaussienne).....	76
Tableau 9 : Répétabilité des images de fond sur surface de référence pendant 15 minutes. ...	79
Tableau 10 : Dérive thermique et incertitude des images éclairées sur des mesures répétitives pendant 15 minutes.....	80
Tableau 11 : Largeur à $1/e^2$ du faisceau laser à différentes longueurs d'onde.....	81
Tableau 12 : Caractéristiques du signal extrait sur référence et échantillon pour déterminer le taux de réflexion.....	86
Tableau 13 : Paramètres des caméras utilisées.....	90
Tableau 14 : Quantité des échantillons et délais des acquisitions.....	90
Tableau 15 : Synthèse sur les techniques d'apprentissage appliquées sur des images hyperspectrales **** meilleure performance, * mauvaise performance. ....	103
Tableau 16 : Matrice de confusion pour la classification binaire. ....	108
Tableau 17 : Performances de modèle de classification PLS-DA pour chaque jour de mesure. ....	109
Tableau 18 : Étude photométrique pour le détecteur bolomètre. ....	128
Tableau 19 : Caractéristiques techniques du laser QCL (Daylight MIRCAT). ....	130
Tableau 20 : Taille des grains de speckle.....	137

## Liste des abréviations

CCD : Charge Coupled Device  
CdTe : Cadmium Telluride  
DA : Discriminant Analysis  
DL : Digital Level  
ETM : EvapoTranspiration Maximale  
FEL : Free Electron Laser  
FRF : Far Red Fluorescence  
FTIR Fourier Transform Infra-Red spectroscopy  
HgTe : Mercury Telluride  
HSV : Hue Saturation Brightness  
InGaAs : Indium Gallium Arsenide '  
InSb : Indium Antimonide  
K-NN : k-Nearest Neighbors  
LDA : Linear Discriminant Analysis  
LED : Light Emitting Diode  
LVF : Linear Variable Filters  
MCT : Mercury Cadmium Telluride  
MIR : Moyen Infra-Rouge  
NDVI : Normalized Difference Vegetation Index  
NETD : Noise Equivalent Temperature Difference  
NIR : Near InfraRed  
OPO : Optical Parametric Oscillators  
PGP : Prisme-Grille-Prisme  
PLS : Partial Least Squares  
PRD : Partial Rootzone Drying  
QCL : Quantum Cascade Laser  
RF : Red Fluorescence  
RGB : Red Green Blue  
Si : Silicon  
SVM : Support Vector Machine  
VIF : Variable Interference Filters



# Glossaire

## <sup>1</sup>Cuticule

Couche externe qui recouvre et protège les organes aériens des végétaux. Elle varie largement dans sa composition, son épaisseur (de 0,2 à 200  $\mu\text{m}$ ) et sa structure en fonction de l'espèce végétale. La cuticule joue également le rôle d'une barrière de défense contre les insectes et les champignons qui peuvent attaquer les plantes (Petit 2013).

## <sup>2</sup>Stomate

Orifice de petite taille inséré dans l'épiderme des feuilles. Il assure deux rôles principaux : la transpiration qui se manifeste par une perte d'eau sous forme de vapeur d'eau, et l'échange des gaz avec l'atmosphère extérieure (Renaud 2015).

## <sup>3</sup>Parenchyme palissadique

Des tissus végétaux situés à la face supérieure des plantes et constitués de cellules vivantes allongées et accolées les unes aux autres et qui permettent des communications intercellulaires et une circulation des substances à l'intérieur des cellules. Ce sont des cellules riches en chloroplastes (Bousquet 2007).

## <sup>4</sup>Chloroplaste

Organite spécifique des cellules végétales sensible aux expositions des différentes ondes du spectre lumineux, et qui permet de capter la lumière à l'origine de la photosynthèse. La taille des chloroplastes est de l'ordre du micromètre, ils prennent souvent la forme de disques aplatis de 2 à 10  $\mu\text{m}$  de diamètre pour une épaisseur d'environ 1  $\mu\text{m}$  (Berny 2000).

## <sup>5</sup>Parenchyme lacuneux

Cellules plus ou moins arrondies ou étoilées, situées dans les faces inférieures des feuilles, entre lesquelles se trouve de grandes lacunes où circulent les gaz. Ces cellules sont en contact avec l'air ambiant par l'intermédiaire des stomates, et sont moins riches en chloroplastes par rapport aux cellules palissadiques (Piel 2002).

## <sup>6</sup>Biomasse

Ensemble des matières organiques d'origine végétale pouvant se transformer en énergie. La biomasse est composée de la lignine et de la cellulose obtenues à partir de la photosynthèse (Missaoui 2018).

## <sup>7</sup>Activité photosynthétique

Proportion d'oxygène émis ou de dioxyde de carbone absorbé par une plante pendant la photosynthèse (Yamori et al. 2013).

## <sup>8</sup>Teneur en chlorophylle

Proportion de chlorophylle qui se trouve dans les cellules végétales permettant aux plantes de capter l'énergie lumineuse nécessaire pour la photosynthèse (Féret 2009).

### **<sup>9</sup>Conductance stomatique**

Caractérise la mesure de la vitesse de passage de dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) entrant ou sortant de la vapeur d'eau à travers les stomates des feuilles (Damour 2008).

### **<sup>10</sup>Evapotranspiration**

Combinaison de l'évaporation et de la transpiration. C'est la quantité d'eau transférée vers l'atmosphère, par l'évaporation au niveau du sol et par la transpiration des plantes. Cette transpiration permet de déplacer les éléments nutritifs essentiels à travers la plante (Bigéard 2014).

### **<sup>11</sup>Turgescence**

C'est l'état d'une cellule végétale sous pression en raison de son contenu en eau. Lorsque l'eau entre dans la cellule, celle-ci gonfle et applique une pression sur la paroi cellulaire (Renaud 2015).

### **<sup>12</sup>Emissivité**

Coefficient compris entre 0 et 1 caractérisant la capacité d'un corps à émettre un rayonnement électromagnétique à une température donnée (Monchau 2013).

### **<sup>13</sup>Réseau de réflexion**

C'est un dispositif optique réfléchissant composé d'une série des rayures. Ces traits sont espacés de manière régulière, l'espacement est appelé le pas du réseau. Il permet de réfléchir la lumière en fonction de la longueur d'onde (Laaroussi 2012).

### **<sup>14</sup>Interféromètre**

C'est un instrument dans lequel la lumière est divisée en deux ou plusieurs faisceaux suivant des trajets de longueur différente avant d'être recombinaison pour former des franges (Ferrec 2010).

### **<sup>15</sup>Balayage spatial**

C'est une technique qui conjugue le détecteur avec une surface en déplacement continu en deux dimensions (x,y) (Demattei 2006).

### **<sup>16</sup>Balayage spectral**

C'est une technique permettant de scanner un milieu dans un plan perpendiculaire au faisceau incident en fonction des longueurs d'onde ( $\lambda$ ) (Le Gratiet 2016).

### **<sup>17</sup>Milieux isotropes**

C'est un milieu dans lequel les propriétés sont les mêmes dans toutes les directions (Guy 1998).

### **<sup>18</sup>Milieux anisotropes**

Appelé aussi milieu biréfringent, est un milieu dans lequel la polarisation induite dépend de la direction du champ électrique appliqué (Tonnoir 2015).

### **<sup>19</sup>Temps d'intégration**

C'est le temps pendant lequel la surface sensible est exposée à la lumière avant transfert. Il correspond à la durée de polarisation d'un pixel (Escriba 2005).

## Introduction générale

L'évolution du marché mondial de l'agriculture, les prédictions alarmistes du changement climatique poussent à faire évoluer les techniques agricoles et à introduire des outils de surveillance.

L'Institut Foton et le Centre Mondial de l'Innovation Roulier (CMI) collaborent pour concevoir un système d'acquisition permettant la caractérisation des plantes dans différentes conditions climatiques afin de détecter leur besoin en eau, ce que nous appelons stress hydrique.

L'Institut Foton est une unité mixte de recherche (UMR6082), qui rassemble 3 équipes et trois plates-formes sur deux sites (Lannion et Rennes). 130 personnes se consacrent à la recherche en photonique autour de six thématiques. J'ai effectué ma thèse sur le site de Lannion, qui comprend l'équipe Systèmes Photoniques et deux plates-formes (PERSYST et CCLLO).

Le CMI rassemble les équipes recherche, développement et affaires réglementaires. Elles se concentrent sur deux domaines principaux : la nutrition végétale et la nutrition animale. Pour ce qui est de la nutrition végétale, l'idée principale de ce domaine d'expertise est de répondre le plus efficacement possible aux besoins des végétaux, quel que soit le contexte environnemental, en proposant différents produits : les amendements destinés à améliorer la fertilité naturelle du sol, les biostimulants racinaires et foliaires qui agissent au niveau physiologique de la plante pour améliorer son fonctionnement, et les fertilisants qui contiennent tous les éléments nutritifs nécessaires à la croissance des végétaux.

Ces besoins nutritifs sont détectés par la technique de phénotypage des plantes qui consiste à déterminer, par différents moyens, les caractéristiques morphologiques, colorimétriques et texturales des plantes aux niveaux aérien (nombre de plantes, évaluation de biomasse, présence de maladies, stress, carences ...) et racinaire (nombre de racines, longueurs ...) afin d'assurer leur développement selon deux objectifs : la préservation des milieux et le respect des cycles naturels.

Jusqu'à présent, le suivi de l'état hydrique des plantes s'est basé sur des mesures à des longueurs d'onde dans le visible et le proche infrarouge. Cette limitation à des domaines spectraux est principalement liée à la disponibilité des équipements et à la simplicité des mesures. Dans une moindre proportion, l'infrarouge moyen est utilisé. Dans ce domaine spectral, depuis quelques années, de nouveaux équipements (détecteurs, sources d'éclairage, ...) sont développés et deviennent disponibles. Cela laisse envisager la possibilité de concevoir des systèmes optiques permettant de caractériser les propriétés optiques de la végétation (réflectance, émissivité, fluorescence, ...).

Une étude préliminaire a été réalisée en laboratoire par les chercheurs de l'Institut Foton pour analyser le comportement de la plante soumise au stress hydrique dans le domaine spectral entre 7  $\mu\text{m}$  et 12  $\mu\text{m}$ . Cette technique a démontré une différenciation remarquable entre les plantes saines et stressées selon leur évolution thermique, ce qui a encouragé les deux équipes (Institut Foton et CMI) à élargir ce travail en proposant un système en imagerie hyperspectrale dans la gamme spectrale comprenant 3-5  $\mu\text{m}$  et 7,5-11  $\mu\text{m}$ . En effet, les images hyperspectrales fournissent une information détaillée des propriétés spectrales d'une scène. Elles permettent,

grâce aux informations spatiales et spéculaires, une discrimination des échantillons que ne fournissent pas les images couleur (RGB).

Ce projet vise donc à développer un outil de diagnostic pour la détection précoce et la prévention du stress hydrique chez les plantes, en proposant une architecture en imagerie hyperspectrale active associant au système d'observation une source d'éclairage largement accordable dans l'infrarouge moyen. Bien que les potentialités de cette technologie apparaissent relativement grandes, l'analyse et le traitement du volume énorme des données restent complexes et difficiles. Il est alors nécessaire d'utiliser des méthodes de classification permettant la séparation des plantes témoins et stressées.

Les travaux menés dans cette thèse portent sur les aspects suivants :

- La mise en œuvre d'un banc de mesure basé sur un système actif d'imagerie hyperspectrale.
- La mise en place d'un protocole d'acquisition des mesures.
- L'élaboration des solutions pour pouvoir résoudre les artefacts rencontrés lors du test de fonctionnement du système.
- La mise en place d'un protocole d'application du stress hydrique sur les plantes en cours de croissance dans une chambre de culture.
- L'analyse et traitement des hypercubes d'images par classification pour séparer les plantes bien arrosées et les plantes en stress hydrique.
- La détermination des plages spectrales sensibles au stress hydrique.

Le présent manuscrit va exposer de façon exhaustive la démarche scientifique, théorique et méthodologique, sur laquelle ce travail est basé. Il est divisé en quatre chapitres :

- Dans le **chapitre 1**, nous présentons une étude bibliographique relative à la physiologie des plantes. Un aperçu sur les moyens actuels de détection du stress hydrique affectant la plante et influençant sur sa physiologie est présenté. La suite du chapitre est dédiée à la synthèse et l'expression de notre besoin.
- Dans le **chapitre 2**, nous introduisons toutes les notions nécessaires à la compréhension du principe de fonctionnement de l'imagerie hyperspectrale, et les différentes architectures existantes. La suite du chapitre est consacrée à une synthèse et proposition d'une architecture de système de mesure.
- Dans le **chapitre 3**, nous présentons la partie théorique des travaux pour justifier le choix de différents constituants du système de mesure proposé. La caractérisation des équipements optiques du système est présentée, ainsi que les différents artefacts détectés lors du test de fonctionnement et qui peuvent influencer sur la qualité et la précision des mesures.
- Dans le **chapitre 4**, la mise en œuvre du banc de mesure proposé en imagerie hyperspectrale active est présenté. Dans un premier temps, nous décrivons les différents composants de ce banc et son application au stress hydrique. Dans un deuxième temps, nous présentons les conditions expérimentales et le protocole de mesure. Finalement, nous montrons les résultats

obtenus en appliquant un algorithme d'apprentissage permettant de séparer les plantes saines des plantes stressées.

Ce manuscrit se termine par une conclusion et des perspectives aux travaux effectués.

## Chapitre 1 : Caractérisation du contenu en eau de la végétation

Les plantes sont exposées constamment aux fluctuations de l'environnement. Dès que les conditions optimales de croissance sont changées, elles provoquent un stress qui a des effets sur le développement et le rendement. Deux types de stress peuvent affecter les plantes :

- Les stress biotiques, dus à l'attaque par des organismes vivants tels que les champignons, bactéries, virus et insectes (Chaerle et al. 2002 ; Mishra et al. 2017).
- Les stress abiotiques, dus à des facteurs environnementaux (Mantri et al. 2012 ; Mishra et al. 2017) tels que le manque d'eau, une température excessive, une baisse de l'absorption par l'effet du froid, etc. Le changement des conditions météorologiques provoque chez les plantes des modifications physiologiques et biochimiques (Zhang et al. 2003 ; Smith et al. 2004 ; Gorsuch et al. 2010), affectant l'échange gazeux avec l'atmosphère et le changement de la forme de ses cellules (Lichtenthaler 1996; Mantri et al. 2012 ; Klueva et al. 2001).

Parmi les stress des plantes, nous nous intéressons au stress abiotique qui concerne le manque d'eau appelé « stress hydrique », se définissant comme un manque de disponibilité de l'eau chez la plante.

Ce chapitre commence avec une description succincte de la structure d'une feuille et sa constitution biochimique. Ensuite, l'importance de l'eau pour la plante et les conséquences du stress hydriques sont discutées. Finalement les techniques d'observation permettant le contrôle de l'état hydrique des plantes sont détaillées.

### 1. Structuration et constitution biochimique des feuilles

**Structure de la feuille** : une feuille est constituée de plusieurs couches successives entre les épidermes supérieur et inférieur, permettant de protéger les cellules à l'intérieur contre les bactéries. Ceux-ci sont recouverts d'une mince couche transparente de cuticule<sup>1</sup> pour éviter la surcharge ou la perte d'eau (Bousquet 2007). La Figure 1 présente cette structure ainsi que le « parenchyme palissadique<sup>3</sup> » composé de plusieurs couches de cellules allongées verticalement et serrées. C'est dans ces cellules que se situent la majorité des chloroplastes<sup>4</sup> permettant de capter la lumière. Alors que les cellules du « parenchyme lacuneux<sup>5</sup> » ont des formes plus variées avec un arrangement spatial désordonné. Les espaces entre les cellules servent à la circulation du dioxygène (O<sub>2</sub>), du dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) et de l'eau (H<sub>2</sub>O) à travers toute la plante (Guillouet et al. 2010; Bousquet 2007).

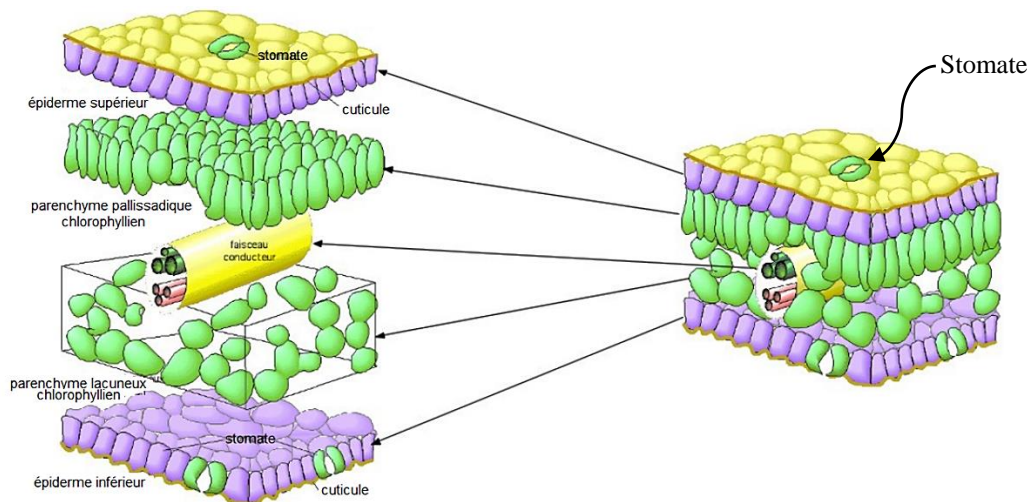


Figure 1 : Structure tridimensionnelle d'une feuille (Moreau et Prat 2016).

Nous trouvons aussi les stomates<sup>2</sup>, un ensemble de deux cellules de quelques dizaines de micromètres insérées dans l'épiderme des feuilles. Les stomates connus aussi comme « cellules de garde » peuvent s'ouvrir et se fermer et assurent deux rôles principaux : la transpiration et l'échange de gaz avec l'atmosphère (Damour 2008; Kotchi 2004; Gerber 2011). L'activité d'échange des gaz à travers les stomates est appelée la photosynthèse, elle consiste à transformer l'énergie solaire en substance nutritives (Bartholomé 1989; Damour 2008; Daumard 2014). Elle permet une consommation de dioxyde de carbone et d'eau afin de produire du dioxygène et des molécules organiques tel que le sucre. La photosynthèse se réalise en deux grandes phases (Abadie 2012; Guillouet et al. 2010; Jones 2013) :

- **La phase claire** est un ensemble de réactions photochimiques, qui dépendent de la lumière, et au cours desquels les chloroplastes absorbent la lumière et produisent des composés chimiques hautement énergétiques participant à la croissance des plantes.
- **La phase sombre** ne nécessite pas l'obscurité, le terme de phase sombre indique qu'elle n'est pas directement conditionnée par la lumière, correspond à la phase de fixation du CO<sub>2</sub> utilisant les molécules énergétiques produites durant la phase claire.

La Figure 2 montre une photo des stomates ouverts et fermés d'une feuille de Bégonia regroupés en paquets. Un stomate ouvert est d'une longueur typique de 20 µm et d'une largeur de 5 à 15 µm (Piel 2002). L'ouverture et la fermeture de ces cellules dépendent de facteurs environnementaux tels que :

- L'ouverture stomatique est stimulée par l'éclairement et se ferme à l'obscurité.
- Les stomates se ferment en réponse à une augmentation de la concentration en CO<sub>2</sub>, dans ce cas la plante n'a pas besoin de CO<sub>2</sub> pour réaliser la photosynthèse.
- Lorsque le sol s'assèche, les stomates se ferment en diminuant la transpiration afin de préserver l'eau dans la plante.



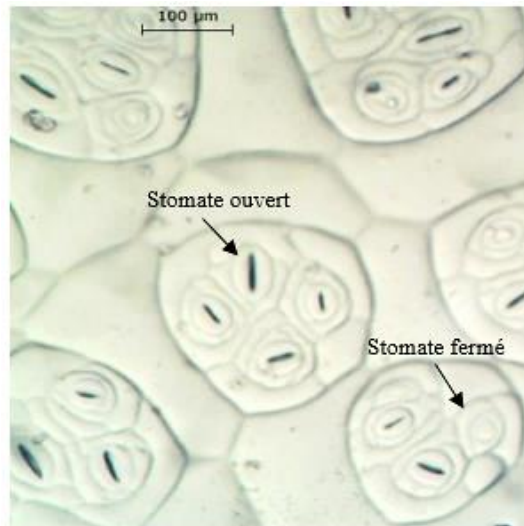


Figure 2 : Etat des stomates de la surface de feuille du *Bégonia* regroupés en paquet (Groupe Roulier).

**Composition biochimique de la feuille :** l'eau représente entre 50 à 90 % de la masse totale d'une feuille fraîche (Hobilalaina et al. 2009). C'est pourquoi la mesure du contenu en eau est un bon indicateur de l'état physiologique de la feuille (Buitrago et al. 2016 ; Ullah et al. 2012; Gerber 2011). Les autres constituants foliaires sont la lignine, la cellulose et les pigments chlorophylliens (Buitrago et al. 2017 ; Damour 2008 ; Soukupova et al. 2002) qui absorbent la lumière pour l'activité photosynthétique.

## 2. Importance de l'eau pour la végétation

L'eau assure trois fonctions principales :

- L'eau permet de transporter les nutriments dissous du sol jusqu'aux organes aériens des plantes.
- L'eau participe aux échanges gazeux entre la plante et l'atmosphère. L'eau contenue dans la plante s'évapore à la surface de la feuille (Mokrani 2016; Kotchi 2004), en passant de l'état liquide à l'état gazeux par les stomates. Elle contribue aussi à la régularisation de la température de la plante en provoquant un refroidissement des tissus (Kotchi 2004; Tousignant et Delorme 2006).
- L'eau assure la turgescence<sup>11</sup>, lorsque les racines absorbent l'eau, elle pénètre dans les cellules et les fait gonfler ce qui permet de prendre le bon angle pour capter la lumière donnant la forme de la plante (Damour 2008).

La quantité d'eau nécessaire pour la croissance et le développement de la plante varie en fonction de type de cultures à irriguer et des conditions météorologiques. À titre indicatif, la production d'un kilogramme de salades nécessite un arrosage avec 25 litres d'eau, alors que les pommes de terre peuvent en exiger 24 fois plus (Mokrani 2016).

### 3. Stress hydrique et conséquences

Face au stress hydrique les plantes subissent des modifications physiologiques, morphologiques et phénologiques comme l'organigramme de la Figure 3 le schématise. La plante se défend elle-même en fermant ses stomates limitant les pertes en eau (Grant et al. 2007 ; Kotak et al. 2007; Huner et Hopkins 2009). L'entrée du CO<sub>2</sub> est également limitée lors de cette fermeture, entraînant une perturbation de l'activité photosynthétique et donc une baisse de rendement. La fermeture emprisonne une bonne part de l'énergie destinée à être dissipée par transpiration, ce qui a pour conséquence l'augmentation de la température foliaire (Bertrand 2009; Kotchi 2004).

Le stress hydrique a ainsi un effet direct sur la croissance racinaire et la réduction de la surface foliaire des plantes entraînant une baisse de leur contenu en chlorophylle, de taux de couverture du sol qui désigne la portion de la surface de sol masquée par les feuilles, et une réduction de biomasse<sup>6</sup>. Ce stress ralentit également la croissance des plantes jusqu'à l'arrêt complet.

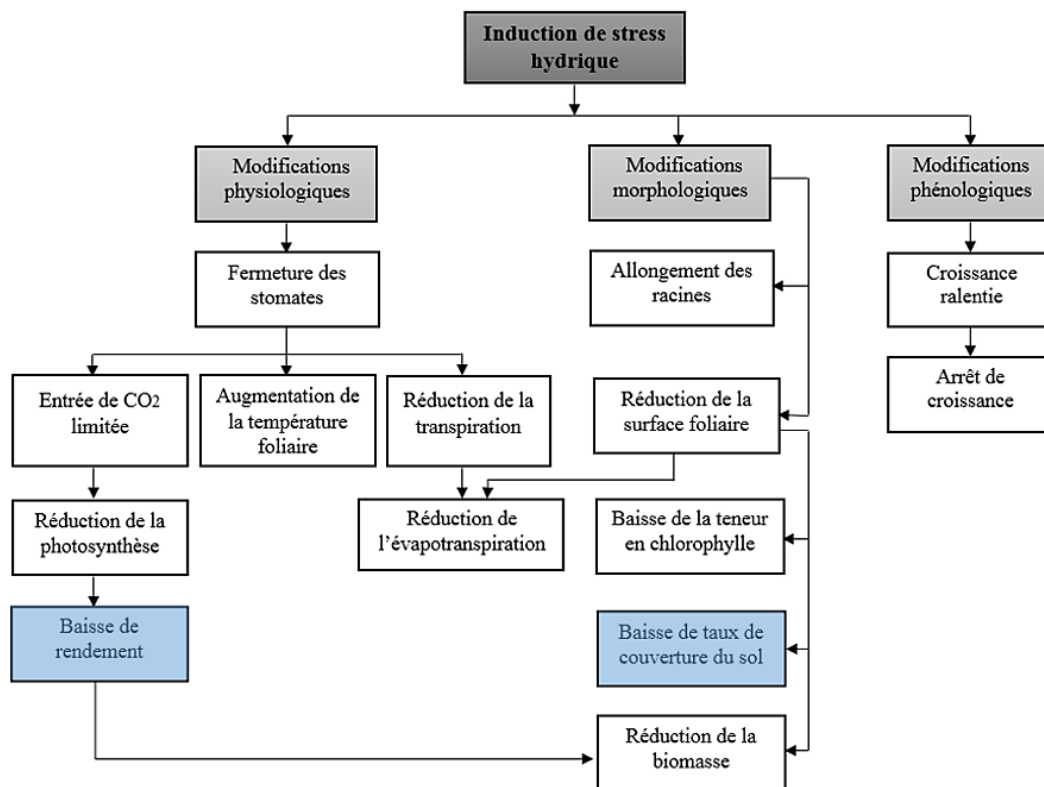


Figure 3 : Influence du stress hydrique sur l'état de la plante.

La Figure 4 montre une comparaison de photosynthèse entre des plantes stressées et témoins au stade de développement. Cinq jours après le début des mesures, l'activité photosynthétique<sup>7</sup> des plantes sous stress diminue, tandis que celui des plantes saines varie avec l'irrigation (Kotchi 2004).

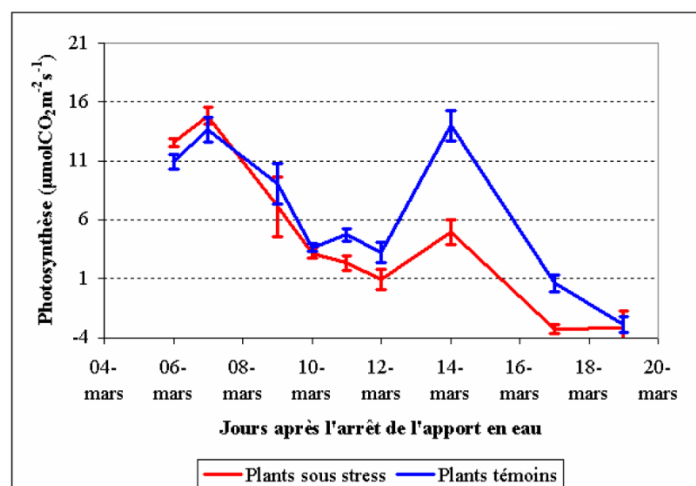


Figure 4 : Évolution de la photosynthèse des plantes témoins et des plantes stressées au développement des feuilles (Kotchi 2004). Les plantes témoins sont irriguées le 06, 10 et 13 mars.

#### 4. Moyens de détection du stress hydrique

Les techniques de détection du stress hydrique peuvent être divisées en deux types : techniques usuelles par contact et d'autres à distance par des spectromètres ou des imageurs. Plusieurs études ont été effectuées dans des laboratoires de recherche avec serres, afin de placer les plantes dans des conditions climatiques extrêmes afin de collecter la réponse de chaque plante face au stress appliqué (Kotchi 2004; Bourgeon 2015; Bernard 2015; Guénette 2003; Buitrago et al. 2016 ; Acevedo et al. 2017).

##### 4.1. Techniques usuelles de caractérisation de la végétation par contact

La caractérisation de la végétation utilise différentes propriétés de la plante, telles que : la conductance stomatique<sup>9</sup>, le contenu en chlorophylle et la surface foliaire, ainsi que la bonne connaissance du milieu de croissance, en particulier l'humidité du sol.

##### 4.1.1. Humidité du sol

La surveillance de l'humidité du sol préside aux décisions d'irrigation. Elle permet d'apporter la bonne quantité d'eau nécessaire à la croissance de la plante au bon moment. Plus le sol est sec, plus la croissance de la plante est ralentie. La mesure de l'humidité du sol se fait à l'aide d'un tensiomètre implanté dans le sol comme le présente la Figure 5.

Le tensiomètre agit comme une racine artificielle en échangeant de l'eau avec le sol. Il est constitué d'un cylindre de plastique creux muni à la base d'une bougie poreuse. Près de la partie supérieure, se trouve un manomètre. Le tensiomètre rempli d'eau est enfoui dans le sol à la profondeur voulue. Lorsque le sol s'assèche, l'eau diffuse à travers la bougie poreuse vers le sol. Comme le tube est étanche, il se crée alors une pression qui est mesurée par le manomètre en centibars (cbar). Cette mesure représente la force avec laquelle l'eau est maintenue dans le sol, ce qui permet d'estimer l'humidité du sol. Plus la tension est élevée, plus le sol est sec (Shortt et al. 2015).

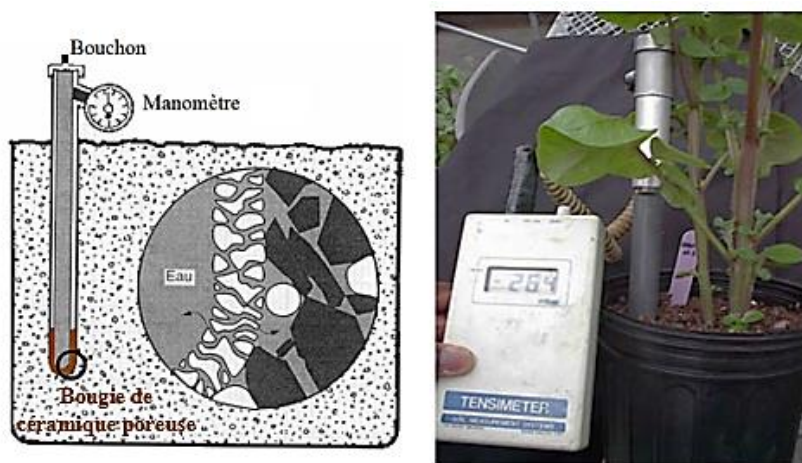


Figure 5 : Mesure de l'humidité du sol par tensiomètre.

Le tableau 1 résume les interprétations des seuils mesurés par le tensiomètre (IRROMETER) :

Tableau 1 : Interprétation des lectures du tensiomètre.

Lecture du tensiomètre (cbars)	Interprétation
0 - 10	Le sol est saturé
10 - 30	Le sol est mouillé- humide
30 - 60	Le sol se dessèche (irrigation)
100 - 200	Le sol est sec

Une mesure de l'humidité du sol pour déterminer la quantité d'eau adéquate du pommier a été réalisée à l'aide de deux tensiomètres : un situé dans la zone racinaire, d'une taille de 12 pouces, pour indiquer le moment optimal du déclenchement de l'irrigation, et un autre au bas de la zone racinaire, d'une taille de 24 pouces, pour préciser la durée maximale de l'irrigation (Tétreault et al. 2018). La Figure 6 montre le suivi de l'évolution de tension, précisant les jours où le pommier a besoin d'irrigation.

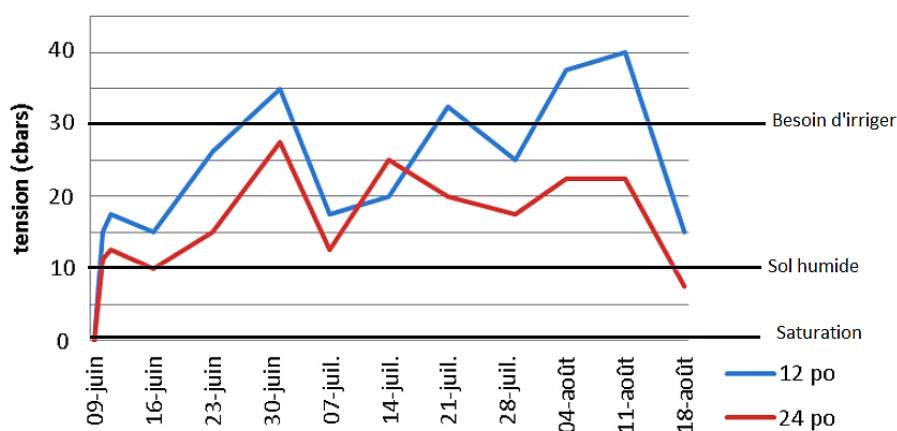


Figure 6 : Évolution des variations de tension mesurées par deux tensiomètres en haut des racines (12 pouces) et en bas de la zone racinaires (24 pouces) dans le but de préciser le besoin en eau pour un pommier. La tension > 30 cbars nécessite un déclenchement d'irrigation (Tétreault et al. 2018).

#### 4.1.2. Conductance stomatique

Cette variation de la quantité d'eau du sol influence sur la conductance stomatique permettant de mesurer le flux de vapeur d'eau sortant (ou de CO<sub>2</sub> entrant) d'une feuille à travers ses stomates, généralement exprimé en  $mmol.m^{-2}.s^{-1}$ . Ce flux varie avec l'ouverture et la fermeture des stomates (Luquet et al. 2003). La Figure 7 montre un poromètre permettant la mesure de la conductance d'une feuille fixée par une pince contenant une petite cavité jouant le rôle d'une chambre de transpiration. Lors de la transpiration de la feuille, la vapeur d'eau diffuse dans cette chambre constituée d'un capteur d'humidité dont la capacité électrique varie linéairement avec l'humidité de l'air de la chambre.



Figure 7 : Mesure de la conductance stomatique des feuilles par un poromètre.

L'évolution de la conductance stomatique au stade de développement des feuilles est montré sur la Figure 8. Les plantes stressées ont une conductance stomatique inférieure à celle des plantes témoins, montrant ainsi une réduction de la transpiration due au manque d'eau (Luquet et al. 2003; Marguerit 2010).

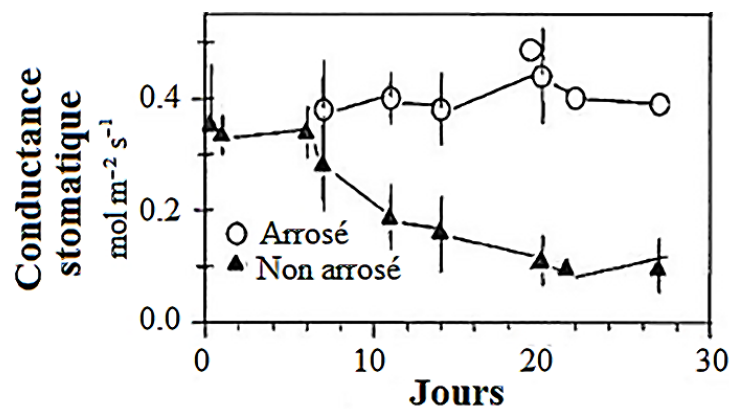


Figure 8 : Évolution de la conductance stomatique des plantes témoins et des plantes stressées au stade de développement (Marguerit 2010).

#### 4.1.3. Teneur en chlorophylle

La Figure 9 montre un radiomètre manuel en contact avec la feuille pour mesurer le contenu en chlorophylle par transmission. La feuille à caractériser doit être placée entre les deux têtes de la pince. Cet outil utilise deux diodes comme source lumineuse, émettant dans le rouge et le proche infrarouge (Bourgeon 2015). Le ratio de lumière transmise pour les deux régions spectrales va déterminer la valeur de la chlorophylle fournie par le capteur (Swiader et Moore 2002).

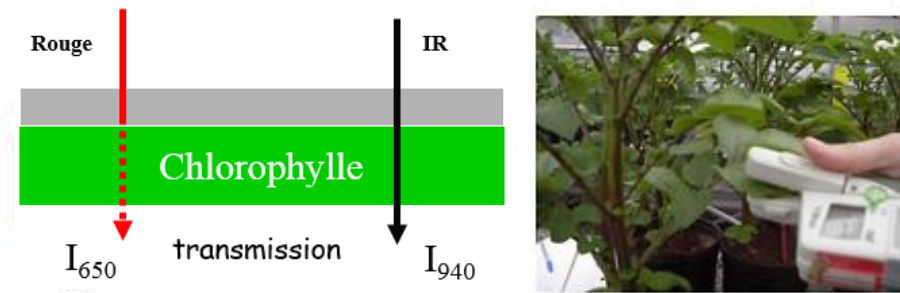


Figure 9 : Mesure de la teneur en chlorophylle par radiomètre.

Des mesures effectuées sur des plantes témoins et d'autres en stress durant le stade de croissance sont montrées dans la Figure 10. Une variation de la teneur en chlorophylle<sup>8</sup> a été remarquée entre les deux plantes. Cependant, Kotchi (2004) a montré que l'écart constaté entre les deux traitements n'est pas significatif vu l'entrelacement des barres d'erreur.

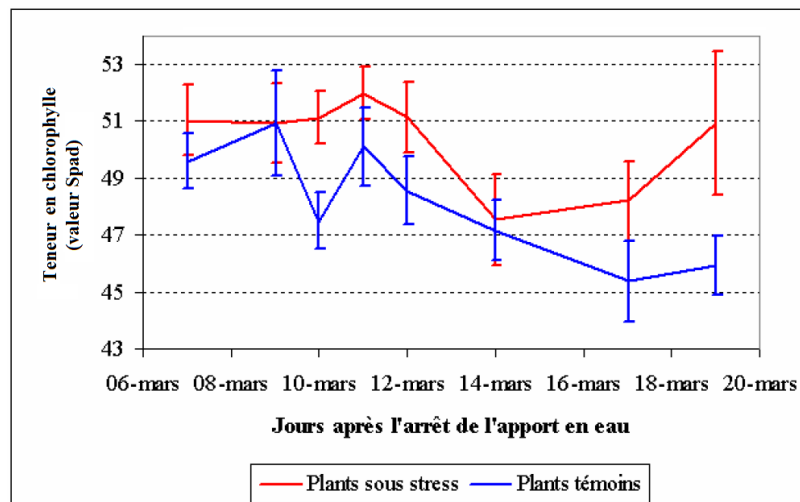


Figure 10 : Évolution de la teneur en chlorophylle des plantes témoins et stressées (Kotchi 2004).

#### 4.1.4. Surface foliaire

La surface foliaire est mesurée par un planimètre représenté sur la Figure 11 permettant de déterminer la géométrie des feuilles : la surface, la longueur, la largeur moyenne et la largeur maximale de chaque feuille de la plante avec une résolution de 1 mm<sup>2</sup> (Bourgeon 2015; Ruget et al. 1996). Ce planimètre est constitué de deux barrettes (photoémetteur et photorécepteur) pour mesurer le rayonnement arrêté par la feuille placée entre ces deux photodétecteurs. La précision des mesures dépend de la régularité de la croissance et la planéité des feuilles.



Figure 11 : Mesure de la surface foliaire par planimètre.

La surface foliaire est sensible à l'arrêt de l'irrigation qui entraîne un retard de croissance des plantes. Une étude réalisée par Ben Noura (2014) sur les pommes de terre a montré une réduction de la surface foliaire des plantes sous quatre traitements hydriques : témoin, PRD1, PRD2 et PRD3 (PRD : Partial Rootzone Drying). Le témoin représente 100% de l'évapotranspiration<sup>10</sup> maximale (ETM) durant le cycle entier de développement de la pomme de terre. Les traitements PRD1, PRD2, et PRD3 représentent respectivement à 70, 50, et 30 % de l'ETM.

La courbe de la Figure 12 présente l'évolution de la surface foliaire pour les quatre traitements. Depuis le début des traitements, une croissance foliaire linéaire a été remarquée jusqu'à atteindre le pic de maximum de couverture végétale (27/04/2011) à partir de lequel il y aura une décroissance de la surface pour tous les traitements. La différence de la surface foliaire entre les traitements n'est marquée qu'à partir du jour (19/04/2011). Les traitements PRD1 et PRD2 suivent la même évolution que le traitement témoin et présentent le maximum de surface foliaire, alors que le traitement PRD3 présente le minimum de surface foliaire durant tout le cycle de croissance. La différence entre l'indice foliaire du témoin et ceux des traitements PRD, est de 5 % dans le cas du traitement PRD3 (Ben Noura et al. 2014).

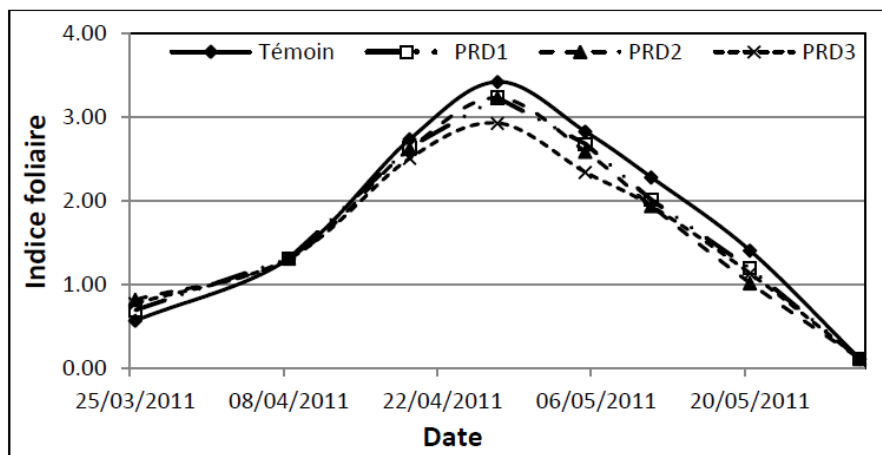


Figure 12 : Évolution de la surface foliaire des plantes témoins et stressées sous traitements PRD (Ben Noura et al. 2014).

Ces méthodes de mesure directes sont longues et fastidieuses à mettre en œuvre (Tregoat et al. 2001; Aitouda 2012), c'est la raison pour laquelle des méthodes optiques indirectes et rapides

ont été développées pour caractériser les paramètres de croissance des plantes (Bourgeon 2015; Bartholomé 1989).

## 4.2. Techniques de caractérisation de la végétation sans contact

La mesure des propriétés réfléchives des feuilles est réalisée par différentes techniques, nous nous limiterons ici aux techniques optiques majoritairement employées : fluorescence, spectroscopie et imagerie. Ces techniques pourraient être embarquées dans des satellites ou des avions (M. Zhang et al. 2003; Girard et Girard 2010; Bourgeon 2015) pour des mesures en plein champ (Chaffar 2012), ou dans les laboratoires sur des bancs de mesure (Kotchi 2004; Gerber 2011; Acevedo 2018).

### 4.2.1. Fluorescence

La fluorescence d'une feuille est mesurée après une excitation dans différentes longueurs d'onde (Chaerle et al. 2001), qui est absorbée par une molécule appelée fluorophore. Cette molécule absorbe cette lumière et libère de l'énergie sous forme d'une émission de lumière à une longueur d'onde plus élevée.

Cette technique a été utilisée pour des études végétales, telles que la surveillance des niveaux de stress et l'état physiologique des plantes (Lins et al. 2009). Il existe plusieurs types de fluorescence chez les plantes, nous citons par exemple (Cerovic et al. 1999 ; Chaerle et al. 2001 ; Pfündel et al. 2008) :

- La fluorescence bleu-vert dans la gamme 400 - 630 nm.
- La fluorescence de la chlorophylle dans la gamme 630 - 800 nm.

Une étude a été réalisée par Marcassa et al. (2006) pour la détection de stress hydrique chez les orangers utilisant de la spectroscopie de fluorescence, a montré que le rapport entre l'intensité de la fluorescence à 685 nm et à 735 nm peut être utilisé avec succès comme paramètre de détection du stress hydrique. La Figure 13 présente le rapport entre les intensités de fluorescence, obtenues après excitation par une source laser à 442 nm, des orangers témoins et stressés. Une différence significative a été remarquée à partir du 11<sup>ème</sup> jour d'application de stress hydrique. Cette variation est due à la diminution du contenu en eau qui a pour conséquence une baisse de l'intensité de la fluorescence (Oukarroum 2007; Kalaji et al. 2016).

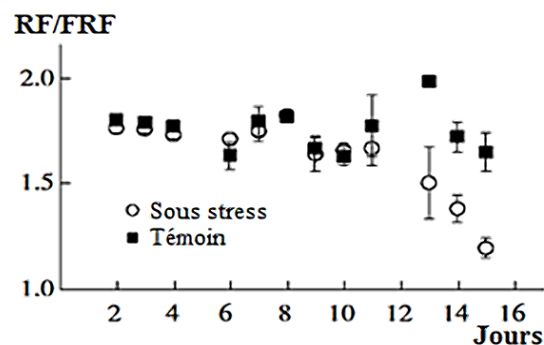


Figure 13 : Évolution de rapport d'intensité de fluorescence entre les orangers témoins et stressés utilisant une excitation à 442 nm. RF : Red Fluorescence, FRF : Far Red Fluorescence (Marcassa et al. 2006).



#### 4.2.2. Spectroscopie

La spectroscopie a été également appliquée avec succès dans de nombreuses études (Gerber 2011; Dauriac 2004; Buitrago et al. 2016). Certaines méthodes de spectroscopie sont : la spectroscopie visible (Zygielbaum 2009; Jacquemoud 2002), et la spectroscopie infrarouge (Delalieux et al. 2005).

##### 4.2.2.1. Spectroscopie visible et proche infrarouge

Les propriétés optiques des feuilles dans le visible sont liées à celles des pigments végétaux, en particulier à celles des chlorophylles qui sont responsables de la forte absorption du rayonnement visible dans deux bandes principales : une à 450 nm dans le bleu, et l'autre à 650 nm dans le rouge, avec un maximum de réflectance autour du vert (550 nm). Cette partie du spectre est utilisée pour étudier les changements dans les pigments foliaires (Lang 1996; Bourgeon 2015).

Une plante saine absorbe dans le rouge et réfléchit fortement dans le proche infrarouge, au-delà de la bande spectrale dite « montée chlorophyllienne » ou « Red Edge » comprise entre 680 nm et 800 nm et qui désigne la région de changement rapide de réflectance de la chlorophylle entre le rouge et le proche infrarouge.

Les spectres de réflexion d'une feuille saine et d'une feuille stressée sont illustrés dans la Figure 14, montrant que pour une plante stressée, la réflectance dans le rouge augmente alors qu'elle diminue dans le proche infrarouge, ce qui signifie une diminution de la concentration en chlorophylle due au manque d'eau (Shaw et al. 2012).

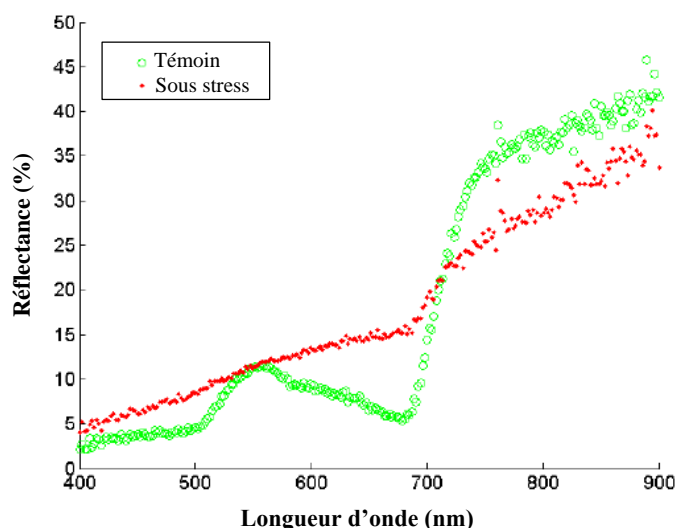


Figure 14 : Spectres de réflectance dans le visible et le proche infrarouge pour une plante saine (courbe verte) et une plante stressée (courbe rouge) (Shaw et al. 2012).

##### 4.2.2.2. Spectroscopie infrarouge

Au-delà du domaine du visible, la spectroscopie infrarouge met en évidence le mouvement vibrationnel des molécules interagissant avec le rayonnement infrarouge. Pour cette raison, de nombreuses études ont été réalisées dans cette région spectrale pour déterminer les traits

caractéristiques des plantes (Da Luz et Crowley 2007; Naidu et al. 2009 ; Comar 2013 ; Buitrago et al. 2016 ; Acevedo et al. 2017).

Une étude récente réalisée par Buitrago et al. 2017 a montré le potentiel des spectres infrarouges (entre 3 et 16  $\mu\text{m}$ ), dans l'identification des caractères foliaires telles que : les variables microstructures (l'épaisseur de la cuticule, la composition de la paroi cellulaire), le teneur en eau, et les molécules foliaires (lignine, cellulose), pour des plantes de rhododendron soumises à différents traitements (ambient, sec, humide, froid).

Nous nous intéressons à la variation spectrale due aux changements de teneur en eau, présenté sur la Figure 15. Sous un traitement à température ambiante et sec ( $19^\circ\text{C}$ ), une augmentation de l'émissivité<sup>12</sup> a été remarquée entre le spectre de référence (avant le traitement) et les spectres après le traitement de trois et six mois, plus précisément entre 7 et 14  $\mu\text{m}$ .

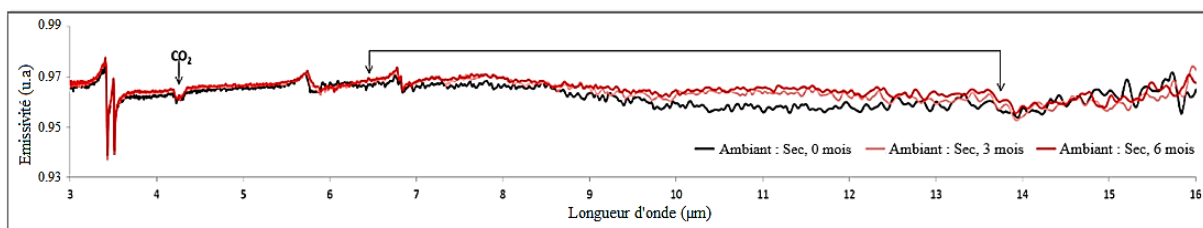


Figure 15 : Spectres d'émissivité des feuilles de rhododendron pour un traitement sec de 3 à 6 mois (Buitrago et al. 2016).

La spectroscopie infrarouge semble donc prometteuse pour la détection et la caractérisation du stress hydrique, pour ce qui est de la réflectivité spectrale des végétaux.

#### 4.2.3. Imagerie

L'imagerie permet des acquisitions sur une grande surface en laboratoire ou en plein champ, et fournit des informations spectrales sous forme d'image (Mishra et al. 2017 ; Hagen et al. 2013). L'analyse d'une image permet de localiser et de sélectionner les régions d'intérêt.

Plusieurs techniques d'imagerie ont été appliquées pour la caractérisation des végétaux et la détection de stress hydrique, telles que :

- Imagerie par fluorescence (Chaerle et al. 2007 ; Eyletters et al. 2010a ; Li et al. 2014).
- Imagerie visible (Li et al. 2014; Bourgeon 2015).
- Imagerie thermique (Grant et al. 2007; Comar 2013; Kotchi 2004).
- Imagerie multi ou hyperspectrale (Matsuda et al. 2012 ; Mishra et al. 2017).

##### 4.2.3.1. Imagerie par fluorescence

L'observation de la réponse en fluorescence, due à l'excitation artificielle de la surface de la plante peut être effectuée par un imageur. Les images de fluorescence sont généralement obtenues en utilisant des caméras à dispositif CCD (Charge Coupled Device) (Chaerle et al. 2002 ; C. Rousseau et al. 2013 ; Belin et al. 2013 ; Li et al. 2014). Sur la Figure 16, un champ de culture est visualisé par une caméra CCD sensible aux signaux de fluorescence qui se produisent en éclairant la scène avec la lumière visible ou ultraviolet (généralement des lampes xénon ou halogènes).

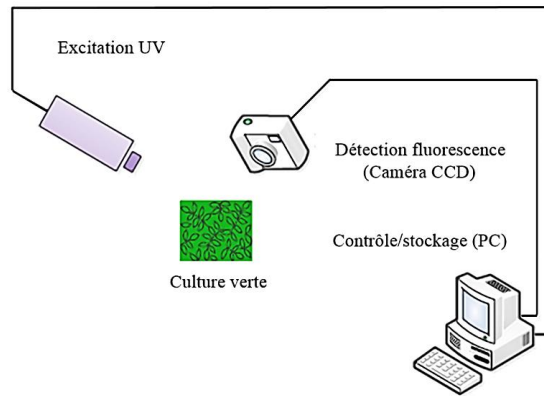


Figure 16 : Exemple d'un système d'imagerie par fluorescence.

Un exemple d'une étude de détection des changements spatio-temporels par l'imagerie de fluorescence a été réalisée par Calatayud (2006) sur des rosiers soumis à un stress hydrique progressif, induit par une irrigation différée pendant 9 jours. La Figure 17 présente l'évolution de l'intensité de la fluorescence des rosiers stressés, effectuant des mesures dans quatre zones foliaires, les petits cercles qui apparaissent dans chaque image représentent des zones d'intérêt.

Les intensités minimales de la fluorescence ( $F_0$ , fluorescence à l'état initial) sont restées similaires jusqu'à le 5<sup>ème</sup> jour, puis ont augmenté pendant le 8<sup>ème</sup> et le 9<sup>ème</sup> jour. Alors que les intensités maximales de la fluorescence ( $F_M$ , après excitation laser) sont restées constantes jusqu'à le 8<sup>ème</sup> jour, puis ont diminué jusqu'à la fin de l'expérience (la couleur bleu-vert a changé radicalement pour jaune dans les images). Cela a été associé à une diminution progressive de la photosynthèse suite au manque d'eau (Calatayud et al. 2006; Gorbe et Calatayud 2012).

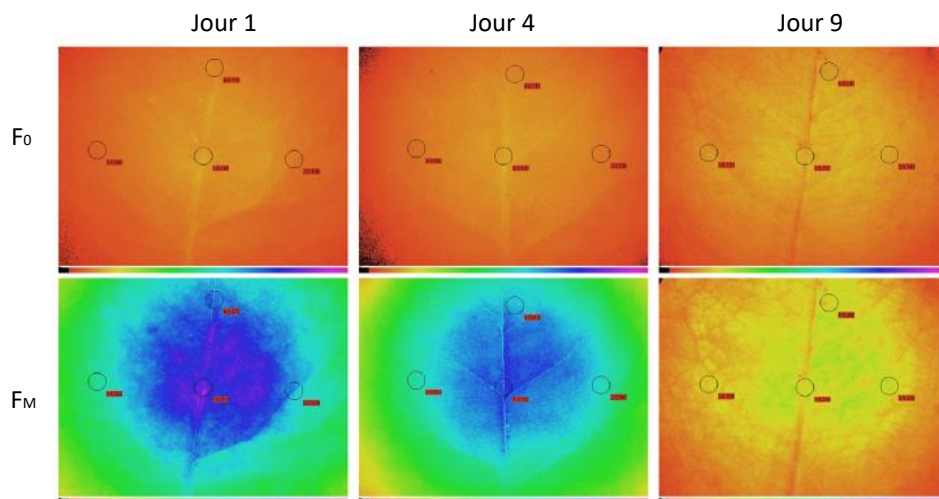


Figure 17 : Images de fluorescence de la chlorophylle des rosiers stressés pour la mesure de  $F_0$  et  $F_M$  jusqu'à la fin de la période de stress hydrique (9 jours). L'échelle de fausses couleurs indiquée au bas de la figure varie de 0 (noir) à 1 (rose) (Calatayud et al. 2006).

#### 4.2.3.2. Imagerie visible et proche infrarouge

Cette technique permet d'utiliser l'information couleur pour caractériser les niveaux de stress chez les plantes. Une étude réalisée par Zennouhi en 2013 consiste à détecter le stress hydrique

à travers des images couleur par classification des pixels en deux classes distinctes : végétation et sol.

La méthode comprend deux étapes principales. La première consiste à classer les pixels de l'image RGB en deux classes, qui sont des ensembles de pixels dont les couleurs sont homogènes. Cette étape a été réalisée à l'aide de l'algorithme de segmentation développé en utilisant l'espace couleur HSV (teinte, saturation et intensité), ces trois composantes correspondant à des attributs de couleur et sont étroitement associés à la façon dont l'œil humain perçoit les couleurs (Cheng et al. 2001 ; Zennouhi et al. 2009). La deuxième étape, consiste à utiliser un indicateur de stress hydrique basé sur le concept d'entropie. L'entropie désigne le degré de désordre des systèmes et son évolution (Zennouhi 2013).

La Figure 18 présente deux ensembles de plantes témoins (a, b) et stressées (c, d) prises par une caméra couleur CCD et éclairées par trois lampes de 250 W. Les résultats de classification sont illustrés sur les images (e, f, g, h) et montrent une différence remarquable entre les deux groupes de plantes au jour 8 des mesures. La croissance des plantes témoins est beaucoup plus élevée que celle des plantes stressées.

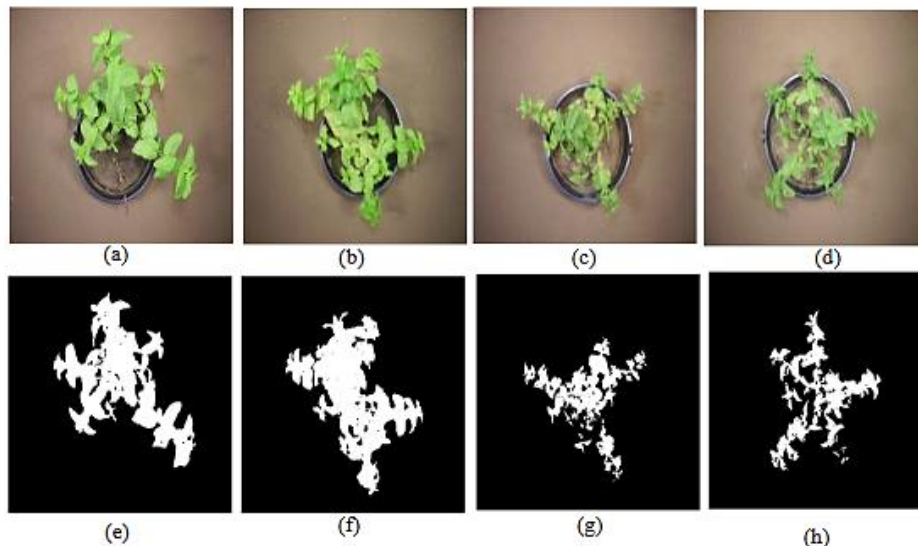


Figure 18 : (a), (b) Images témoins et (c), (d) Images stressées. Résultats de classification en deux classes : végétation et sol (e), (f) et (g), (h) (Zennouhi 2013).

L'imagerie visible apporte des informations physiologiques sur la plante telles que : l'identification de la végétation, le niveau de croissance, et le changement de la forme des cellules. L'application de cette technique est limitée par l'influence de la lumière sur le traitement automatique de l'image (Li et al. 2014).

L'imagerie visible et proche infrarouge permet également de déterminer l'indice de végétation normalisé NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) utilisant les radiations visibles du rouge entre 630 et 690 nm et les radiations du proche infrarouge entre 760 et 900 nm, suivant la formule suivante :

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Avec NIR : valeur du pixel dans le canal proche infrarouge et RED : valeur du pixel dans le canal rouge.

Les valeurs du NDVI sont comprises entre -1 et +1 :

- Les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, comme la neige, l'eau ou les nuages.
- Les valeurs proches de 0 correspondant au sol.
- Les valeurs positives généralement comprises entre 0,5 et 1 correspondant à la végétation.

La Figure 19 montre un exemple de distribution du NDVI d'une plante d'orge. Les pixels en couleur bleue représentent le sol, ainsi que les pixels verts, jaunes et oranges représentent la végétation. Cet indice est corrélé avec la densité des plantes vertes ou la teneur en chlorophylle et permet de déduire les changements dans la croissance de la végétation (De La Taule et al. 2012; Benmecheta 2016; De La Cruz 2018).

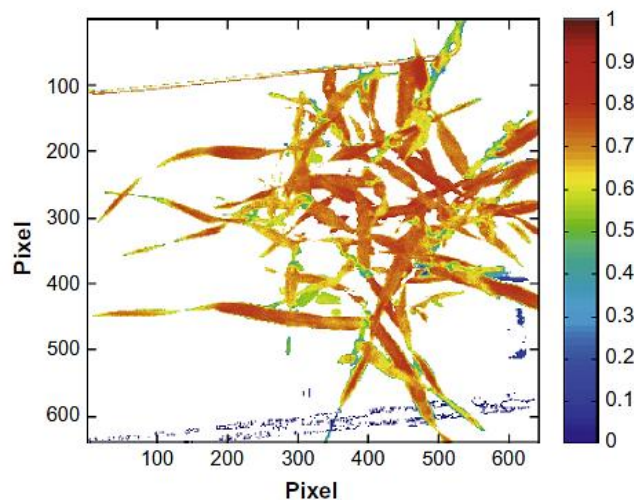


Figure 19 : Distribution du NDVI sur une image d'une plante d'orge (Behmann et al. 2014b).

#### 4.2.3.3. Imagerie thermique

La plage spectrale sensible des caméras thermiques est de 3 à 14  $\mu\text{m}$  et les longueurs d'onde les plus couramment utilisées pour l'imagerie thermique sont de 3 à 5  $\mu\text{m}$  ou de 7 à 14  $\mu\text{m}$  (Buitrago et al. 2016; Kotchi 2004; Li et al. 2014; Da Luz et Crowley 2007).

Par exemple, Kotchi en 2014, a utilisé l'imagerie thermique infrarouge pour mesurer la température des plantes de pomme de terre et détecter le changement dans leur comportement après chaque irrigation. La Figure 20 montre une différence de température dès les premiers jours suivant l'arrêt de l'irrigation, alors que sur l'image visible cette différence n'est pas encore observable. L'imagerie thermique a montré sa capacité à détecter le besoin en eau pour les plantes, mais elle est limitée par le changement des conditions climatiques, et par l'émission des rayonnements parasites venant des différents composants du système (lentilles,

diaphragmes, ...) et qui s'ajoutent aux images en limitant les performances des mesures (Brelaz 2011).

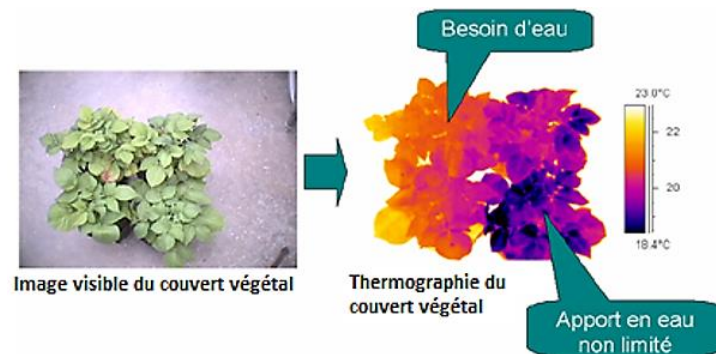


Figure 20 : Détection précoce de plante en besoin d'eau (Kotchi 2004).

La mesure de cette température dans différents stades de développement de la plante de pomme de terre est illustrée sur la Figure 21. Au stade de développement des feuilles, l'écart entre la courbe des plantes témoins et celle des plantes stressées est faible les premiers jours suivant l'arrêt de l'irrigation, alors que dans les autres stades de croissance, cet écart est significatif depuis la seconde date de mesure, ce qui pourrait être lié à la forte consommation de l'eau au cours de croissance.

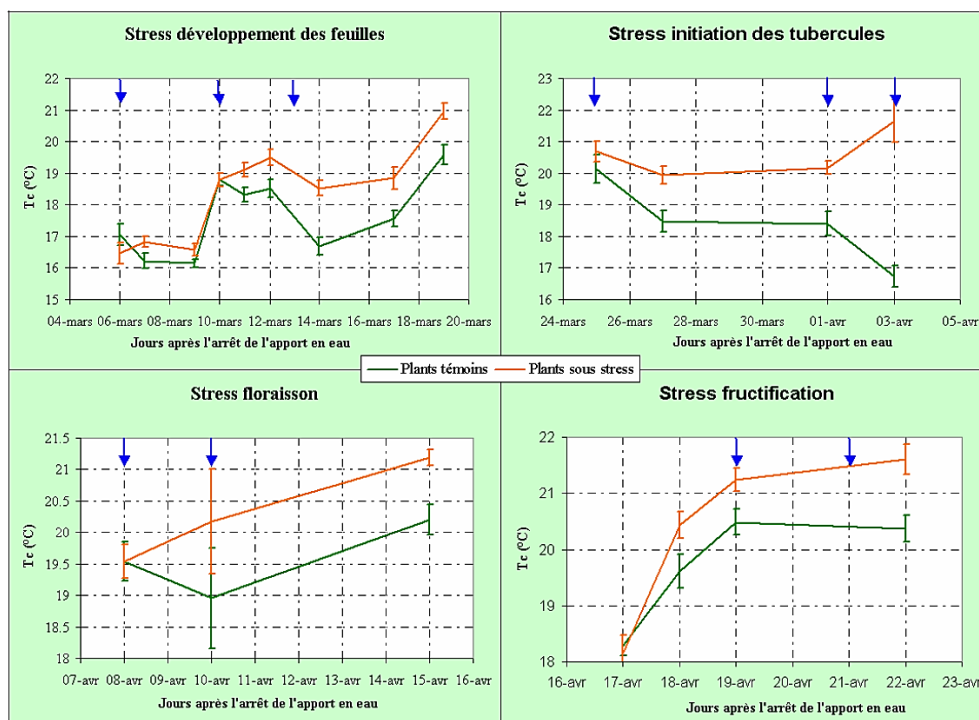


Figure 21 : Variation de la température des plantes témoins et des plants stressés aux différents stades d'induction du stress hydrique (les flèches bleues représentent des moments d'irrigation des plantes témoins).

#### 4.2.3.4. Imagerie multi ou hyperspectrale

L'imagerie multi ou hyperspectrale combine la technique d'imagerie et de spectroscopie pour extraire simultanément les signatures spectrales et spatiales liées à la structure et la physiologie

de la plante (Matsuda et al. 2012 ; Mishra et al. 2017). Cette technique utilise l'éclairage ambiant réfléchi par la scène pour former une image. Ce signal réfléchi est séparé en plusieurs bandes spectrales pour former autant d'images de la même scène dans le but de construire un cube d'information contenant le profil spectral du signal lumineux réfléchi par le végétal (Huang et al. 2012 ; Simard et Christnacher 2006 ; Mishra et al. 2017).

La Figure 22-a représente un exemple de cube d'information en mode de réflectance d'une feuille verte en deux dimensions spatiales ( $x$ ,  $y$ ) et une dimension spectrale ( $\lambda$ ). Les valeurs d'intensité d'un pixel particulier dans différentes longueurs d'onde permettent de construire son spectre de réflexion de la Figure 22-b.

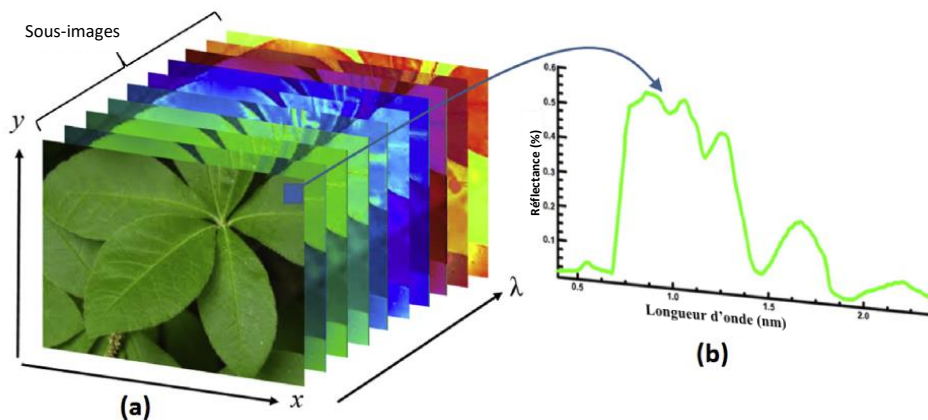


Figure 22 : Profil d'une feuille verte en imagerie hyperspectrale (Mishra et al. 2017).

Behmann (2014) a utilisé l'imagerie hyperspectrale pour une détection précoce de stress hydrique chez les plantes, en détectant les changements dans les caractéristiques de réflectance spectrale des feuilles par classification permettant de séparer les plantes bien arrosées de celles stressées.

Une série d'images hyperspectrales a été mesurée sur 12 plantes d'orge cultivées sous des conditions contrôlées. Les plantes ont été divisées en trois groupes avec différentes intensités d'irrigation : bien arrosée, arrosage réduit et non arrosée. Les images hyperspectrales ont été enregistrées en laboratoire sous un éclairage contrôlé fourni par six lampes halogènes de 400 W, et acquises par un imageur d'une résolution spectrale d'environ 4 nm avec 120 bandes réparties dans la gamme spectrale de 430 à 890 nm.

Les mesures ont commencé un jour après la réduction de l'eau et ont été poursuivies quotidiennement pendant une période de 20 jours. La mesure des plantes non arrosées a été arrêtée au bout de 11 jours, lorsque les différences entre les plantes non arrosées et les plantes arrosées réduites ont pu être clairement perçues à l'œil nu.

La Figure 23 représente la série d'images prises sur 11 jours. Les images RGB représentent les plantes témoins et stressées, les rangées 2 et 4 montrent les images en fausses couleurs des étiquettes prédites par classification séparant les feuilles saines et stressées. La couleur bleue indique les zones non stressées à forte teneur en chlorophylle, et la couleur rouge montre les zones fortement stressées. La couleur blanche représente les pixels de fond supprimés.

Cette technique d'imagerie hyperspectrale utilisant une classification des images visibles a permis une détection précoce du stress hydrique. Une différence significative entre les plantes témoins et stressées a été obtenue à partir du 8<sup>ème</sup> jour de mesure avant qu'elle soit visible par l'œil humain.

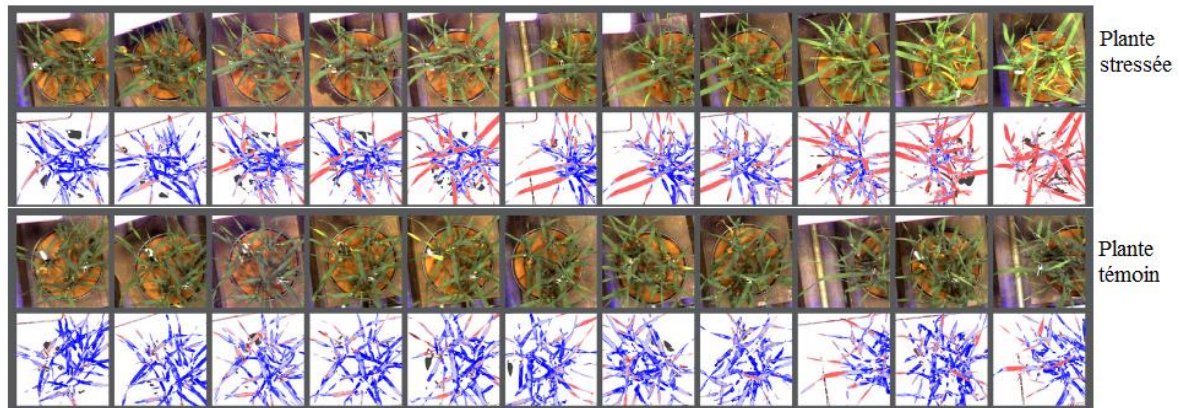


Figure 23 : Série des acquisitions d'images des plantes d'orge sur 11 jours, la 1<sup>ère</sup> rangée montre une plante stressée (non arrosée), la 3<sup>ème</sup> rangée d'images de plante témoin et les 2<sup>ème</sup> et 4<sup>ème</sup> rangées représentent les images en fausses couleurs des étiquettes prédites (Behmann et al. 2014).

#### 4.2.3.5. Imagerie térahertz

Ces dernières années, des fréquences térahertz sont utilisées pour mesurer la teneur en eau des feuilles et de détecter le stress hydrique (Jepsen et al. 2011 ; Kinder et al. 2012; Gente et Koch 2015). La bande de fréquence de THz s'étend de 100 GHz à 10 THz. Ce qui correspond environ à des longueurs d'onde allant de 30  $\mu\text{m}$  à 3 mm, et permet de déterminer le contenu en eau de la plante grâce au grand coefficient d'absorption de l'eau.

Un exemple de mesure de l'état hydrique de la plante de café est illustré sur la Figure 24. Kinder et al. (2012) ont privé la plante (*Coffea arabica*) de l'eau et ont effectué des mesures avec un dispositif à ondes continues en térahertz sur une période de 20 jours. Avec l'évolution du stress hydrique, la transmission du signal THz à travers la feuille augmente en conséquence. Cette augmentation signifie la diminution de la quantité de l'eau au sein de la plante.

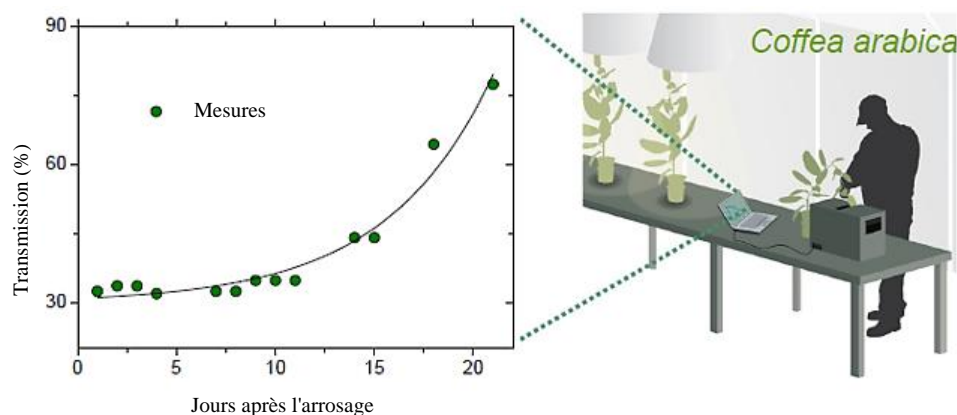


Figure 24 : Profil de la transmission THz d'une plante de café en fonction du nombre de jours après l'arrêt d'arrosage (Kinder et al. 2012).



D'après l'ensemble des techniques utilisées pour la caractérisation des plantes décrites précédemment, nous nous intéressons à l'imagerie qui a été utilisée avec succès pour le suivi de l'état hydrique des végétaux à petite et à grande échelle par des imageurs dans différentes régions spectrales, et qui permet d'effectuer des mesures sans contact avec des durées d'acquisition généralement courtes. L'imagerie hyperspectrale a permis le suivi et la détection de l'état hydrique des plantes dans un stade précoce dans le visible et le proche infrarouge en utilisant des techniques de classification séparant les plantes témoins de plantes stressées, ou par détermination de l'indice de végétation normalisé pour détecter les zones en besoin d'eau, alors que dans l'infrarouge moyen cette technique d'imagerie était peu exploitée (Matsuda et al. 2012 ; Mishra et al. 2017), ce qui nous a encouragé à proposer un banc de mesure en laboratoire pour caractériser des plantes en cours de croissance, en appliquant un stress hydrique qui est facile à mettre en place dans notre cas.

Nous résumons dans le Tableau 2, les techniques d'imagerie les plus fréquemment utilisées dans nombreuses applications dans le domaine de la végétation.

Tableau 2 : Comparaison des différentes techniques d'imagerie chez les plantes ( $\lambda$  : longueur d'onde).

Techniques d'imagerie	Détecteurs	Exemples d'applications	Limitations	Références
Imagerie visible	Caméra visible (Capteur CCD ou CMOS)  $\lambda = 400 - 750 \text{ nm}$ Matériau : Si	Surveillance de croissance des cultures. Variation des signatures spectrales. Estimation de la surface foliaire. Mesure de branchage et feuillage des plantes.	Influence de la lumière sur le traitement automatique de l'image.  Pas d'étalonnage spectral.	(Bellon 2018) (Bourgeon 2015) (Chéné et al. 2013) (Gerber 2011) (Kotchi 2004) (Guénette 2003)
Imagerie fluorescente	Capteur de fluorescence (Caméra CCD) $\lambda = 300 - 800 \text{ nm}$	Diagnostic de vitalité des arbres urbains. Suivi de la maturation des fruits. Quantification de symptômes sur feuille.	Matériel d'acquisition coûteux et délicat à mettre en œuvre.	(Li et al.2014) (C. Rousseau et al. 2013) (Goulas 2012) (Eyletters et al. 2010)
Imagerie thermique	Caméra thermique  $\lambda = 3000-5000 \text{ nm}$ ; Semi-conducteur refroidi  $\lambda = 7000-14000 \text{ nm}$ Matériau : $\text{V}_2\text{O}_5$	Quantification de pathogènes sur la plante.  Discrimination du stress hydrique chez les végétaux.  Évaluation de la teneur en eau des feuilles.  Mesure de la température de surface.	Influence de changement des conditions climatiques.  Nécessite l'utilisation de référence.  Difficile de séparer la température du sol de la température de plante.	(Chéné et al. 2012) (Servadio 2011) (Kotchi 2004) (Guénette 2003) (Chaerle et al. 2002) (Garbe et al. 2002)
Imagerie proche infrarouge	Caméra proche infrarouge (Capteur CMOS) $\lambda = 700 - 1300 \text{ nm}$ Matériau : InGaAs	Détermination des indices de végétation. Détection de mauvaises herbes. Détection précoce de maladies sur feuille.	Influence de l'angle solaire.  Nécessite l'utilisation de référence.	(Han et al. 2013) (Gerber 2011) (Kotchi 2004) (Guénette 2003) (Jacob 1999)
Imagerie hyperspectrale	Caméra hyperspectrale  $\lambda$ selon l'application Souvent 400-900 nm	Estimation de quantité d'eau dans les feuilles. Suivi de la croissance des plantes. Identification des espèces.	Etalonnage du capteur.  Nécessite une grande quantité d'images.	(Cubero-Castan 2014) (Huang et al. 2012) (Matsuda et al. 2012) (Simard 2006)

## 5. Conclusion et objectifs de la thèse

Nous avons défini dans ce chapitre le contexte et la problématique de notre étude dans le domaine de la végétation, en présentant la structuration, la constitution biochimique de la feuille, et l'importance de l'eau pour la végétation qui est l'un des principaux facteurs qui gouvernent la productivité des plantes, mais également un facteur majeur de stress appelé stress hydrique. Ce stress entraîne au sein de la plante des modifications physiologiques, morphologiques et phénologiques que nous pouvons détecter par des techniques avec ou sans contacts.

Les capteurs portatifs tels que les radiomètres, poromètres et planimètres permettent d'effectuer des mesures directes de l'humidité du milieu de croissance, du contenu en chlorophylle des feuilles, de la conductance stomatique, et de la surface foliaire. La variation de ces paramètres caractéristiques est influencée par l'état hydrique du végétal. Ces méthodes de mesures sont longues et lourdes à mettre en œuvre d'où l'intérêt d'utiliser des techniques sans contact comme la fluorescence, la spectroscopie et l'imagerie.

La fluorescence d'une feuille a été utilisée comme un paramètre de détection de stress hydrique. Ce stress a pour conséquence une diminution de la photosynthèse et donc une baisse de l'intensité de la fluorescence. Tandis que la spectroscopie a été utilisée dans le visible pour étudier les changements dans les pigments foliaires, et dans l'infrarouge pour analyser les mouvements vibrationnels des molécules foliaires telles que lignine, la cellulose et le contenu en eau.

Pour effectuer des mesures sur une grande surface soit en laboratoire ou en plein champ, des méthodes d'imagerie ont été appliquées :

- Imagerie par fluorescence pour des mesures de l'évolution de l'intensité de la fluorescence dans différentes zones de l'image.
- Imagerie visible pour localiser et isoler la végétation sur des images infrarouges et classer les plantes témoins et d'autres en stress.
- Imagerie thermique pour mesurer la température des plantes et détecter leur besoin en eau.
- Imagerie multi et hyperspectrale pour détecter les changements dans les caractéristiques de réflectance spectrale des feuilles par apprentissage et classification.

Les systèmes d'imagerie ont fait l'objet de nombreuses études, et ont montré des résultats intéressants dans le visible et le proche infrarouge. L'imagerie hyperspectrale était moins exploitable dans ce domaine d'application à cause de la complexité des mesures et l'indisponibilité des équipements, plus précisément dans le moyen infrarouge. Aujourd'hui avec la récente disponibilité des sources d'éclairage dans cette région spectrale, il est devenu possible de caractériser les échantillons dans l'infrarouge moyen.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la détection précoce du stress hydrique dans l'infrarouge moyen, pour des plantes en cours de croissance, dans une chambre de culture en laboratoire et sans destruction de l'échantillon. L'imagerie hyperspectrale semble en mesure de

répondre à l'ensemble de ces conditions. Parmi les architectures des systèmes d'imagerie existantes, nous allons mettre en place un système actif en associant au système d'observation un éclairage artificiel de courte durée et de forte puissance pour illuminer le végétal et collecter par un imageur large bande le rayonnement diffusé. En termes de performance, le système d'imagerie doit présenter une sensibilité suffisante pour détecter les variations spectrales des plantes.

Cette étude présente la conception et la validation du banc de mesure, la mise en place d'un protocole de culture pour garantir la croissance des plantes, et d'un protocole d'application du stress, ainsi que l'automatisation d'un système d'éclairage et d'observation.

L'objectif est ensuite d'utiliser les images prises pour en extraire les signatures spectrales qui seront utilisées pour une classification automatique en Machine Learning. La séparation des plantes témoins et des plantes stressées, doit permettre également de sélectionner les longueurs d'onde porteuses de l'information liée au stress hydrique.

## Chapitre 2 – Imagerie hyperspectrale : Notions, architectures et applications

L'imagerie hyperspectrale est une évolution de l'imagerie panchromatique allant de l'image monochrome à un cube d'images hyperspectral :

- L'imagerie **panchromatique** permet d'acquérir les images dans une seule bande spectrale relativement large (Sylla 2014) comme montré sur la Figure 25-a.
- L'imagerie **multispectrale** consiste à acquérir des images dans des bandes spectrales discrètes et espacées (Soltani 2014; Zhu et Bamler 2013). La Figure 25-b représente un exemple d'images acquises par un système multispectral contenant le profil spectral du signal lumineux réfléchi par la surface de la cible.
- L'imagerie **hyperspectrale** permet une acquisition d'images dans des bandes spectrales contiguës et de même largeur afin de construire un cube hyperspectral (Huang et al. 2012 ; Simard et al. 2006 ; Mishra et al. 2017).

La Figure 25-c représente un exemple d'un cube hyperspectral contenant la répartition spatiale sur deux dimensions (x, y), et la répartition spectrale ( $\lambda$ ) de la scène observée. Les valeurs d'intensité d'un pixel particulier dans différentes longueurs d'onde permettent de construire un spectre quasi-continu de chaque pixel.

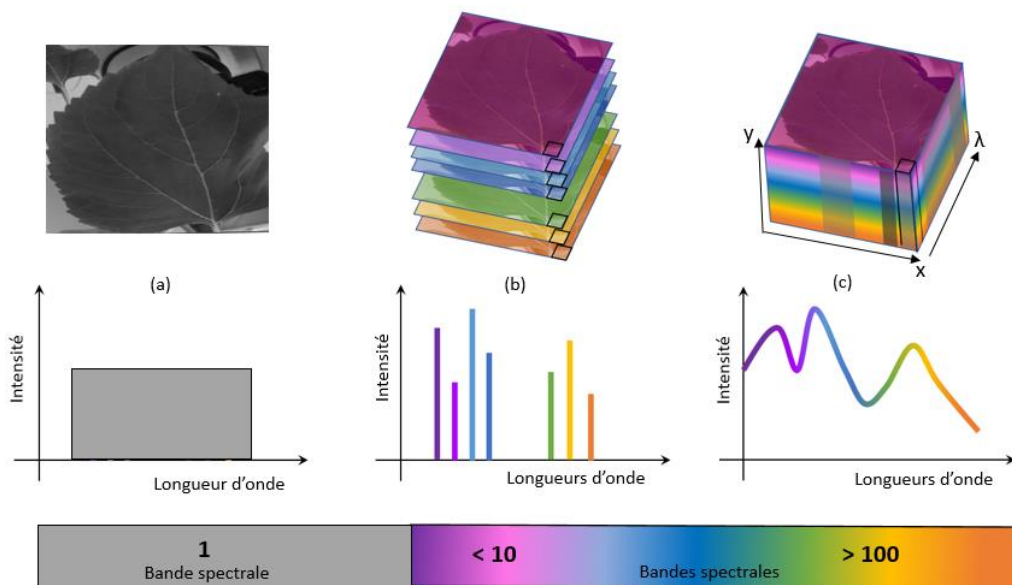


Figure 25 : Évolution de l'imagerie : de la vision numérique monochrome à l'hyperspectrale. (a) Imagerie panchromatique avec une seule bande spectrale. (b) Imagerie multispectrale dans multiple bandes spectrales ainsi que le profil d'intensité d'un pixel particulier. (c) Cube hyperspectral formé par des centaines d'images de même scène et le spectre continu d'un pixel particulier.

L'imagerie hyperspectrale poursuit deux objectifs principaux :

- Identifier les objets présents dans la scène observée, ce qu'on appelle la segmentation.
- Mesurer les propriétés optiques des objets par l'analyse de leurs caractéristiques spectrales.

La forme générale du spectre dépend des propriétés physiques de la surface de l'objet étudié. Ce spectre change d'un objet à un autre d'où la nécessité de faire une caractérisation à large bande permettant d'identifier les longueurs d'onde sensibles à leurs propriétés physiques. Donc

l'imagerie hyperspectrale permet non seulement d'identifier les différents matériaux présents sur une surface (minéraux, végétaux, constituants chimiques, etc.), mais également en déterminer les concentrations et les caractéristiques physiques.

Nous évoquons dans ce chapitre les particularités et les architectures de l'imagerie hyperspectrale, ainsi que ses domaines d'applications.

## 1. Principales technologies d'imagerie hyperspectrale

Un dispositif d'imagerie hyperspectrale, tout comme un spectromètre, nécessite l'illumination de l'échantillon. On comparera un flux sur matériau dit « de référence » au flux provenant de l'échantillon, pour s'affranchir du spectre de la source d'illumination.

L'acquisition d'un cube d'images hyperspectrales suppose un enregistrement des données spatiales et spectrales de l'échantillon. A partir d'imageurs matriciels, deux éléments principaux vont définir l'architecture du dispositif :

- Le dispositif de sélection de l'information spectrale ;
- Le système de balayage (spatial ou spectral).

### 1.1. Dispositif de sélection de l'information spectrale

Nous présentons brièvement les structures existantes, telles que les spectro-imageurs à éléments dispersifs, spectro-imageurs à filtres accordables et caméras à transformée de Fourier.

Les **spectro-imageurs à éléments dispersifs**, comme un réseau de diffraction ou un prisme (Figure 26-a), permettent d'étaler l'information spectrale par dérivation des rayons selon leur longueur d'onde. Une portion étroite de la scène est observée à travers une fente et la lumière issue de cette dernière est décomposée spectralement par un élément dispersif avant d'être imagée sur une ligne du détecteur (Bousquet 1969) comme illustré sur la Figure 26-b, chaque ligne de ce détecteur étant alors associée à une longueur d'onde.

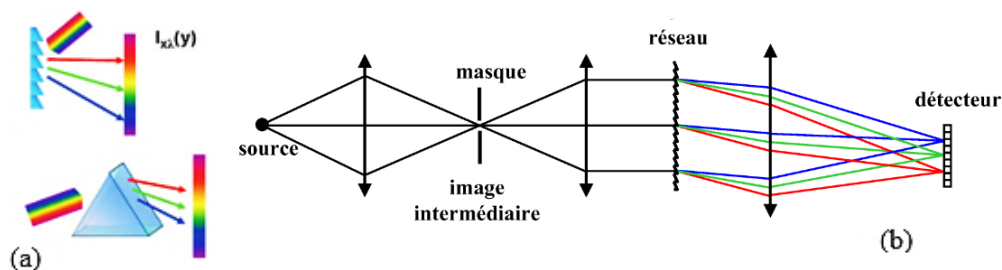


Figure 26 : (a) Eléments dispersifs (réseau ou prisme). (b) Principe d'un spectrographe à élément dispersif plan (Ferrec 2008).

La Figure 27 représente un spectro-imageur à un réseau de réflexion<sup>13</sup>, spécialement basé sur une configuration d'Offner (Prieto-Blanco et al. 2006). Ce système comprend une paire de miroirs sphériques et un réseau de réflexion concave. Le miroir inférieur guide la lumière de la fente d'entrée vers le réseau de réflexion, où le faisceau est dispersé en différentes longueurs d'onde. Le miroir supérieur réfléchit la lumière dispersée au détecteur, où un spectre continu est

formé pour chaque point spatial le long d'une ligne de balayage sur l'échantillon. Ces spectro-imageurs sont disponibles dans différentes régions spectrales, telles que l'ultraviolet et le visible (250-500 nm), le visible (380-800 nm), le visible et le proche infrarouge (400-1000 nm), le proche infrarouge (900-1700 nm), le court infrarouge (1000-2500 nm), le moyen infrarouge (3000-5000 nm).

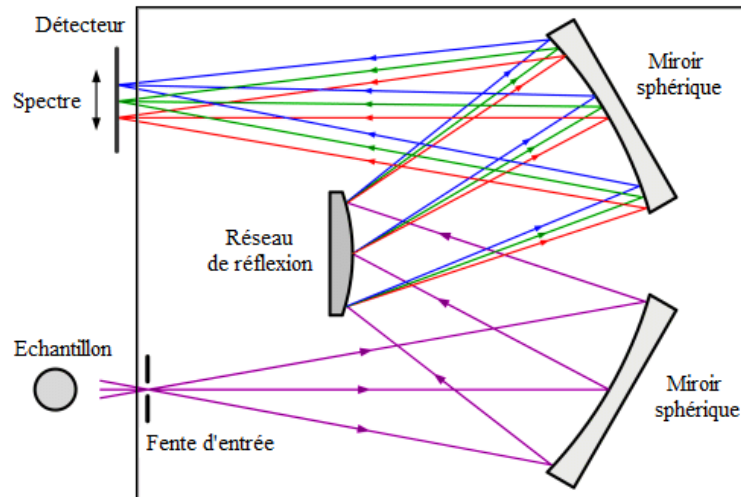


Figure 27 : Spectro-imageur à réseau de réflexion basé sur la configuration d'Offner (Qin et al. 2017).

Les **spectro-imageurs à filtres** sélectionnent les longueurs d'onde d'intérêt juste avant le détecteur. Le type de filtre utilisé dépend généralement de la plage de longueur d'onde :

- Filtres interchangeables disposés sur une roue comme illustré sur la Figure 28-a ;
- Filtres circulairement variables pour une transition continue entre les diverses longueurs d'onde jusqu'à 12  $\mu\text{m}$  (Garini et al. 2006 ; Gagnon et al. 2014) ;
- Filtres accordables dont la bande spectrale peut être changée mécaniquement ou électriquement par un transducteur piézo-électrique attaché à un cristal biréfringent comme le cas des filtres acousto-optiques montré sur la Figure 28-b. Dans ce cas, la longueur d'onde diffractée dépend de la fréquence acoustique ( $f$ ). Ces filtres peuvent fonctionner jusqu'à 2500 nm avec une résolution spectrale de 2 à 10 nm [AA Opto-Electronic].

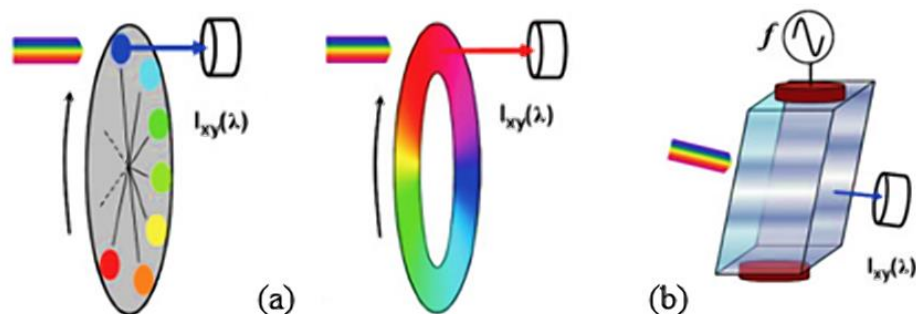


Figure 28 : Exemples des filtres utilisés pour la spectro-imagerie. (a) Roue à filtres circulairement variable. (b) Filtres acousto-optiques (Garini et al. 2006).

Les **spectro-imageurs à transformée de Fourier** sont des systèmes optiques composés d'un interféromètre<sup>14</sup> à deux ondes et d'un imageur pour observer un point de la scène (Mouzali

2015). Les interféromètres les plus utilisés pour ce type de spectro-imageur sont les interféromètres de Michelson à miroirs plans ou à coins de cube assurant l'alignement du faisceau comme illustré sur la Figure 29-a et 29-b respectivement, ainsi que les interféromètres de Sagnac constitué de deux miroirs plans et d'une séparatrice (Figure 29-c) (Kalisch 1997; Ferrec et al. 2006).

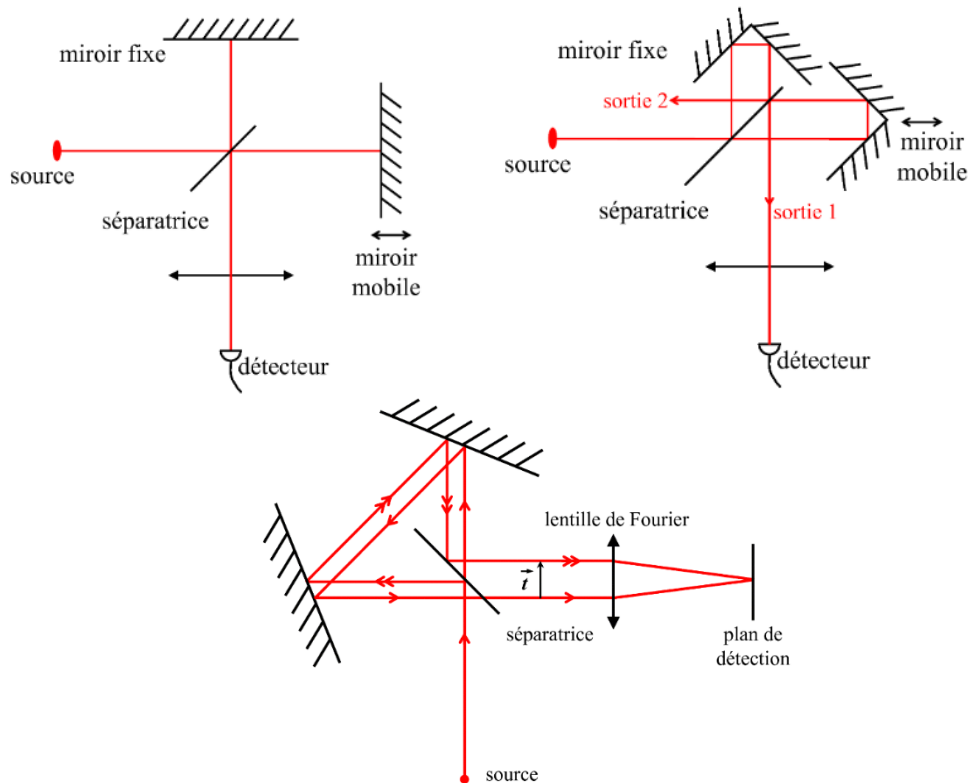


Figure 29 : Exemples des interféromètres utilisés dans les spectro-imageurs à transformée de Fourier.  
 (a) Interféromètre de Michelson avec miroirs plans. (b) Interféromètre de Michelson avec coins de cube.  
 (c) Interféromètre de Sagnac (Ferrec 2010).

L'enregistrement du signal implique la translation du miroir mobile, avec une précision micrométrique. En imagerie hyperspectrale, la sortie de ce spectro-imageur n'est pas directement un hypercube de données mais un cube interférométrique relié au cube hyperspectral par une relation de transformée de Fourier. Ces spectro-imageurs sont disponibles dans le proche infrarouge (1500-5400 nm) et l'infrarouge lointain (7700-11800 nm) pour des mesures au champ et au laboratoire (Gagnon et al. 2014 ; Coudrain et al. 2015).

## 1.2. Architectures de balayage

Les systèmes présentés ci-dessus nécessitent tous un balayage spatial<sup>15</sup> ou spectral<sup>16</sup>. Nous rappelons maintenant les architectures les plus courantes.

**L'imagerie en whiskbroom** (Green et al. 1998; Ravel 2017) aussi connue sous le nom de balayage ponctuel, utilise des miroirs rotatifs pour rediriger la lumière vers un détecteur unique et acquérir un seul pixel. Comme le montre la Figure 30, un seul point est balayé le long de deux dimensions spatiales (x, y) en déplaçant soit l'échantillon soit le détecteur. Ensuite, la



lumière réfléchiée est dispersée par un prisme dans le domaine des longueurs d'onde ( $\lambda$ ) et enregistrée par un détecteur à réseau linéaire.

**L'imagerie en pushbroom** (Wolfe 1997; Pearlman et al. 2003) connue aussi sous le nom de balayage linéaire, permet d'acquérir une série d'images lignes en mesurant simultanément tous les pixels de la ligne. Comme le montre la Figure 30, la méthode pushbroom collecte une image ligne dispersée sur un détecteur bidimensionnel, dans lequel l'information spatiale est affichée le long d'un axe ( $y$ ) et l'information spectrale le long de l'autre axe ( $\lambda$ ). Ensuite, le cube de données d'image spectrale peut être obtenu en balayant la fente dans la direction d'un autre axe spatial.

**L'imagerie en staring** (Herring et al. 1993 ; Li et al. 2013) également appelée la méthode séquentielle par bandes, permet d'acquérir une seule image en niveaux de gris à bande unique. Un système en staring utilise généralement des filtres (tels que des roues à filtres contenant des filtres passe-bande fixes, des filtres linéaires variables (LVF), des filtres d'interférence variables (VIF) et des filtres accordables) au lieu d'un réseau ou prisme devant un détecteur matriciel. Le cube de données d'image spectrale peut être obtenu en balayant la longueur d'onde de sortie du filtre en fonction du temps.

**L'imagerie en snapshot** (Wood et al. 1995 ; Hagen et al. 2012) connue aussi sous le nom d'instantané unique, elle est destinée à enregistrer des informations spatiales et spectrales sur un détecteur avec une seule exposition. La dernière architecture de la Figure 30 (droite) montre que le mode instantané (snapshot) peut acquérir un cube de données spectrales complet en une seule intégration par imagerie directe sur un détecteur matriciel.

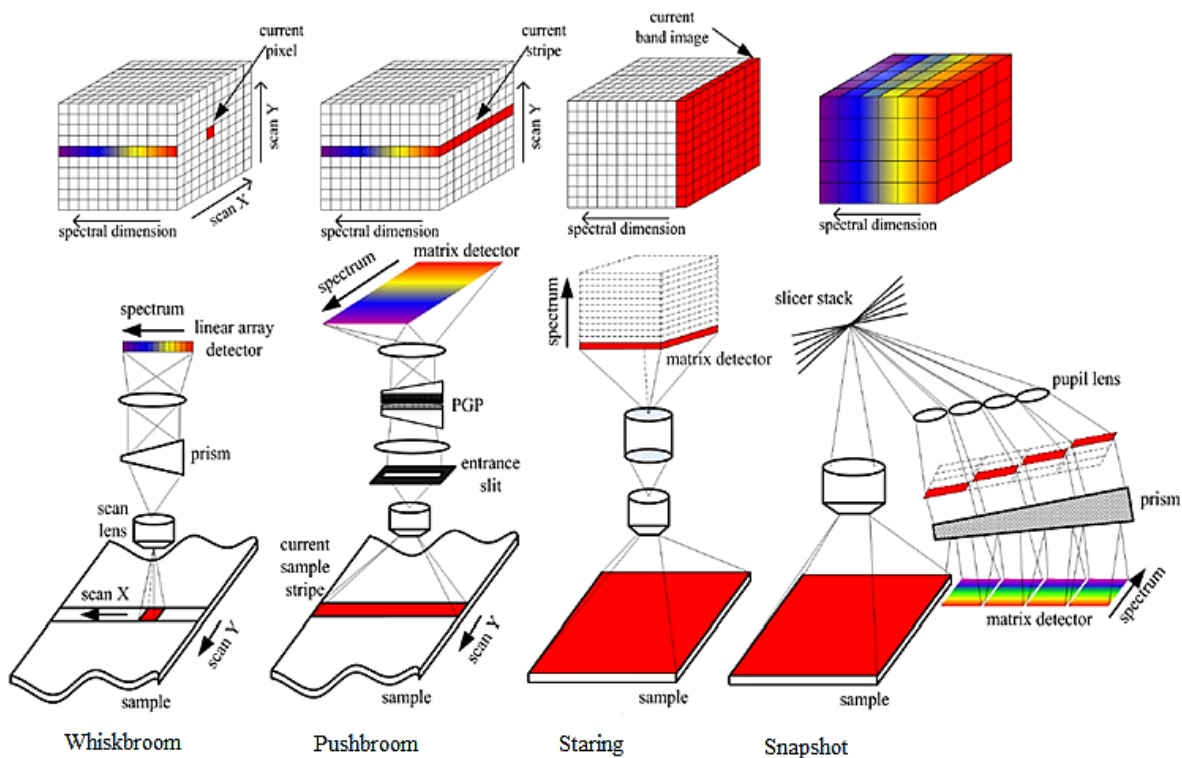


Figure 30 : Types d'architectures d'acquisition hyperspectrale (Q. Li et al. 2013).

Les caractéristiques de ces quatre types d'imagerie spectrale sont résumées dans le Tableau 3. En effet, le mode whiskbroom et pushbroom utilisent un élément dispersif tel que le prisme, la grille ou prisme-grille-prisme (PGP) pour séparer la lumière ce qui donne une faible dispersion. Cependant, la conception optique est complexe et le temps de collecte des cubes de données est long nécessitant un balayage pixel par pixel ou ligne par ligne.

Le système d'imagerie en staring permet de collecter le cube de données avec une flexibilité de choisir la gamme spectrale pour chaque application, et de faciliter le couplage avec d'autres instruments optiques car aucun déplacement spatial n'est nécessaire entre l'échantillon et le détecteur. Tandis que ce mode présente une résolution spectrale plus faible qui dépend des filtres spectraux utilisés.

Pour le mode snapshot, aucun balayage spatial ou spectral n'est nécessaire pour obtenir un cube de données spectrales, ce qui rend les acquisitions d'images rapides. Alors que, la résolution spatiale et spectrale de ce mode sont limitées car le nombre total de voxels (pixel en 3D) ne peut dépasser le nombre total de pixels du détecteur.

Tableau 3 : Comparaison des systèmes d'imagerie hyperspectrales par whiskbroom, pushbroom, staring et snapshot techniques basée sur (Q. Li et al. 2013).

<b>Paramètres caractéristiques</b>	<b>Whiskbroom</b>	<b>Pushbroom</b>	<b>Staring</b>	<b>Snapshot</b>
Balayage	Deux balayages spatiaux suivant x et y	Balayage spatial	Balayage spectral	Aucun balayage
Élément dispersif	Prisme, grille, PGP	Prisme, grille, PGP	Filtres (LVF, VIF, accordables)	Éléments diffractifs (prisme, grille, hologramme)
Plage spectrale	Large	Large	Moyen	Large
Résolution spectrale	Elevée	Elevée	Moyen	Faible
Temps de collecte des données	Long	Long	Court	Rapide
Complexité	Complexe	Complexe	Simple	Médiane

### 1.3. Sources lumineuses utilisées en imagerie hyperspectrale

Les sources lumineuses génèrent de la lumière comme support d'information pour exciter ou éclairer la cible. Les sources de lumière typiques utilisées dans les systèmes d'imagerie hyperspectrale comprennent le soleil, les lampes halogènes, les diodes électroluminescentes, et les lasers.

Le **soleil** qui est une source d'éclairage naturelle assimilée à un corps noir qui émet un rayonnement électromagnétique dont le spectre est présenté dans la Figure 31. Sur cette figure, nous remarquons une différence entre le rayonnement arrivant au sommet de l'atmosphère et

celui au niveau du sol, liée aux bandes d'absorption des gaz. Cette source lumineuse a été utilisée souvent pour la télédétection par des capteurs embarqués à bord des satellites ou des avions pour enregistrer le rayonnement réfléchi ou émis par des objets au sol (Benhalouche 2018; Dambreville 2014).

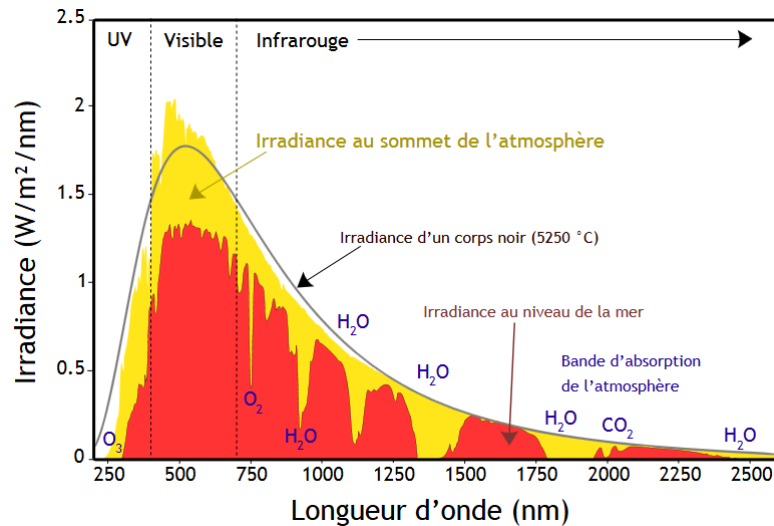


Figure 31 : Spectre du rayonnement solaire.

En tant que source d'éclairage artificielle à large bande, les **lampes halogènes** sont couramment utilisées pour l'éclairage des régions spectrales visible et proche infrarouge (400-1000 nm). En général, un filament résistif en fil de tungstène est placé à l'intérieur d'une ampoule de verre de quartz remplie de gaz halogène. La lumière de sortie est générée par une émission incandescente lorsque le filament est chauffé à une température élevée. Les lampes halogènes en tungstène d'une puissance entre 100 W et 400 W ont été utilisées comme unités d'éclairage dans les mesures de réflectance hyperspectrale (Oerke et al. 2016 ; Behmann et al. 2014 ; Lara et al. 2013). Dans les mesures de transmission hyperspectrale, des lampes halogènes à haute intensité ont également été utilisées pour détecter des informations internes sur les aliments (Ariana et Lu 2008).

Les lampes halogènes sont notamment limitées par une durée de vie relativement courte (jusqu'à 5000 heures), un décalage du pic spectral dû au changement de température, un rendement instable en raison des fluctuations de la tension de fonctionnement et une sensibilité aux vibrations.

Les **diodes électroluminescentes LED** (pour « Light Emitting Diode ») ont été utilisées pour remplacer les lampes à incandescence en raison de leur petite taille, rapidité de réaction, longue durée de vie et la faible consommation d'énergie (par exemple, pour une puissance restituée 60 W, une lampe à filament consomme 60 W alors que la LED consomme seulement 9 W). Les LED produisent de la lumière par électroluminescence, qui consiste à faire passer des électrons d'un état énergétique élevé à un état énergétique faible sur un substrat semi-conducteur (Okumura et al. 1985). En fonction des matériaux utilisés pour la jonction p-n, les LED peuvent produire non seulement une lumière à bande étroite à différentes longueurs d'onde de l'ultraviolet, du visible ou de l'infrarouge, mais aussi de la haute intensité la lumière blanche à large bande. Les courbes d'émission spectrale des LED sont présentées dans la Figure 32. Elles

peuvent émettre jusqu'à 7  $\mu\text{m}$  [Boston Electronics], avec des niveaux de puissance allant jusqu'à 320 mW selon la longueur d'onde utilisée. Les LED ont commencé à devenir des sources d'éclairage des systèmes d'imagerie hyperspectrale dans le domaine de la végétation (Grieve et al. 2015 ; Katsoulas et al. 2016).

Les LED sont notamment sensibles aux grandes fluctuations de tension et à la température de jonction, leur faible intensité lumineuse par rapport aux lampes halogènes, et la production de la lumière lorsque plusieurs LED sont utilisées dans les ampoules (Wu et Sun 2013).

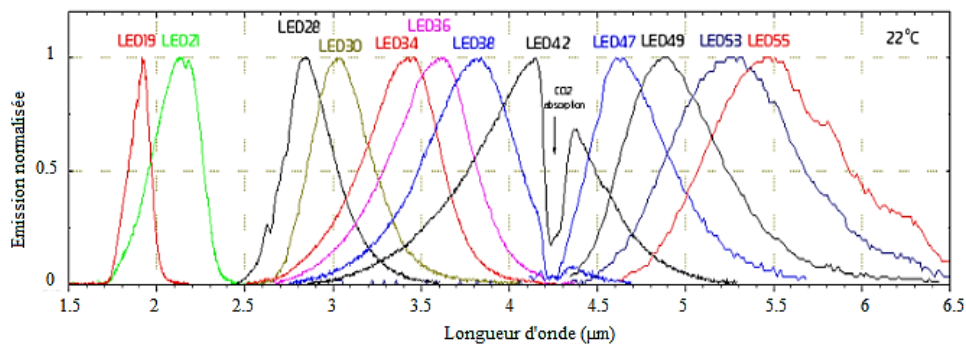


Figure 32 : Émission spectrale de différents types des LED [Boston Electronics].

Les **sources lasers** fonctionnant dans l'infrarouge thermique sont présentées dans la Figure 33 et classées selon leur type (gaz, semi-conducteur, laser à fibres, etc...) dont les oscillateurs paramétriques optiques (OPO) et les lasers à cascade quantique (QCL) explorent une large gamme au-delà de 5  $\mu\text{m}$  (Bizet 2019; Jérémie 2019).

Les OPO sont une source de lumière cohérente et monochromatique accordable utilisant un processus non linéaire dit paramétrique (Giordmaine and Miller 1965). Ils couvrent une large plage spectrale de 2 à 20  $\mu\text{m}$  avec une forte puissance typiquement  $> 475$  mW. Toutefois, leur fonctionnement est dépendant de l'alignement optique de différents éléments, ce qui les rend sensibles aux variations mécaniques. Les QCL sont des lasers à semi-conducteurs de petites dimensions, par rapport aux OPO, et couvrent également une large plage spectrale. De manière générale, plus la plage d'accordabilité du laser est petite plus les applications sont limitées à des domaines spectraux réduits. Par exemple, sur la Figure 33 les lasers à CO<sub>2</sub> ne couvrent qu'une très petite partie du moyen infrarouge, ce qui limite leur utilisation (Bizet 2019).

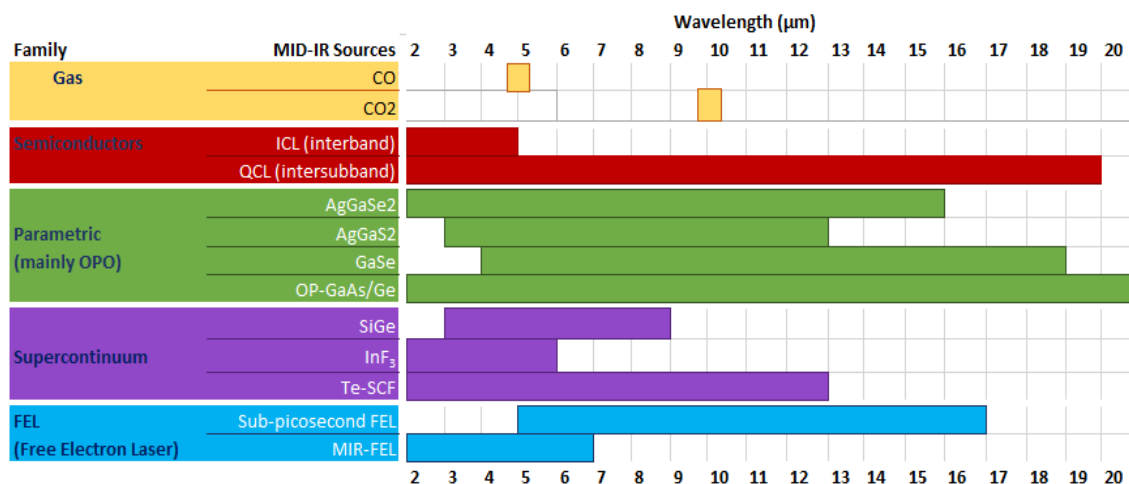


Figure 33 : Schéma des sources lasers dans le moyen infrarouge basé sur (Bizet 2019).

### 1.3.1. Fonctionnement de quelques sources lasers

Récemment, des nouvelles technologies sont devenues disponibles également dans le moyen infrarouge. Il s'agit notamment des lasers à cascade quantique (QCL), des sources lumineuses à supercontinuum et des lasers à électrons libres (FEL).

Le **laser à cascade quantique** (QCL pour « Quantum Cascade Laser ») est un laser à semi-conducteur caractérisé par sa structure en cascade de puits quantiques, capable d'émettre sur un large domaine spectral entre 2 et 20  $\mu\text{m}$  nécessitant un système de refroidissement (Bizet 2019; Hermes et al. 2018). Pour fonctionner en source monochromatique accordable, le QCL est associé à une optique sélective en longueur d'onde, généralement une cavité externe permettant la sélection de la longueur d'onde d'émission avec des niveaux de puissance allant jusqu'à 400 mW comme montré sur la Figure 34.

A titre d'exemple, Phillips et Ho (Phillips et Hô 2008) ont montré que l'utilisation d'un système d'imagerie hyperspectrale active combinant un laser QCL à cavité externe largement accordable dans l'infrarouge moyen (9,30-10,15  $\mu\text{m}$ ) et une caméra bolométrique permet de détecter la vapeur de méthanol par acquisition snapshot des hypercubes contenant des images à 300 longueurs d'onde.

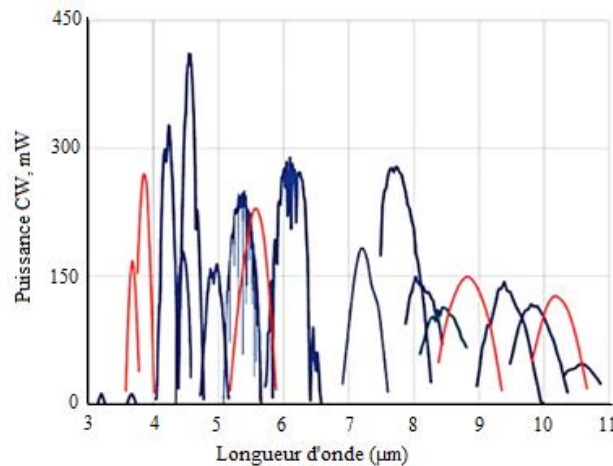


Figure 34 : Spectres de puissance d'un laser QCL accordable opérant entre 3  $\mu\text{m}$  et 11  $\mu\text{m}$ . Les courbes en rouge correspondent aux longueurs d'onde disponibles depuis 2011 [Daylight solutions].

Les **sources supercontinuum** sont connues comme étant des sources à large spectre avec une forte densité spectrale de puissance (jusqu'à 8 mW/nm), comme le montre la Figure 35, en raison de sa luminosité élevée et de son large spectre. Les premières sources supercontinuum ont été réalisées en propageant un signal laser de forte intensité dans des milieux isotropes<sup>17</sup> comme des cristaux ou dans des milieux anisotropes<sup>18</sup> comme les liquides organiques ou inorganiques, ou encore les gaz (Corkum et al. 1986).

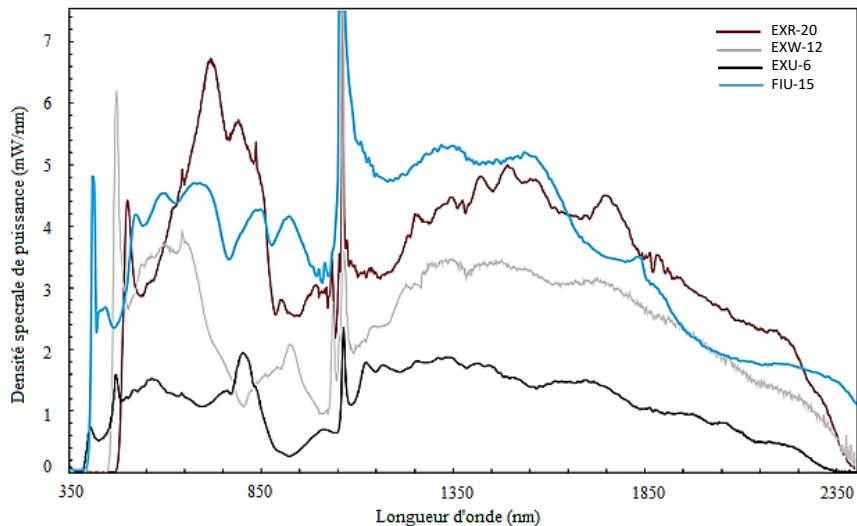


Figure 35 : Quelques exemples de spectres disponibles en sortie d'une source supercontinuum [NKTphotonics].

A titre d'exemple, Chen et ses co-auteurs (Chen et al. 2010) ont présenté un système d'imagerie hyperspectrale active basé sur une source supercontinuum opérant entre 600-2000 nm avec une puissance de sortie moyenne de 100 mW. Ce système est utilisé pour mesurer simultanément la distance et la réflectance afin de distinguer entre une cible végétale et un matériau inorganique en utilisant les paramètres de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI).

Ces dernières années, beaucoup d'efforts ont été consacrés à l'extension de la capacité d'émission dans le moyen infrarouge. Cette poursuite nécessite l'utilisation de nouvelles fibres à base de fluorure avec des fenêtres de transmission dans la région de 2 à 5  $\mu\text{m}$  et de matériaux chalcogénures qui permettent la génération de supercontinuum couvrant la région spectrale de 1,4 à 13,3  $\mu\text{m}$  (Petersen et al. 2014)

Le **laser à électrons libres** (FEL pour « Free Electron Laser ») est une source lumineuse dans laquelle l'émission provient du rayonnement synchrotron d'un faisceau généré par un accélérateur de particules (Lambert 2008). Dans le moyen infrarouge, un laser à électrons libres a été développé par l'Université des sciences de Tokyo, opérant entre 5 et 16  $\mu\text{m}$  d'une puissance moyenne supérieure à 10 kW (Kawasaki, et al. Tsukiyama 2014). Ce laser ayant les caractéristiques d'oscillation spécifiques d'une structure d'impulsion picoseconde, une longueur d'onde accordable dans l'infrarouge moyen et une puissance élevée, a été utilisé pour la détection des maladies graves (Kawasaki et al. 2012).

Ce laser à électrons libres reste plus onéreux, plus grand en dimensions, et difficile à utiliser dans des applications spécifiques comme les mesures en plein champ par exemple, contrairement au laser QCL et supercontinuum qui combinent une luminosité élevée et des petites dimensions.

## 1.4. Détecteurs utilisés en imagerie hyperspectrale

La différence entre les systèmes d'imagerie se fondent principalement sur les détecteurs utilisés. Généralement, la détection de la lumière est basée soit sur l'absorption de photons par un matériau capteur entraînant une augmentation de température ce qu'on appelle les détecteurs thermiques, soit sur la création de paires électron-trou donnant lieu à un courant par des photodétecteurs (Rogalski 1997; Hwang et al. 2005).

La figure suivante illustre l'ensemble de technologies des détecteurs dans différentes longueurs d'onde. Pour notre étude, nous nous intéressons à une détection dans l'infrarouge moyen.

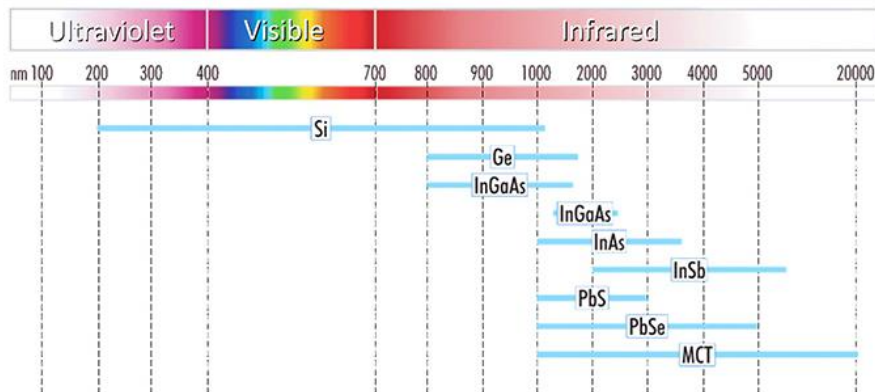


Figure 36 : Famille des détecteurs dans l'ensemble des longueurs d'onde [HORIBA Scientific].

### 1.4.1. Détecteurs thermiques

Un **détecteur thermique** est fondé sur la mesure de l'augmentation de température d'un matériau absorbant qui résulte d'un changement dans sa propriété physique. Ces détecteurs ont généralement une réponse temporelle lente, souvent de l'ordre de la milliseconde, réglée par le temps de la relaxation thermique du matériau de capteur (Shaulov 1984; Escriba 2005).

Les détecteurs thermiques sont efficaces pour détecter les signaux à haute luminosité, mais l'une de ses principales sources de bruits est liées aux fluctuations thermiques ambiantes, transformées en variation de la conductance du capteur (Putley 1977). En général, ces détecteurs sont limités par leur temps de réponse lent et leur manque de sensibilité, en raison du rayonnement non désiré provenant de l'environnement et des fluctuations de température du détecteur. Parmi les détecteurs thermiques qui peuvent fonctionner sans refroidissement on trouve les bolomètres et les thermopiles.

Nous présentons sur la figure ci-dessous les courbes de détectivité spectrale pour un certain nombre de détecteurs infrarouges disponibles. L'intérêt s'est principalement porté sur les longueurs d'onde des deux fenêtres atmosphériques entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  et entre 8 et 14  $\mu\text{m}$  où la transmission atmosphérique est la plus élevée dans ces bandes.

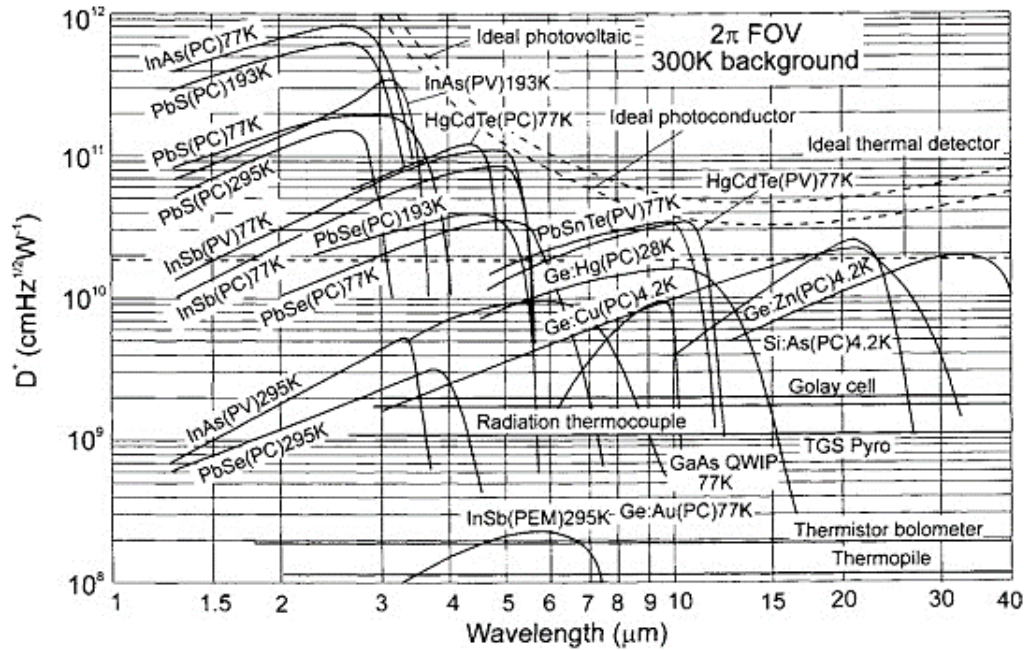


Figure 37 : Comparaison de la détectivité de divers détecteurs infrarouges fonctionnant à la température indiquée (Rogalski 2005).

#### i. Bolomètres

Un **bolomètre** est un dispositif qui convertit le rayonnement en élévation de température qui est à son tour convertie en signal électrique (Meyer et al. 1996 ; Jerominek et al. 1996). L'avantage des détecteurs bolométriques est qu'ils peuvent être utilisés à température ambiante. Ils ne nécessitent donc pas de dispositif de refroidissement, contrairement aux caméras radiométriques qui utilisent une stabilisation de la température pour régulariser la température du détecteur en fonction de la température ambiante (Camus 1999 ; Escriba 2005).

Dans les grandes longueurs d'onde, par exemple entre 7,5-13  $\mu\text{m}$ , il existe des détecteurs microbolométriques à base d'une matrice de bolomètres composée d'une résolution jusqu'à  $640 \times 512$  pixels (17  $\mu\text{m}$ /pixel).

#### ii. Thermopiles

La **thermopile** est un autre type de détecteur thermique, où le changement de température est mesuré par une série de dispositifs thermocouplés destinés à convertir l'énergie thermique en énergie électrique (Lahiji et al. 1982 ; Herwaarden et al. 1990). Un détecteur thermopile est indépendant de la longueur d'onde (Figure 37), et utilisés dans plusieurs applications telles que le domaine médical, l'agriculture et l'industrie automobile (Janssen et al. 2014 ; Tanaka et al. 2014).

En effet, un tel capteur, qui mesure un différentiel de température, doit, pour être efficace, présenter une résistance thermique la plus élevée possible entre les zones « chaudes » et les zones « froides ». Le nombre maximum de thermocouples doit donc être optimisé afin d'obtenir un signal de sortie intéressant tout en limitant la perte de résistance thermique et en réduisant l'encombrement du dispositif (Galiano 2016).



### 1.4.2. Photodétecteurs

Le principe de fonctionnement des **photodétecteurs** est basé sur l'absorption des photons dans un matériau semi-conducteur, ce qui permet une transition électronique générant un support de charge libre.

La bande passante du semi-conducteur détermine la plage de longueur d'onde utilisée, nous trouvons par exemple le silicium (Si) comme matériau utilisé principalement pour les détecteurs visible et proche infrarouge entre 350 et 1100 nm, l'arséniure de gallium et d'indium (InGaAs) pour les longueurs d'onde couvrant la plage de 850 à 1700 nm, l'antimoniure d'indium (InSb) utilisé dans la plage spectrale entre 3 et 5  $\mu\text{m}$ , tandis que le tellure de mercure et de cadmium (MCT) est couramment utilisé dans les plages de longueurs d'onde entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  et entre 8 et 12  $\mu\text{m}$  (Rogalski 2010 ; Sizov et al. 2015).

#### i. Détecteurs InGaAs et InSb

Les **détecteurs Si et InGaAs** sont divisés en photodiodes PIN et photodiodes à avalanche. Dans ces deux cas, le détecteur fonctionne dans la zone à polarisation inversée, c'est-à-dire en mode photoconducteur (Hassis 2014). Une photodiode silicium est utilisable de 400 à 1000 nm alors qu'une photodiode InGaAs, qui possède une énergie de gap plus petite, va pouvoir absorber des photons d'énergies plus basses (Demur 2018). La bande spectrale dépend du rapport de composition des différents éléments. Celle des détecteurs InGaAs standards va de 900 à 1700 nm et celle des détecteurs InGaAs dits étendus peut monter jusqu'à 2600 nm.

Face aux détecteurs à base de silicium utilisées pour l'imagerie visible, les détecteurs InGaAs souffrent d'un courant d'obscurité plus élevé et d'un bruit de lecture plus important en raison de l'écart de bande plus faible. Les détecteurs InSb pénètrent plus loin dans l'infrarouge moyen que les systèmes InGaAs et couvrent la gamme de longueurs d'onde de 1 à 5,5  $\mu\text{m}$ . Ils ont cependant besoin d'être refroidis avec l'azote liquide comme les détecteurs MCT. Leur performance de bruit est meilleure qu'un MCT mais comme leur couverture spectrale est plus petite, ils ne sont pas utilisés dans toutes les applications d'imagerie.

#### ii. Détecteur MCT

Le **MCT** est un alliage composé de tellure de cadmium (CdTe) et de mercure (HgTe). La longueur d'onde d'absorption est déterminée par la quantité de cadmium (Cd) dans l'alliage. Les détecteurs MCT peuvent couvrir une gamme de longueurs d'onde relativement large de 1  $\mu\text{m}$  jusqu'à environ 30  $\mu\text{m}$  en fonction du rapport entre le mercure et le cadmium dans le matériau (Shen 1994; Rogalski 2005). Les détecteurs MCT ont de meilleures performances que les détecteurs thermiques en termes de vitesse et de bruit. Ces détecteurs MCT ont été beaucoup utilisés pour les longueurs d'onde de l'infrarouge moyenne, auxquelles les détecteurs InGaAs sont insensibles.

D'après les différentes notions des systèmes d'imagerie hyperspectrale décrites précédemment, nous cherchons à proposer une architecture permettant l'utilisation des sources lumineuses monochromatiques largement accordables d'une puissance de sortie élevée ( $> 50$  mW) associées à des détecteurs thermiques opérant dans l'infrarouge moyen. Cette architecture consistera à caractériser des feuilles des plantes avec une résolution spectrale inférieure ou égale à 10 nm pour analyser la réponse spectrale des plantes dans un maximum de longueurs d'onde.

Nous présentons ci-dessous un tableau de synthèse résumant l'ensemble des sources, détecteurs et architectures d'imagerie opérant dans l'infrarouge thermique et que nous pouvons utiliser pour des mesures en laboratoire.

Tableau 4 : Synthèse sur l'ensemble des sources et détecteurs infrarouges ainsi que les spectro-imageurs utilisés pour l'hyperspectral.

	<b>Description</b>	<b>Gamme spectrale</b>	<b>Avantages</b>	<b>Limitations</b>
<b>Sources lasers</b>	Oscillateurs paramétriques optiques (OPO)	2 - 20 $\mu\text{m}$	Une large plage spectrale. Une forte puissance.	Sensible aux variations mécaniques. Un fort encombrement.
	Laser à cascade quantique (QCL)	2 - 20 $\mu\text{m}$	Une large plage spectrale. Une forte puissance. Dimensions petites.	Nécessité d'un refroidissement.  Instabilité du pointé laser.
	Laser supercontinuum	2 - 13,3 $\mu\text{m}$	Une forte puissance. Une large plage spectrale. Dimensions petites.	Un fort bruit d'intensité.
	Laser à électrons libres (FEL)	5 - 16 $\mu\text{m}$	Une large plage spectrale	Onéreux. Plus grand en dimensions. Difficile à utiliser.
<b>Détecteurs infrarouges</b>	Thermiques	1 - 17 $\mu\text{m}$	Détection des signaux à haute luminosité.	Le temps de réponse lent. Le manque de sensibilité, suite au rayonnement non désiré provenant de l'environnement et de la température du détecteur.
	Photodétecteurs	0,45 - 15 $\mu\text{m}$	Meilleures performances que les détecteurs thermiques en termes de vitesse et de bruit.	Un courant d'obscurité plus élevé. La nécessité d'un refroidissement Une couverture spectrale plus petite.

<b>Spectro-imageurs hyperspectraux</b>	Spectro-imageurs à éléments dispersifs	0,4 - 2,5 $\mu\text{m}$	Étalement de l'information spectrale par dérivation des rayons. Obtention des spectres de tous les points de la scène.	La conception optique est complexe.  Le temps de collecte des cubes de données est long.
	Spectro-imageurs à filtres	0,4 - 4,5 $\mu\text{m}$	Obtention de l'information spectrale dans les longueurs d'onde d'intérêt. La flexibilité de choisir la gamme spectrale.	Une résolution spectrale faible qui dépend des filtres utilisés.  Un coût plus élevé.
	Spectro-imageurs à transformée de Fourier	1,5 - 5,4 $\mu\text{m}$ 7,7 - 11,8 $\mu\text{m}$	Un gain radiométrique important, puisque la quasi-totalité du flux incident est utilisé. Une très haute résolution spectrale. Les acquisitions d'images spectrales rapides.	La longueur d'onde des détecteurs peut varier d'un pixel à l'autre d'où la nécessité de s'assurer que tous les pixels mesurés ont la même réponse spectrale.

## 2. Domaines d'applications de l'imagerie hyperspectrale

### 2.1. Applications générales

L'utilisation de l'imagerie hyperspectrale se manifeste dans de nombreuses applications telles que :

- La médecine pour l'extraction du réseau veineux, la détection de mélanome (Lu et Fei 2014) ou la répartition des matières actives dans des comprimés pharmaceutiques (Gendrin et al. 2008). A titre d'exemple, (Akbari et al. 2011) ont utilisé un système d'imagerie dans le proche infrarouge entre 1000 et 2500 nm avec une résolution spectrale de 6,29 nm pour la détection du cancer, on trouve aussi (Roggo et al. 2005) qui ont détecté la contamination des comprimés pharmaceutiques par un système d'imagerie hyperspectrale opérant entre 1 et 12  $\mu\text{m}$  sur une surface de petite taille d'environ 810  $\mu\text{m}$  x 810  $\mu\text{m}$ .
- Les géosciences pour l'identification des minéraux (Baissa et al. 2010) et la cartographie (Homayouni 2005). En effet, l'analyse spectrale du rayonnement réfléchi et émis par la surface terrestre permet d'obtenir une source d'information importante sur les caractéristiques chimiques et minéralogiques des matériaux. On prend par exemple l'étude réalisée par (Baissa et al. 2010) couvrant la gamme de longueurs d'onde visible et proche infrarouge entre 400 et 2500 nm avec une résolution spectrale de 3 à 10 nm, et qui consiste à identifier les surfaces minérales afin de réaliser une cartographie de la région étudiée.
- La surveillance de sites industriels pour la détection d'émissions polluantes. Dans ce domaine (Deschamps 2012) a montré le potentiel de l'imagerie hyperspectrale à détecter les aérosols présents dans des panaches industriels dans les longueurs d'onde entre 400-2500 nm, afin de contrôler la pollution.
- La défense pour la discrimination, renseignement, ciblage, suivi de la prolifération, surveillance, détection d'anomalie, et décamouflage dans différentes bandes spectrales entre 1500 et 2500 nm, entre 3000 et 5000 nm et aussi entre 8000 et 13000 nm (Demur 2018).

### 2.2. Applications végétales

Les systèmes d'imagerie hyperspectrale appliqués à la végétation allant d'une simple estimation du contenu biochimique à la surveillance de la croissance des plantes. Les principales applications sont : l'estimation du contenu foliaire, la détection des maladies, la surveillance et la détection des stress.

**Estimation du contenu foliaire** permet une connaissance de l'état hydrique de la plante. Ceci est possible en raison des relations entre les processus biochimiques tels que la photosynthèse, et la concentration de produits biochimiques foliaires tels que la chlorophylle, l'eau, l'azote, la

lignine et la cellulose (Zhang et al. 2003 ; Yu et al. 2014 ; Zhang et al. 2015). Si nous prenons comme exemple la détection de l'azote, nous trouvons une étude réalisée en 2014 par Yu et ses co-auteurs et qui consiste à détecter l'azote dans les poivriers utilisant de l'imagerie hyperspectrale dans la région spectrale entre 380 et 1030 nm avec une résolution de 2,8 nm, il est composé d'une caméra CCD assemblée avec deux lampes halogènes de 150 W pour générer des images hyperspectrales par balayage de ligne.

**Surveillance des plantes** permet un contrôle non-destructif des feuilles en temps réel dans des zones à grande échelle (Matsuda et al. 2012 ; Yu et al. 2014). Des recherches ont été basées sur l'imagerie hyperspectrale en architecture pushbroom pour la surveillance de vieillissement des feuilles (Lara et al. 2013) dans la région spectrale entre 400 et 1000 nm avec une résolution spectrale de 3,2 nm (environ 189 longueurs d'onde), et la réflectance des feuilles arrachées (M. Lee et al. 2014) entre 400 et 900 nm avec 240 longueurs d'onde, ont montré que cette technique constitue une étape importante vers le développement de systèmes automatisés de la surveillance des feuilles.

**Détection de stress** produit par l'influence négative des différents facteurs externes et qui affectent la croissance des plantes, la productivité et la capacité de reproduction (Smith et al. 2004 ; Lichtenthaler 1996). Un système d'imagerie hyperspectrale en architecture snapshot a été utilisé par Behmann en 2014, opérant dans 120 longueurs d'onde de la gamme entre 430 et 890 nm avec une résolution spectrale de 4 nm, afin de détecter le stress des plantes dû à la sécheresse. Une autre étude réalisée par Zhang et al. en 2003 sur la détection des maladies attaquant les tomates dans la région spectrale entre 400 et 2500 nm utilisant 224 longueurs d'onde, a montré que la région proche infrarouge est plus utile que la plage spectrale visible pour détecter les maladies des cultures.

**Le phénotypage** c'est le fait d'obtenir des données sur les paramètres observables d'une plante lorsqu'elle interagit avec son environnement dans le but de déterminer la performance du végétal en ce qui concerne la biomasse et le rendement (Oerke et al. 2016 ; Kuska et al. 2015). L'étude de Oerke et ses co-auteurs a montré que leur système d'imagerie hyperspectrale dans la gamme visible et proche infrarouge entre 400 et 1000 nm d'une résolution spectrale de 0,7 nm en utilisant une caméra CCD associée à une lampe halogène de 100 W pour détecter les feuilles de vigne saines et d'autres malades par classification.

D'après les différents exemples d'applications cités précédemment, et comme il était constaté également dans le chapitre 1, l'imagerie hyperspectrale a été beaucoup utilisée dans les longueurs d'onde visible et proche infrarouge (jusqu'à 2500 nm) pour suivre et caractériser les propriétés physiques des plantes en raison de la simplicité des mesures et la disponibilité des instruments en laboratoires et en plein champ, et moins employée dans l'infrarouge moyen entre 3000 et 12000 nm qui permet d'analyser les mouvements vibrationnels des molécules de l'échantillon, ce qui nous a encouragé à poursuivre les études dans cette région spectrale.

### 3. Proposition d'un système d'imagerie actif

Les techniques d'imagerie ont démontré leur efficacité pour la caractérisation des échantillons, plus précisément la technique d'imagerie hyperspectrale qui nécessite une source d'éclairage maîtrisée, ou au moins caractérisée. Les études réalisées et les résultats prometteurs dans différentes gammes spectrales ont confirmé l'intérêt de poursuivre les études sur les propriétés physiques des cibles dans l'infrarouge moyen.

La plupart des systèmes commerciaux disponibles dans le marché fonctionnent dans les bandes spectrales visible et proche infrarouge, mais l'extension au domaine de l'infrarouge thermique reste délicate surtout pour les sources d'éclairage accordable. Une récente disponibilité des sources monochromatiques opérant jusqu'à  $11\ \mu\text{m}$  nous permet de proposer une architecture d'un système actif en imagerie hyperspectrale. Il s'agit d'utiliser un éclairage artificiel pour illuminer les échantillons sans besoin des filtres spectraux et collecter le rayonnement réfléchi par un imageur large bande thermique pour construire un hypercube d'images comme montré sur la Figure 38.

Pour ce faire, notre choix a porté sur l'utilisation d'un laser accordable comme source de lumière d'une puissance maximale de  $350\ \text{mW}$  en mode continu, et deux imageurs pour une acquisition large bande : un refroidi opérant entre  $3$  et  $5\ \mu\text{m}$  et l'autre bolométrique dans la bande spectrale entre  $7,5$  et  $13\ \mu\text{m}$ .

Ce système d'imagerie hyperspectrale active sera utilisé dans notre laboratoire, où la croissance des plantes est procédée dans une chambre de culture, pour le suivi de leur état hydrique dans un environnement contrôlé. Il s'agit précisément d'une détection précoce de besoin en eau des végétaux par une classification des spectres de réflexion que nous allons décrire dans le chapitre 4. L'architecture proposée pour notre système de mesure est schématisée ci-dessous et sera détaillée dans le chapitre suivant.

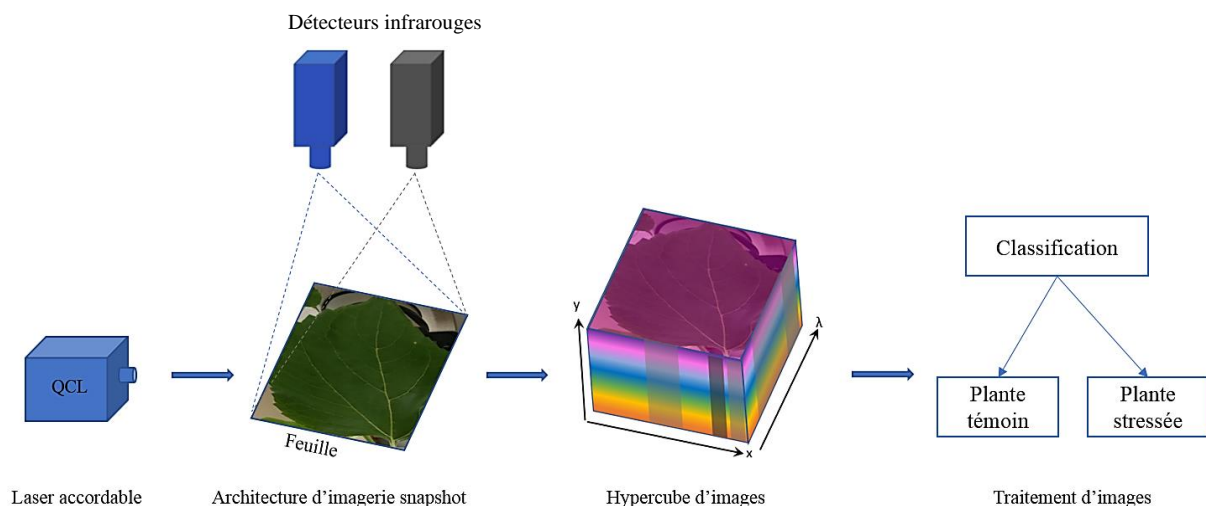


Figure 38 : Architecture du système d'imagerie hyperspectrale active dans l'infrarouge moyen.

## Chapitre 3 – Chaîne d’acquisition d’imagerie hyperspectrale active

Nous avons détaillé dans le chapitre précédent les différents composants constituant les systèmes d’imageries multi/hyper-spectrales. Dans ce chapitre nous présentons la chaîne d’acquisition d’imagerie hyperspectrale active utilisée dans le laboratoire pour la détection du stress hydrique. Ce système consiste à récupérer le flux lumineux diffusé par la surface d’une plante qui est éclairée par un laser accordable fonctionnant dans l’infrarouge moyen. La structure est de type « staring », chaque longueur d’onde utilisée pour éclairer la plante va correspondre à une image de l’hypercube. Cette chaîne d’acquisition est représentée sur la Figure 39 ; elle est composée de cinq blocs :

- Excitation laser monochromatique accordable, dans le domaine infrarouge entre 3,9 et 11  $\mu\text{m}$ .
- Système optique à base des miroirs à couche d’or large bande pour déporter et élargir le faisceau laser afin d’éclairer le diamètre souhaité de la surface d’échantillon. Ce système optique est composé de deux miroirs : plan et concave.
- Porte-échantillon pour le placement de la feuille et la maintenir bien tendue. Il est constitué de deux plaques en plastique, percées en leur centre d’un disque de 5 cm de diamètre.
- Écran diffusant spectralement contrôlé, de type *infragold* composé d’un revêtement métallique doré avec une réflectance typique entre 92-96 % dans la gamme de longueurs d’onde de 0,7 à 20  $\mu\text{m}$  (proche et moyen infrarouge).
- Système d’observation par imagerie composé d’une caméra à détecteur refroidi (3-5  $\mu\text{m}$ ) et d’une caméra bolométrique (7,5-13  $\mu\text{m}$ ).

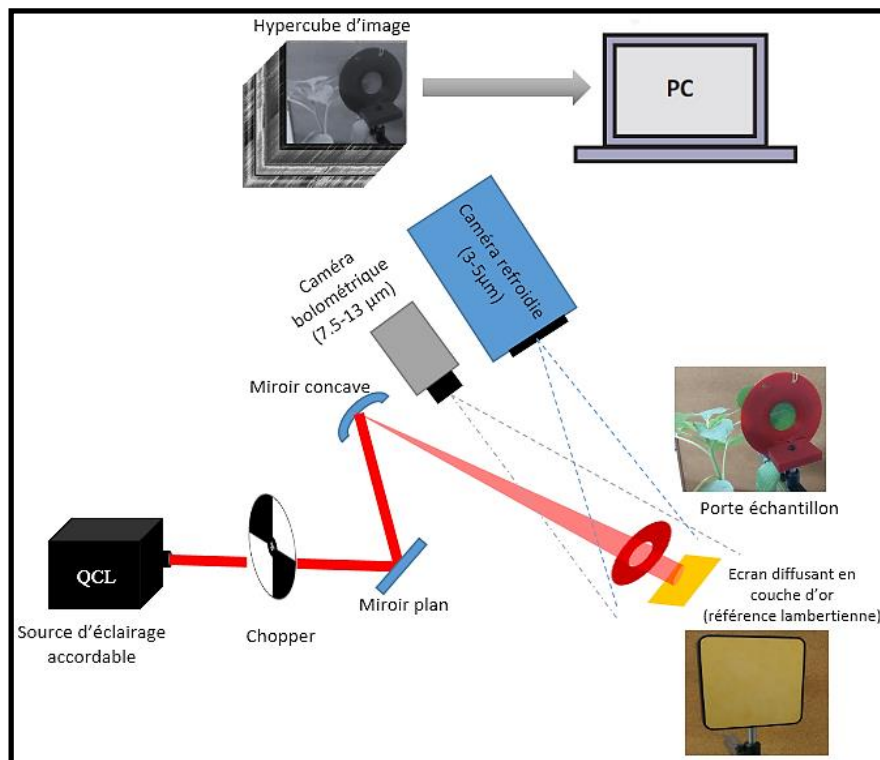


Figure 39 : Schéma de la chaîne d’acquisition.



L'objectif de ce chapitre est de présenter les caractéristiques essentielles de chaque élément et de la chaîne de mesure, susceptibles d'influer sur la qualité de l'estimation de la réflectivité spectrale de l'échantillon, qui représente la grandeur d'intérêt.

## 1. La source d'éclairage

### 1.1. Choix d'une source laser dans l'infrarouge

Sur l'architecture retenue, la source laser infrarouge est l'élément essentiel qui rassemble les fonctions d'émetteur et de sélection spectrale du rayonnement émis. Le faisceau, une fois mis en forme, doit éclairer l'échantillon de manière adéquate en termes de :

- Quantité de lumière : la compatibilité avec la dynamique des détecteurs choisis ou disponibles,
- Résolution spectrale et d'incrément de balayage,
- Stabilité au cours du balayage et du temps,
- Géométrie : forme de la tache laser.

Naturellement, les paramètres ci-dessus dépendent de l'application désirée : surface échantillon, résolution spatiale souhaitée, résolution spectrale, etc.

Au début de ce travail, les lasers QCLs sont devenus commercialement disponibles à des longueurs d'onde couvrant des plages spectrales jusqu'à 12  $\mu\text{m}$ . Ils peuvent fournir des puissances de sortie supérieures à 50 mW sur la totalité de la bande spectrale, à température ambiante.

Au moment de cette étude, le choix commercial étant très limité (2 constructeurs) et les caractéristiques techniques peu accessibles, il s'est davantage agi de vérifier la conformité des sources disponibles aux critères essentiels, et d'adapter le système autour de la source retenue.

- **Puissance minimale nécessaire**

Notre application envisage l'éclairage d'une scène de l'ordre d'une plante à une feuille : de quelques dizaines à centaines de  $\text{cm}^2$ . Une première estimation photométrique sur la chaîne de mesure indique qu'une puissance minimale garantie de 50 mW pour chaque longueur d'onde permettrait d'assurer un rapport Signal/Bruit (S/B) acceptable sur les détecteurs envisagés, en jouant sur l'étalement du faisceau le cas échéant. Nous reviendrons sur cet aspect.

- **Résolution spectrale minimale**

Dans le cas de l'investigation du stress hydrique sur les végétaux, l'étude (Buitrago, 2018) a été réalisée dans la gamme spectrale entre 1,4  $\mu\text{m}$  et 16,6  $\mu\text{m}$  avec une résolution spectrale de 1  $\text{cm}^{-1}$  (0,0008-0,110  $\mu\text{m}$ ), ciblant en particulier les raies d'absorption à : 1,44  $\mu\text{m}$ , 1,46  $\mu\text{m}$ , 1,94  $\mu\text{m}$ , 3,10  $\mu\text{m}$ , 3,33  $\mu\text{m}$ , 3,81  $\mu\text{m}$ , 3,97  $\mu\text{m}$ , 4,65  $\mu\text{m}$ , 5,87  $\mu\text{m}$ , 8,54  $\mu\text{m}$ , 9,78  $\mu\text{m}$ .

Il est apparu qu'une largeur de raie inférieure à 1  $\text{cm}^{-1}$  (0,001-0,1 $\mu\text{m}$ ), proposée par les constructeurs, associée à un incrément spectral inférieur à 10 nm, permettrait d'observer les mêmes phénomènes.

Pour notre étude, le choix s'est porté sur une source laser constituée d'un maximum de 4 modules QCLs (Daylight MIRCAT) accordables émettant dans le moyen infrarouge.

Les spécifications du constructeur indiquent un faisceau monomode longitudinal TEM<sub>00</sub> polarisé linéairement.

Les quatre modules du laser QCL fonctionnent dans des plages spectrales différentes, et sont combinées sur une sortie unique. Un arbitrage a dû être opéré pour correspondre aux plages des imageurs disponibles au laboratoire. Les caractéristiques détaillées de ce laser sont présentées en annexe.

## 1.2. Caractérisation du laser

### 1.2.1. Caractérisation en puissance

Nous avons commencé par la caractérisation de la puissance laser en mesurant la puissance maximale accessible de sortie de chaque QCL à l'aide d'une thermopile étalonnée. Pour la valeur de courant maximale indiquée par le constructeur, la puissance du faisceau de sortie est mesurée dans certaines plages spectrales en plaçant directement la thermopile face au laser comme montré sur la Figure 40-a. Ce détecteur thermopile a un temps de réponse d'environ 1s pour absorber le rayonnement du faisceau laser, le transformer en chaleur puis en tension grâce à l'effet thermoélectrique. Cette tension est directement proportionnelle à la puissance du rayonnement capté.

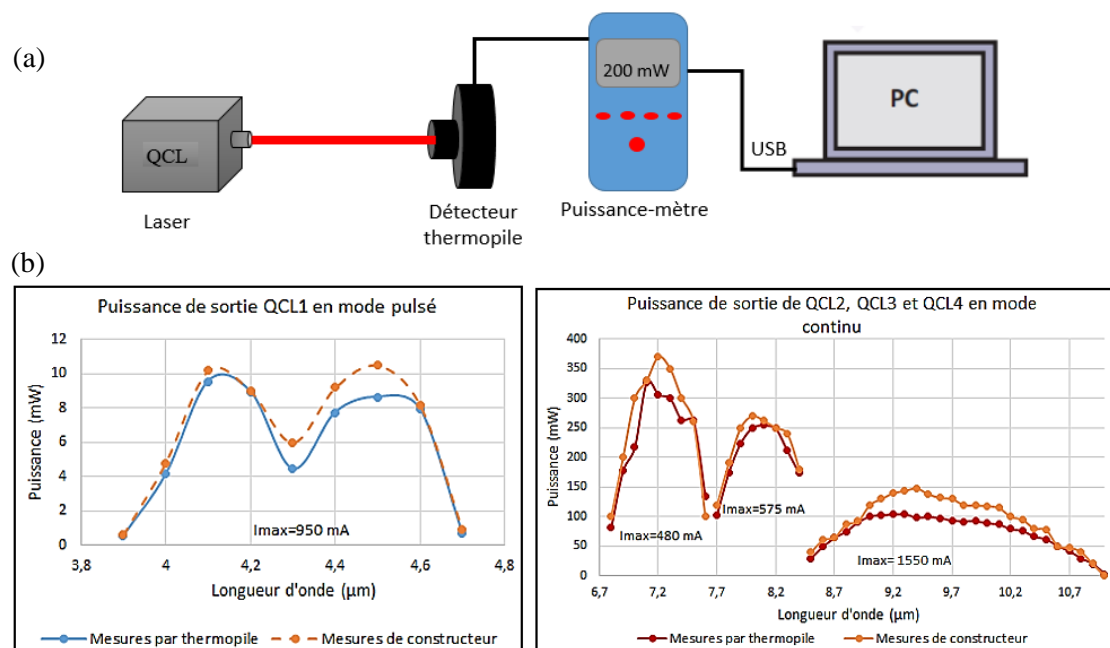


Figure 40 : (a) Montage de mesure de la puissance laser par thermopile. (b) Caractérisation du faisceau laser en puissance comparée aux mesures de constructeur placées en annexe.

Le premier spectre (gauche) de la Figure 40-b représente la puissance moyenne de sortie du laser QCL1 en mode pulsé, alimenté par un courant maximal de 950 mA sur une gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$ . Pour ce QCL, la puissance moyenne maximale mesurée est de 10 mW. Sur la même figure (droite), la puissance de sortie des trois autres QCLs a été mesurée à

des courants maximaux de 480 mA, 575 mA et 1550 mA respectivement, et nous avons obtenu 330 mW comme puissance maximale. Ces résultats permettent de vérifier les spécifications techniques données par le fournisseur (courbes présentées en annexe), nous remarquons une légère différence de 2 à 20 mW, sans incidence sur les objectifs de nos travaux. Ces courbes, obtenues par balayage spectral (ajustement du réseau en cavité externe) reproduisent l'allure de la courbe de gain disponible pour chaque module laser, lorsqu'il est alimenté à courant fixe et maximal autorisé. On notera sur la courbe de gauche les absorptions classiques dues au CO<sub>2</sub> à 4,3 μm.

Sur la figure de droite, on observe les transitions entre les modules pour les longueurs d'onde 7,6 et 8,4 μm. Autour de ces longueurs d'onde, d'intensité produite plus faible, un risque de désalignement de faisceau dû au changement du laser pourra intervenir. Le constructeur ne donne pas d'information à ce sujet, nous allons effectuer une caractérisation au cours de ce chapitre.

### 1.2.2. Résolution spectrale

La caractérisation de la largeur de raie du laser n'a pas pu être effectuée au laboratoire, faute d'autocorrélateur disponible dans les longueurs d'onde considérées.

Nous utilisons donc les valeurs fournies par le constructeur : une valeur de 1 cm<sup>-1</sup> pour la largeur à mi-hauteur va correspondre à des longueurs d'onde selon le tableau ci-dessous, en appliquant l'approximation suivante :

$$\Delta\lambda = \lambda^2 \times \Delta\sigma \quad (1)$$

Avec :  $\Delta\lambda$  la largeur de raie spectrale,  $\Delta\sigma$  la largeur à mi-hauteur fournie par le constructeur,  $\lambda$  la longueur d'onde.

Tableau 5 : Largeur de raie à différentes longueurs d'onde correspondant à une largeur à mi-hauteur d'un cm<sup>-1</sup>.

Longueur d'onde (μm)	3,9	4,7	7,9	10,8
Largeur de raie (nm)	1,52	2,2	6,24	11,66

Parallèlement, l'incrément en longueur d'onde proposé par le constructeur est variable avec un minimum de 1 nm.

Si nous mettons en regard les valeurs de résolution utilisées dans l'étude de (Buitrago, 2018) qui utilise un dispositif de type interféromètre à Transformée de Fourier, nous constatons que le laser proposé par (Daylight MIRCAT) avec une résolution spectrale de 1 cm<sup>-1</sup> serait en mesure de proposer une résolution spectrale théorique équivalente : une largeur de raie inférieure à 12 nm associée à un incrément de 1 nm.

## 2. Imageurs utilisés

Nous avons utilisé deux caméras pour l'acquisition des images dans le Moyen Infra-Rouge (MIR) : une caméra refroidie de type InSb (Antimoniure d'Indium) fonctionnant entre 3 et 5 μm, et une caméra à microbolomètre non refroidi à l'oxyde de vanadium (V<sub>2</sub>O<sub>5</sub>) opérant dans

la bande spectrale entre 7,5 et 13  $\mu\text{m}$ . Les principales spécifications techniques des caméras sont les suivantes :

Tableau 6 : Caractéristiques techniques des détecteurs infrarouges (FLIR).

Caractéristiques techniques	FLIR SC5000	FLIR A65
Gamme spectrale ( $\mu\text{m}$ )	2,5 – 5,1	7,5 - 13
Résolution thermique NETD (mK)	20	50
Codage (Digital Level – DL)	16 bits (65536 DL)	14 bits (16384 DL)
Résolution spatiale	320 x 256	640 x 512
Fréquence d’image (Hz)	5-170	30
Diamètre de l’optique d’entrée (cm)	3	2,3
Focale (mm)	27	25

Nous remarquons que les caractéristiques signal/bruit sont données sous la forme de la résolution thermique (NETD : Noise Equivalent Temperature Difference), car ces deux caméras sont habituellement destinées à la thermographie.

Chaque détecteur possédant une courbe de sensibilité spectrale particulière, nous devons caractériser la chaîne de mesure {Source + détecteur}. Le résultat est présenté sur les courbes ci-dessous. Il est exprimé en double échelle : niveaux numériques (DL, Digital Level) et puissance (mW).

Cette échelle de puissance sera estimée à partir du point de fonctionnement  $P_{max}$  ( $I_{max}$ ) donné par le constructeur à chaque longueur d’onde. Nous calculons l’intégrale d’une image du faisceau laser sur le diffuseur « Infragold », et le référençons par rapport au point de fonctionnement ci-dessus. En modifiant le courant d’alimentation de chaque QCL, nous pouvons déterminer la puissance correspondante.

La Figure 41-a, montre les courbes de puissance à différents courants de commande pour chaque longueur d’onde en mode pulsé en utilisant la caméra InSb. De même pour les trois autres QCLs, la puissance de sortie est mesurée en mode continu en utilisant la caméra microbolomètre comme l’illustre la Figure 41-b, c et d. Cette caractérisation facilite par la suite le choix des courants de commande pour sélectionner une puissance donnée.

Sur les courbes ci-dessous, nous pouvons retrouver l’allure classique d’une courbe courant/puissance d’un laser de type semi-conducteur, avec décalage du courant de seuil en fonction de la longueur d’onde choisie. Le courant de seuil est maximal pour les longueurs d’onde haute et basse de la plage, alors que le seuil minimal est associé au gain maximal générant.

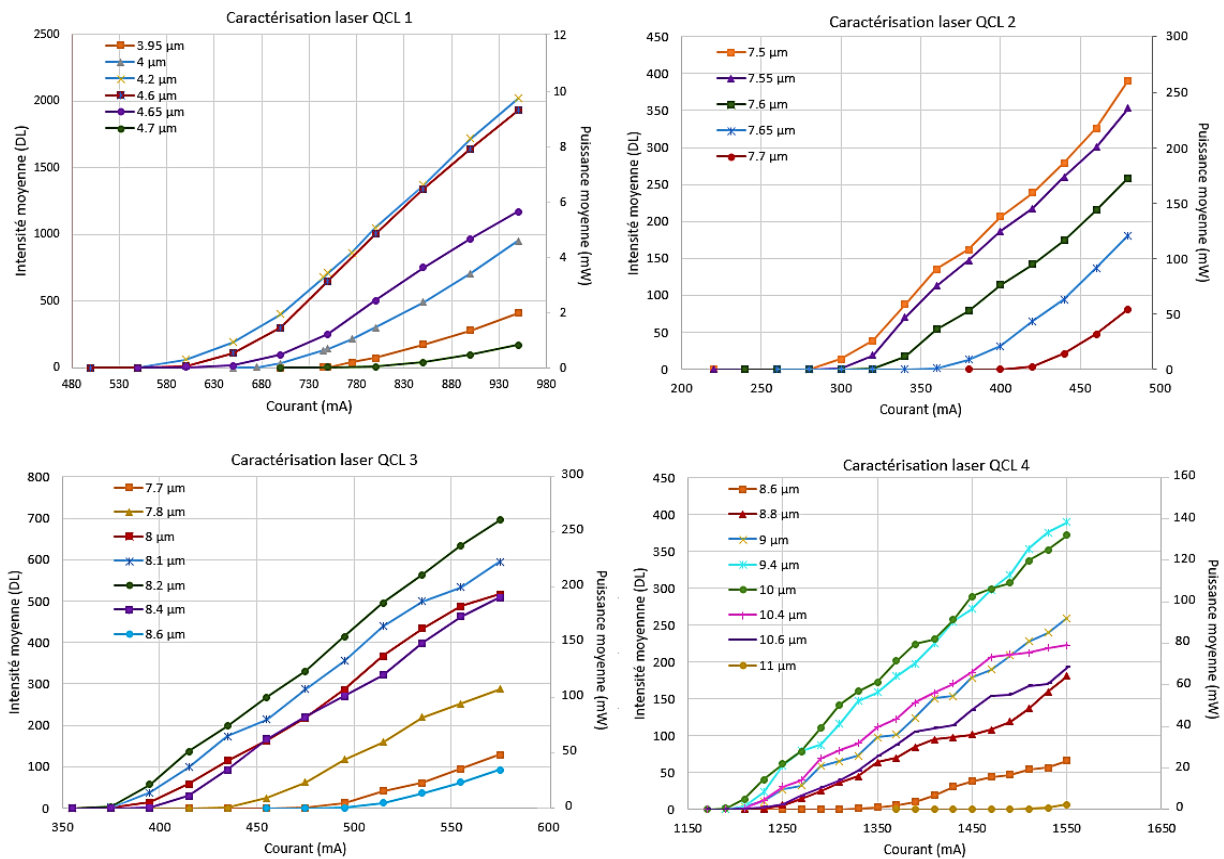


Figure 41 : Intensité moyenne en fonction du courant de commande des 4 QCLs enregistrée à différentes longueurs d'onde. (a) QCL1 en mode pulsé. Données enregistrées pour une largeur d'impulsion de 500 ns et un rapport cyclique de 5 % à 19°C. Les trois autres QCLs en mode continu à 19°C. (b) QCL2, (c) QCL3, (d) QCL4.

### 3. Système optique

Le rôle du système optique est de déporter et élargir le faisceau laser vers l'échantillon. Le déport sera effectué par un miroir plan, et l'élargissement par un miroir sphérique. Le choix d'une optique à miroirs est dicté par l'étendue spectrale de l'expérimentation.

Cet élargissement du faisceau permet d'ajuster le compromis surface / intensité, en fonction de la puissance disponible et de la sensibilité des détecteurs.

Rappelons que le faisceau laser avant mise en forme est supposé gaussien  $TEM_{00}$ , de taille 2,5 mm (rayon à  $1/e^2$ ), avec une demi-divergence (intensité à  $1/e^2$ ) de 2 mrad à la longueur d'onde de 4  $\mu\text{m}$  (spécifications constructeur).

Sur la base d'une puissance disponible minimale de 50 mW à répartir sur le faisceau, en évitant les phénomènes de saturation et de sous-exposition des détecteurs, nous parvenons à une valeur pratique de 5 cm de diamètre sur l'échantillon. Une approche photométrique, basée sur les sensibilités NETD des caméras communiquées par les constructeurs, est présentée en annexe.

#### Miroir plan

Le premier miroir est de type plan à couche d'or. La diffraction est habituellement considérée comme négligeable à partir de :

$$\phi_{miroir} \geq 3 \times \phi_{rayon} \left( \frac{1}{e^2} \right) \quad (2)$$

Pour une taille de  $3 \times \phi_{rayon} (1/e^2) = 7,5 \text{ mm}$ , nous avons choisi un miroir d'une dimension d'un pouce (25,4 mm). Ce miroir peut être utilisé dans une gamme spectrale entre 800 nm et 20 $\mu\text{m}$  et avec une réflectivité moyenne supérieure à 98 %.

### Miroir sphérique

Le miroir sphérique a pour but d'élargir le faisceau à 5 cm de diamètre sur une distance  $d_{2E}$  de 60 cm. Soit le montage de la Figure 42, le faisceau laser est déporté dans un premier temps par un miroir plan M1 et puis étendu par un miroir sphérique M2.

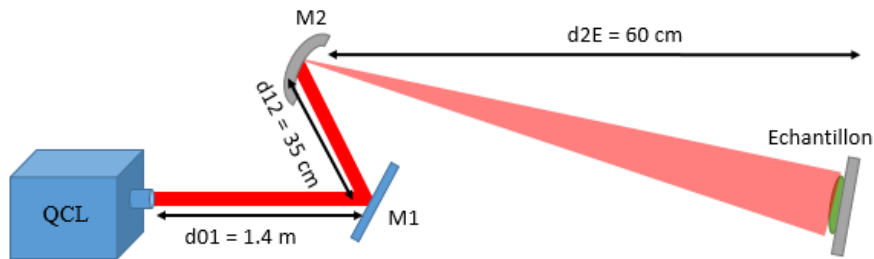


Figure 42 : Montage de trajet du faisceau laser.

D'après le calcul présenté en annexe, nous avons opté pour un miroir sphérique en couche d'or de mêmes dimensions que le miroir plan et qui fonctionne aussi dans la même gamme spectrale avec une distance focale de 150 mm. Cette focale permet, pour une distance de 35 cm entre les deux miroirs, d'éclairer circulairement sur 5 cm de diamètre la surface de l'échantillon.

Il est à noter que le faisceau, initialement supposé gaussien (circulaire), subira une compression latérale lors du passage dans le miroir sphérique. La répartition énergétique non circulaire devra être prise en compte lors des traitements ultérieurs.

## 4. Principes d'acquisition et de traitement

Le schéma de la Figure 43 illustre le calcul de signal d'intérêt. Avec l'acquisition préalable des images de fond, nous pouvons la soustraire pour isoler le signal laser. Le rapport entre les flux mesurés sur la surface de référence et l'échantillon permet de calculer la réflectance spectrale, également nommée taux de réflexion, qui est notre signal d'intérêt, en suivant la formule suivante :

$$\rho(x, y, \lambda) = \frac{I_{\text{échantillon}}(x, y, \lambda)}{I_{\text{référence}}(x, y, \lambda)} \quad (3)$$

Avec :  $I_{\text{référence}}$  et  $I_{\text{échantillon}}$  : l'intensité du signal projeté sur la référence lambertienne et sur la surface de l'échantillon respectivement. Cependant ces intensités ne sont pas directement accessibles, car les mesures  $I_{\text{éch\_mes}}$  et  $I_{\text{réf\_mes}}$  se voient affectées par différents bruits et artéfacts.

Ces intensités sont estimées comme suit :

$$I_{réf\_mes}(x, y, \lambda) = I_{référence}(x, y, \lambda) + B_{référence}(x, y, \lambda) \quad (4)$$

$$= I_{laser\_réf}(x, y, \lambda) \times B_{laser\_réf}(x, y, \lambda) - (I_{fond\_réf}(x, y) + B_{fond\_réf}(x, y))$$

$$I_{éch\_mes}(x, y, \lambda) = I_{échantillon}(x, y, \lambda) + B_{échantillon}(x, y, \lambda) \quad (5)$$

$$= I_{laser\_éch}(x, y, \lambda) \times B_{laser\_éch}(x, y, \lambda) - (I_{fond\_éch}(x, y) + B_{fond\_éch}(x, y))$$

Avec

- $I_{laser\_réf}(x, y, \lambda)$  et  $I_{laser\_éch}(x, y, \lambda)$  représentent une grandeur proportionnelle au flux provenant de la scène lorsque le laser éclaire la référence ou l'échantillon à la longueur d'onde  $\lambda$ .
- $B_{laser}$ ,  $B_{fond\_ref}$  et  $B_{fond\_éch}$  représentent les amplitudes de bruits présents sur les images éclairées et les images de fond, pour la référence et l'échantillon. Le bruit présent dans les images éclairées est supposé de type « Bruit multiplicatif » et pour les images de fond, il s'agit d'un « Bruit additif ».

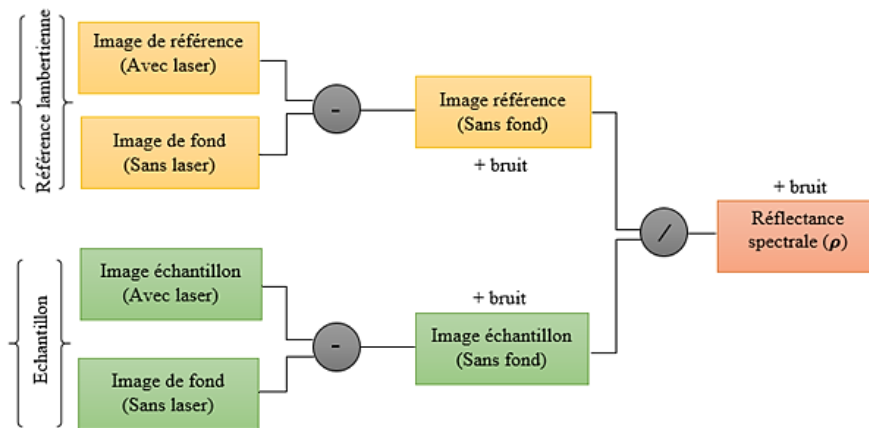


Figure 43 : Chaîne d'extraction de la réflectance spectrale.

Rappelons que la plage spectrale entre 3,9 et 11  $\mu\text{m}$  correspond à l'infrarouge dit « thermique », car l'émission naturelle due à la température du radiateur de Planck à température ambiante est maximale autour de 10  $\mu\text{m}$ . Il est donc nécessaire d'effectuer une acquisition du fond de scène  $I_{fond}(x, y)$  pour la soustraire de chaque mesure.

La diffusion du faisceau laser sur l'échantillon (ou sur la référence) est enregistrée par la caméra adéquate. Comme le faisceau n'est pas uniforme (allure gaussienne déformée), il est important que l'éclairage spatial soit en tout point identique sur la référence et l'échantillon, pour effectuer l'opération de normalisation présente dans le calcul de  $\rho(x, y, \lambda)$ .

#### 4.1. Propriétés des images de fond

Les images de fond  $I_{fond}(x, y)$  correspondent à l'émission thermique de la scène dans la bande du détecteur, lorsque le laser est éteint. Par défaut, la scène étant globalement thermalisée à température ambiante dans un environnement autour de 300 °K, le signal entre typiquement dans la dynamique de mesure des caméras thermiques usuelles.

La Figure 44-a représente l'image de fond de la référence lambertienne acquise par la caméra SC5000 (3-5  $\mu\text{m}$ ) au format 16 bits (65536 DL). Le profil de la ligne tracée au milieu de l'image

représente une amplitude moyenne de l'ordre de 500 DL. Ce niveau faible détecté par la caméra est dû au temps d'intégration<sup>19</sup> utilisé pour éviter la saturation du détecteur lors de l'acquisition de  $I_{réf\_mes}$ , pour laquelle la valeur du signal est élevée :  $t_i = 75 \mu s$ .

La Figure 44-b illustre l'image de fond acquise sous 14 bits (16384 DL) par la caméra bolométrique A65 (7,5-13  $\mu m$ ). Le profil de la ligne tracée sur l'image représente une intensité moyenne  $I_{fond}$  de l'ordre de 3000 DL.

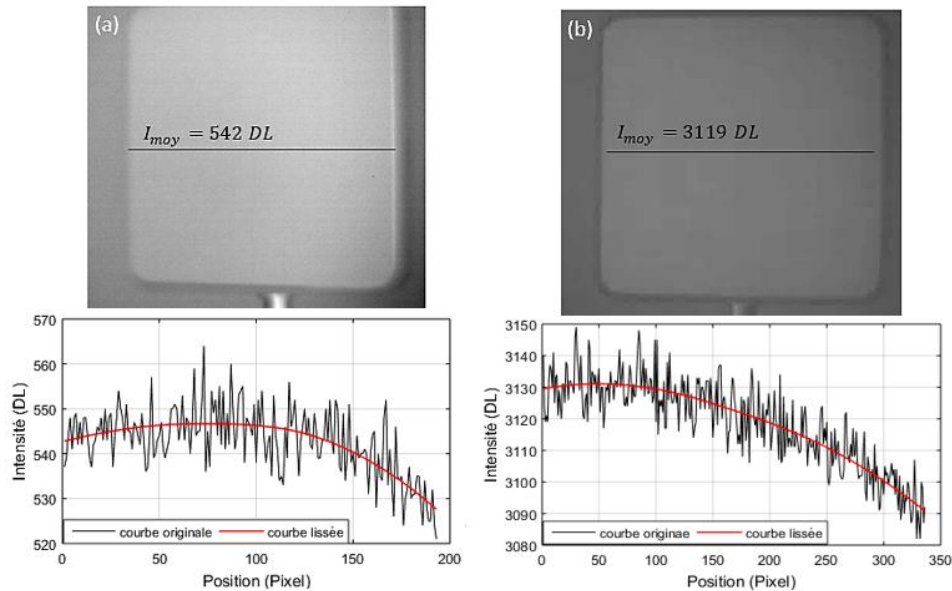


Figure 44 : (a) Image de fond de la surface de référence, prise par la caméra SC5000 et le profil d'intensité de la ligne tracée au milieu avant et après lissage.  
(b) Image de fond prise par la caméra A65 et le profil d'intensité de la ligne tracée au milieu avant et après lissage.

Nous souhaitons isoler puis caractériser en amplitude le bruit haute fréquence présent dans les images. Nous appliquons un lissage, puis une soustraction du signal lissé, et obtenons les tracés montrés sur la figure ci-dessous.

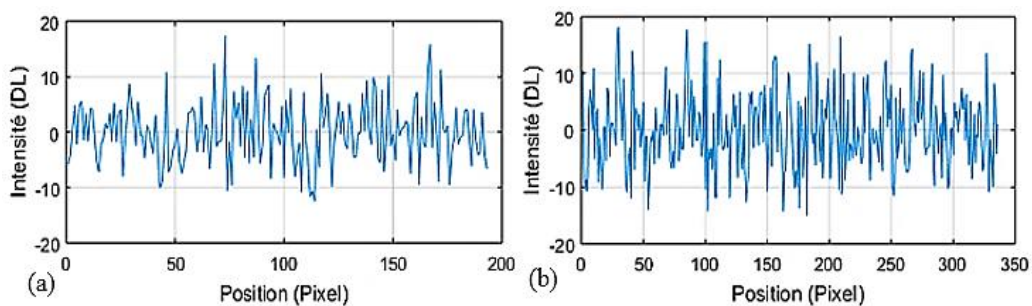


Figure 45 : Bruit typique présent sur l'image de fond.  
(a) prise par la caméra SC5000 (3-5  $\mu m$ ).  
(b) prise par la caméra A65 (7,5-13  $\mu m$ ).

Le bruit typique montré sur la Figure 45 présente un écart-type  $B_{fond}(x,y)$  de 6 DL pour l'image de fond prise par la caméra SC5000, et 7 DL pour celle prise par la caméra A65.

Nous ferons par la suite l'hypothèse que l'incertitude associée au bruit reste inchangée sur chaque mesure, si le temps d'intégration reste identique.



De même, la Figure 46-a montre l'image de fond de l'échantillon prise par le détecteur refroidi opérant entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  ; au-dessous le profil de la ligne tracée sur la surface de l'échantillon qui représente une amplitude moyenne de 8307 DL. La Figure 46-b représente l'image de fond acquise par la caméra A65, dans la gamme spectrale entre 7,5 et 13  $\mu\text{m}$ , d'une amplitude moyenne de 2349 DL.

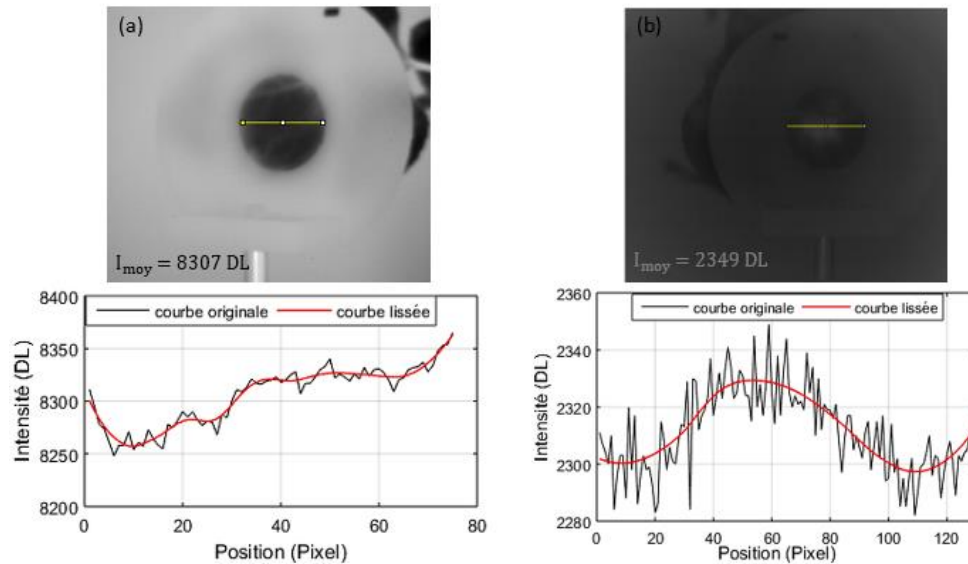


Figure 46 : (a) Image de fond de l'échantillon prise par la caméra SC5000 et profil d'intensité de la ligne tracée, avant et après lissage.  
(b) Image de fond de l'échantillon prise par la caméra A65 et profil d'intensité de la ligne tracée, avant et après lissage.

Après lissage du signal obtenu sur chaque image par régression locale, nous obtenons le bruit présenté sur la Figure 47. Nous Observons que les variations d'intensité locale de l'échantillon obligent à un compromis entre le lissage et la préservation du bruit.

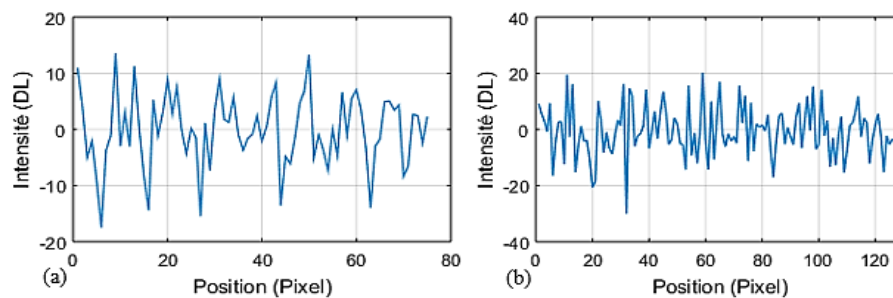


Figure 47 : Bruit typique présent sur l'image de fond de l'échantillon.  
(a) prise par la caméra SC5000 (3-5  $\mu\text{m}$ ).  
(b) prise par la caméra A65 (7,5-13  $\mu\text{m}$ ).

Nous observons que le bruit présent sur l'image de fond de l'échantillon prise entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  (Figure 47-a) présente un écart-type de 6 DL, et un écart type 9 DL sur le profil d'image prise par le bolomètre entre 7,5 et 13  $\mu\text{m}$  (Figure 47-b).

Le tableau ci-dessous résume les caractéristiques des images de fond prises par les deux détecteurs. Nous remarquons que l'amplitude du signal détecté par la caméra SC5000 dépend du temps d'intégration utilisé pour éviter la saturation. Nous remarquons également que les

bruits présents sur les images d'échantillon et des images de référence sont du même ordre de grandeur, inférieurs à 10 DL.

Rappelons également que deux temps d'intégration différents ont été utilisés pour la caméra SC5000 : 75  $\mu\text{s}$  pour l'acquisition de  $I_{fond\_ref}$ , et 700  $\mu\text{s}$  pour l'acquisition de  $I_{fond\_ech}$ . Malgré ces différences, nous observons que les bruits  $B_{fond\_ref}$  et  $B_{fond\_ech}$  présentent une amplitude similaire, de l'ordre de 6 DL.

Tableau 7 : Extraction des caractéristiques des images de fond.

Détecteurs	Image référence		Image échantillon	
	$A_{moy}$ (DL)	$B_{fond}$ (DL)	$A_{moy}$ (DL)	$B_{fond}$ (DL)
Caméra SC5000	542	6	8307	6
Caméra A65	3119	7	2349	9

## 4.2. Propriétés des images laser

Nous étudions les propriétés générales des images  $I_{laser}$ , éclairant successivement la surface de référence et l'échantillon, pour deux longueurs d'onde choisies :

- $\lambda = 4 \mu\text{m}$ , correspondant à la puissance maximale du laser adressant la caméra refroidie entre 3 et 5  $\mu\text{m}$ ,
- $\lambda = 8 \mu\text{m}$ , correspondant à la puissance maximale des lasers adressant la caméra bolométrique entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ .

### Surface de référence

L'illumination laser de la surface de référence et de l'échantillon s'effectue sous forme d'un faisceau monochromatique initialement gaussien, dont le profil est légèrement déformé par le passage dans l'optique à miroirs.

La Figure 48 présente l'image de la surface éclairée de la référence lambertienne à 4  $\mu\text{m}$  acquise par la caméra refroidie sur la bande spectrale entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  avant et après soustraction de fond. Nous remarquons une allure générale gaussienne, affectée par la présence des grains de speckle (granularité laser), d'une taille moyenne de 5 pixels (calcul en annexe).

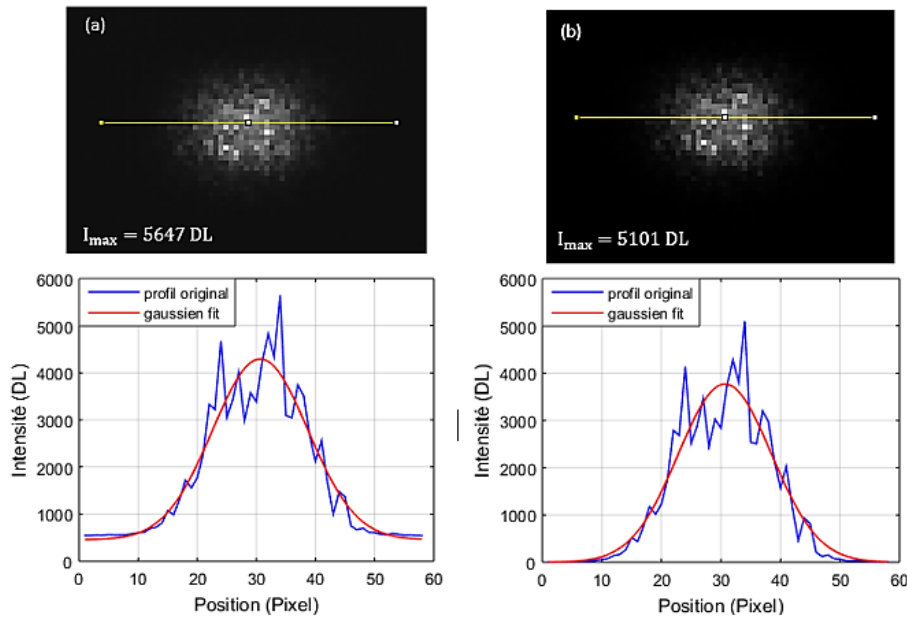


Figure 48 : Granularité laser à  $4 \mu\text{m}$  présente sur la surface de la référence. Image caméra SC5000 (temps d'intégration :  $75 \mu\text{s}$ ).

(a)  $I_{laser\_ref}(x,y,\lambda)$  : avant soustraction de fond. (b)  $I_{ref\_mes}(x,y,\lambda)$  : après soustraction de fond.

Le profil de la Figure 48-a est d'amplitude maximale ( $I_{max}$ ) de 5647 DL avant soustraction de fond et de 5101 DL après soustraction (Figure 48-b). La courbe rouge présente une interpolation gaussienne. L'ondulation maximale due au speckle  $B_{laser}$  est de l'ordre de 1500 DL, soit près de 30 % de l'amplitude maximale du signal.

De même, nous représentons ci-dessous l'image du faisceau laser à  $8 \mu\text{m}$  projeté sur la surface de référence (diffuseur lambertien), acquis par la caméra bolométrique A65 sur la bande spectrale entre  $7,5$  et  $13 \mu\text{m}$ , avant et après soustraction du fond. La taille moyenne des grains de speckle est de 6 pixels (calcul en annexe).

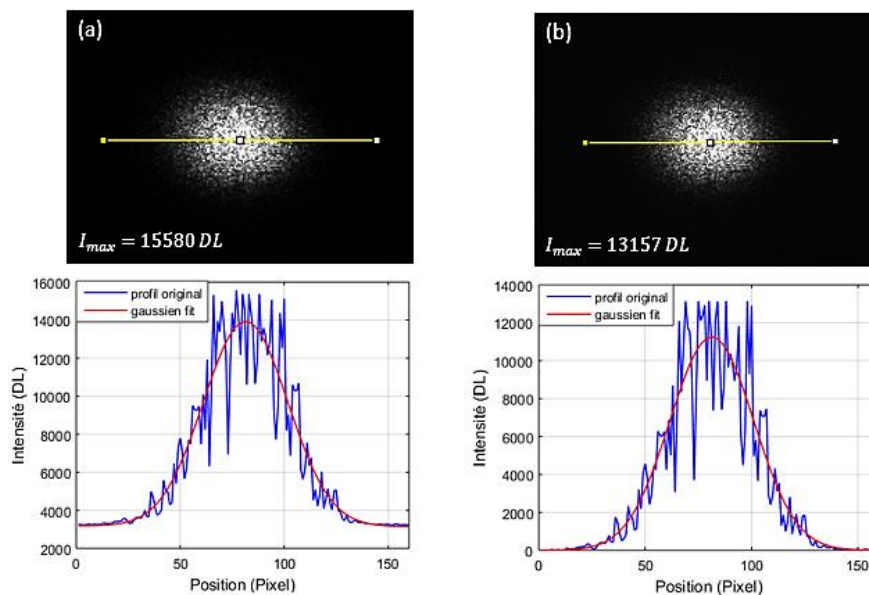


Figure 49 : Granularité laser présente sur la surface de la référence prise par la caméra A65 à  $8 \mu\text{m}$ . (a) avant soustraction de fond. (b) après soustraction de fond.

L'amplitude maximale du signal de la gaussienne est 11240 DL pour l'image (b), avec une ondulation due au speckle d'environ 1750 DL, soit environ 15 %.

### Échantillon végétal

De même pour l'échantillon, nous présentons ci-dessous le faisceau laser à 4  $\mu\text{m}$  projeté sur la surface de l'échantillon à 4  $\mu\text{m}$ , détecté par la caméra refroidie sur la gamme spectrale entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  avec un temps d'intégration de 700  $\mu\text{s}$ . Remarquons que ce temps est différent de celui utilisé pour la référence lambertienne (75  $\mu\text{s}$ ), afin de collecter un signal suffisant sur la surface de l'échantillon et de sortir du bruit du détecteur.

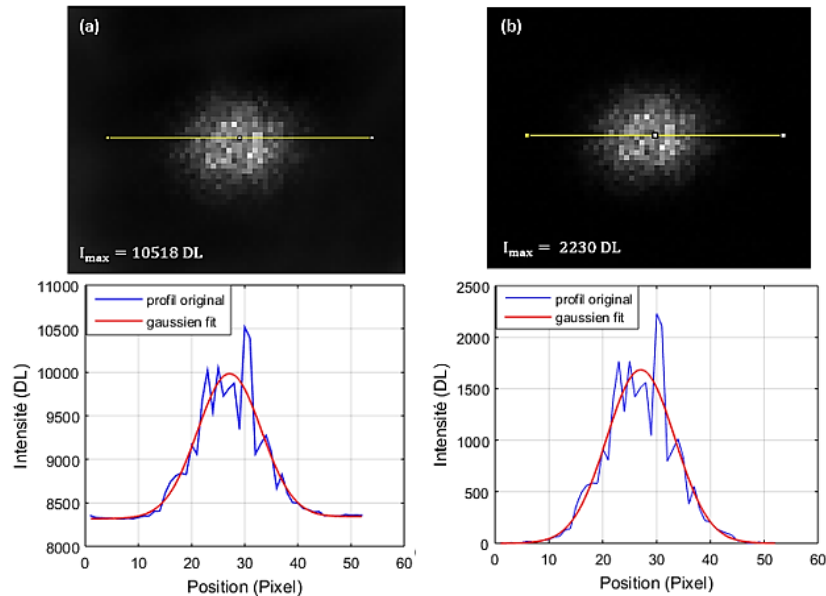


Figure 50 : Granularité laser présente sur la surface de l'échantillon prise par la caméra SC5000 à 4  $\mu\text{m}$  (temps d'intégration : 700  $\mu\text{s}$ ).  
(a) avant soustraction de fond. (b) après soustraction de fond.

Nous constatons une amplitude maximale de 2230 DL après soustraction du fond. L'interpolation gaussienne présente une amplitude de 1683 DL après soustraction du fond. L'ondulation maximale due au speckle sur la zone de mesure est d'environ 500 DL, soit environ 30 % de l'amplitude du signal utile.

L'observation de l'échantillon éclairé à 8  $\mu\text{m}$  est présentée ci-dessous.

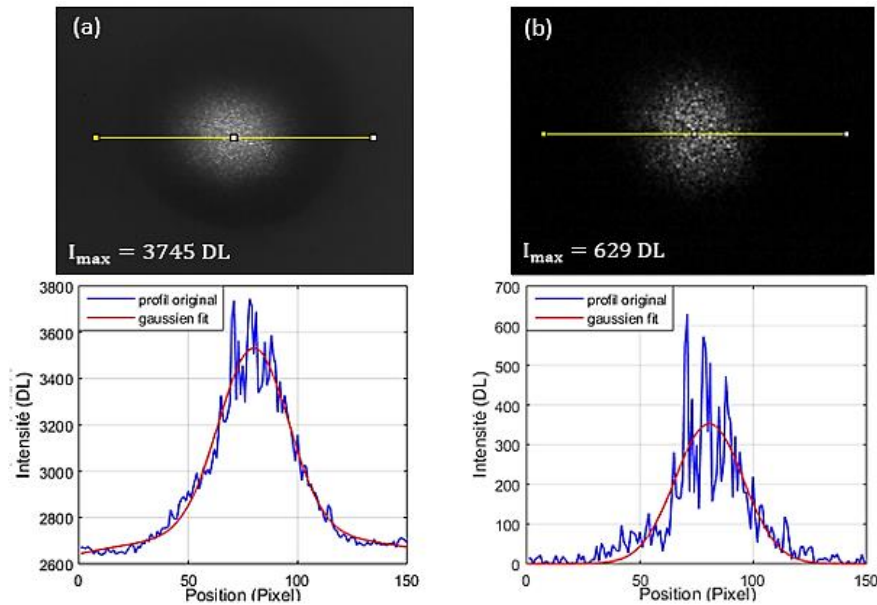


Figure 51 : Granularité laser présente sur la surface de l'échantillon prise par la caméra A65 à 8 µm. (a) avant soustraction de fond. (b) après soustraction de fond.

Le faisceau laser projeté sur la surface de l'échantillon à 8 µm présente une amplitude maximale d'environ 900 DL et une ondulation maximale du speckle d'environ 300 DL, soit près de 50 % de l'amplitude du signal utile. Le tableau ci-dessous résume les caractéristiques extraites des images éclairées de la référence et de l'échantillon :

Tableau 8 : Comparaison des amplitudes  $I_{laser}$  constatées à 4 µm et 8 µm (sommet de gaussienne).

Caractéristiques		Section sur Image de référence lambertienne	Section sur Image de l'échantillon végétal
4 µm	$A_{max}$ (DL) Après interpolation	3563	1683
	Ondulation Speckle maximale (DL)	1500	500
8 µm	$A_{max}$ (DL) Après interpolation	11240	353
	Ondulation Speckle maximale (DL)	1750	300

Plusieurs observations doivent être établies :

L'ondulation de speckle, dont la dimension varie entre 2 et 6 pixels selon la caméra et la longueur d'onde, présente une oscillation de l'ordre de 15 % à 30 % de l'intensité locale.

Les grains de speckle sont stables à une longueur d'onde précise, mais changent de position lors du balayage en longueur d'onde, ou du repositionnement éventuel de la cible lambertienne ou de l'échantillon.

La présence d'une importante modulation spatiale pseudo-aléatoire du signal compromet le calcul de la réflectivité locale. Il s'agit d'une limitation intrinsèque à l'architecture retenue, qui utilise un éclairage spatialement cohérent à bande étroite.

Les propriétés du speckle (taille, répartition) varient naturellement avec la longueur d'onde du laser. Selon les applications, il pourra être soit exploité, soit éliminé. Dans notre cas, pour valider les qualités métrologiques de l'architecture, il est indispensable de s'en affranchir :

- **Des techniques matérielles** de brouillage de speckle (voir annexe) peuvent être mises en œuvre pour réduire la cohérence spatiale du laser. Malheureusement, de nombreuses techniques usuelles -comme la traversée d'un disque transparent en rotation- destinées à un fonctionnement à longueur d'onde fixe, doivent être écartées. Dans le cadre de ce travail, il n'a pas été possible d'éliminer expérimentalement le speckle.
- **Des techniques logicielles** comme le moyennage spatial permettent, au prix d'une perte de résolution spatiale, de réduire l'influence du speckle.

Dans l'attente d'une évolution de l'architecture matérielle du banc (attendue dans le cadre d'une nouvelle thèse), nous appliquerons dans la suite de cette étude un moyennage spatial de la zone d'exposition laser.

Cette opération de moyennage aura pour effet de renoncer -provisoirement- à la définition spatiale de l'imageur. Cependant elle permettra tout de même la poursuite de l'investigation des propriétés spectrales  $\rho(\lambda)$ , incluant la mise en évidence des transformations spectrales précoces dans le cadre du stress hydrique végétal.

#### 4.3. Répétabilité des acquisitions

Dans le cadre d'estimations moyennées de la réflectivité  $\rho(\lambda)$ , les images de fond doivent être acquises régulièrement, pour compenser les éventuelles dérives thermiques de la scène ou autres défauts de répétabilité. Ces derniers peuvent provenir notamment de :

- Fluctuations thermiques lentes de la scène au cours de la journée (cycle horaire ou journalier).
- Transfert thermique du laser sur l'échantillon ou sur la référence.
- Dérives liées aux caméras et à leur compensation interne en température.

Nous avons souhaité évaluer ce second effet sur les deux gammes de longueur d'onde traitées, pour les puissances maximales disponibles (cas les plus défavorables) : 11 mW à  $\lambda = 4 \mu\text{m}$  et 280 mW à  $\lambda = 8 \mu\text{m}$ .

Dans les conditions usuelles d'acquisition ( $T_{amb} = 22 \text{ }^\circ\text{C}$ , éclairage laser durant 0,17 s), une série d'images a été acquise pour une durée de 15 minutes pour mettre en évidence une éventuelle dérive d'intensité  $\Delta I$  sur la zone d'éclairage matérialisée en rouge.

## Images de fond sur la surface de référence

La surface de référence est un bloc métallique fortement diffusant, seule une faible fraction ( $< 8\%$ ) de la puissance incidente est absorbée et transformée en chaleur. La dérive thermique due au laser peut alors être négligée.

La courbe de la Figure 52-b montre la dérive thermique du signal collecté par l'imageur refroidi acquise entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  après allumage et extinction du laser (0,17 s). La Figure 52-c représente l'incertitude associée à la moyenne spatiale sur la zone tracée.

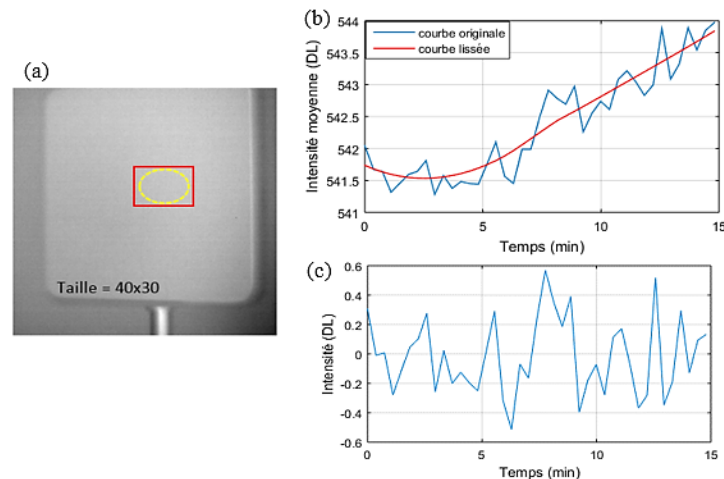


Figure 52 : (a) Zone de mesure (rouge) sur l'image de référence observée par la caméra SC5000, en pointillé la position de la tache laser.

(b) Intensité moyenne représentant la dérive thermique observée sur 3 à 5  $\mu\text{m}$  pour une durée de 15 minutes d'acquisition.

(c) Variation autour de la moyenne spatiale des mesures.

Nous observons sur la courbe rouge une variation lente  $\Delta I$  de 2,7 DL sur 15 minutes, qui est inférieure à l'incertitude du signal acquis par le détecteur ( $B_{fond} = 6$  DL). Nous obtenons également après lissage de la courbe originale par régression locale et soustraction, l'incertitude de répétition montrée sur la Figure 52-b d'un écart-type de 0,3 DL.

Dans le cas du QCL1 émettant une puissance de 11 mW à 4  $\mu\text{m}$  en mode pulsé, la dérive thermique ( $\Delta T$ ) induite est donc comparable voire inférieure au bruit d'acquisition du pixel ( $B_{fond}$ ).

De même pour la caméra bolométrique initialement éteinte, une séquence d'images a été prise pour un éclairage à 8  $\mu\text{m}$ , le QCL 3 éclaire la référence lambertienne avec un flux total réparti de 280 mW. Le profil de l'intensité moyenne est présenté sur la Figure 53-b.

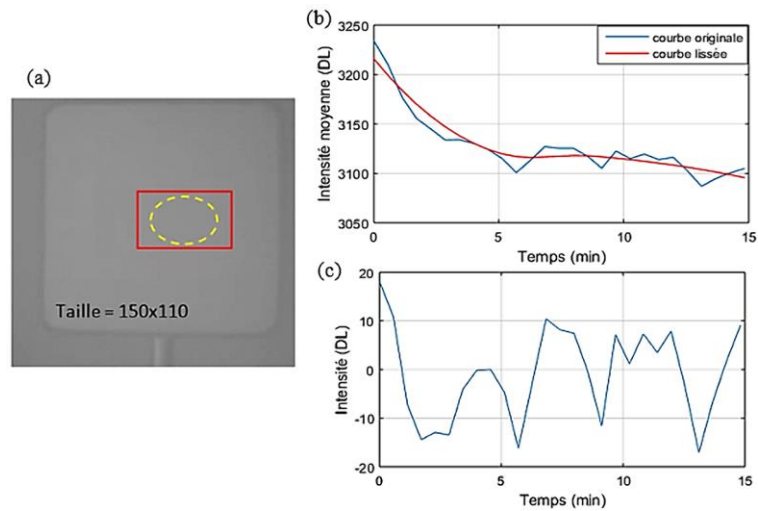


Figure 53 : (a) Zone de mesure (en rouge) sur l'image de référence observée par la caméra A65, en pointillé la position de la tache laser.  
 (b) Intensité moyenne représentant la dérive thermique observée sur 7,5 à 13  $\mu\text{m}$  pour une durée de 15 minutes d'acquisition.  
 (c) Variation de la moyenne spatiale des mesures de la dérive thermique.

Nous constatons qu'il existe un temps de stabilisation de la caméra A65, d'environ 5 minutes, après lequel la dérive lissée (en rouge) représente une variation  $\Delta I$  de 25 DL sur 10 minutes. Nous observons également une incertitude de répétabilité  $\sigma_{\text{Rép}}$  sur la moyenne de la zone de 9 DL déterminée par l'écart-type du tracé de la Figure 53-c.

Le tableau suivant résume les mesures dans les deux gammes spectrales :

Tableau 9 : Répétabilité des images de fond sur surface de référence pendant 15 minutes.

Caractéristiques	Détection entre 3-5 $\mu\text{m}$	Détection entre 7,5-13 $\mu\text{m}$
Valeur moyenne signal (DL)	542	3140
$\Delta I$ (DL)/% signal	2,7 / 0,5 %	25 après stabilisation/ 0,8 %
$\sigma_{\text{Rép}}$ . (DL)/% signal	0,3 / 0,06 %	9 / 0,29 %

Nous avons confirmation que les dérives lentes sont négligeables. De même, l'opération de moyennage limite le défaut de répétabilité à moins de 0,3 % du signal. Nous observons également que la détection entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  bénéficie d'une meilleure répétabilité que la détection bolométrique entre 7,5 et 13  $\mu\text{m}$ . Ceci peut être lié aux technologies des caméras. Rappelons que ces observations concernent une moyenne spatiale des zones d'intérêt.

### Images laser sur surface de référence

Nous allons maintenant évaluer la stabilité de l'évaluation moyennée des images avec laser, acquises dans les mêmes conditions. La figure ci-dessous montre la zone de mesure sur la surface de la référence lambertienne avec une amplitude maximale de 2500 DL pour l'image présentée.



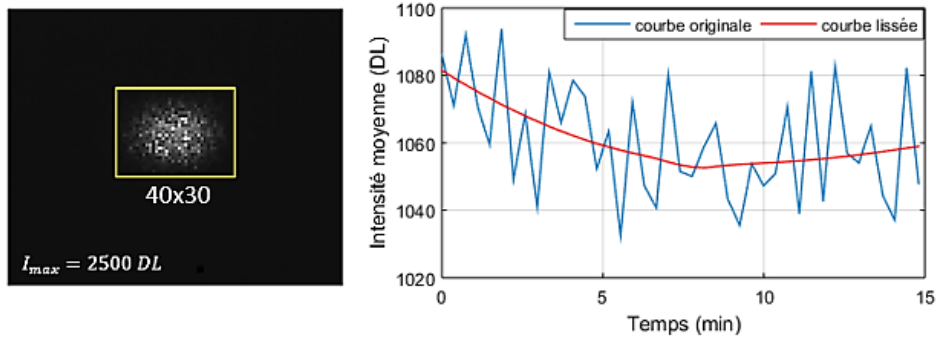


Figure 54 : Profil de l'évolution de la moyenne des images éclairées à  $4 \mu\text{m}$  sur la zone de mesure de l'image à gauche pour une durée de 15 minutes d'acquisition.

Sur une série d'images acquises durant 15 minutes (6 images/minute), nous observons un défaut de répétabilité d'amplitude maximale  $\Delta I_{max}$  de 61 DL, d'écart type (autour de la courbe lissée) 25 DL, soit environ 2,4 % de la valeur moyenne du signal laser lissé.

De même pour les images prises à  $8 \mu\text{m}$  (4 images/minute), la Figure 55 présente le profil du défaut de répétabilité sur la zone de mesure d'une amplitude maximale de 8968 DL montrée sur l'image de gauche.

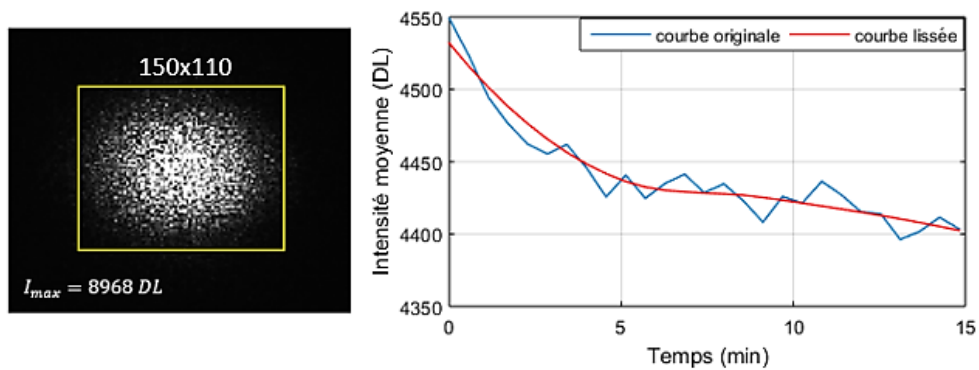


Figure 55 : Intensité moyenne représentant des images éclairées à  $8 \mu\text{m}$  pour une durée de 15 minutes d'acquisition.

Nous observons une dérive thermique  $\Delta I$  de 45 DL après la stabilisation du détecteur infrarouge (environ 5 minutes), et une incertitude sur la moyenne de la zone de 10 DL, soit environ 0,2 % du signal moyen.

Le tableau ci-dessous résume les écarts de répétabilité sur les images laser dans les deux gammes spectrales :

Tableau 10 : Dérive thermique et incertitude des images éclairées sur des mesures répétitives pendant 15 minutes.

Caractéristiques	Détection à $4 \mu\text{m}$	Détection à $8 \mu\text{m}$
Valeur moyenne signal (DL)	1080	4450
Dérive $\Delta I$ (DL)/ % signal	61 / 5,6 %	45 / 10 %
$\sigma_{\text{Rép.}}$ (DL)/ % signal	25 / 2,4 %	10 / 0,2 %

Nous pouvons confirmer que les dérives thermiques sont d'amplitude négligeable sur la surface de référence, pendant la durée de l'expérience.

L'opération de moyennage spatial réduit l'incertitude des mesures d'images de fond à moins de 0,3 % du signal.

Parallèlement, le moyennage sur les images laser occasionne un défaut de répétabilité résiduel de l'ordre inférieur à 2,4 %.

La combinaison par soustraction de ces images combine les incertitudes associées, qui seront majoritairement reliées aux images laser.

#### 4.4. Variation de pointé du laser

Un artefact à compenser est que la direction du laser change lors du balayage en longueur d'onde : nous avons constaté que ce phénomène est prépondérant dans la gamme spectrale entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ . La Figure 56 présente la superposition du profil spatial du faisceau laser détecté par la caméra A65 pour les trois derniers modules du laser (QCL2, QCL3, QCL4) après application d'une interpolation gaussienne.

D'après la figure ci-dessous, présentant le profil normalisé à chaque longueur d'onde après filtrage du speckle, nous constatons que la position du centre du faisceau varie d'environ 30 pixels sur  $x$  et 20 pixels sur  $y$ .

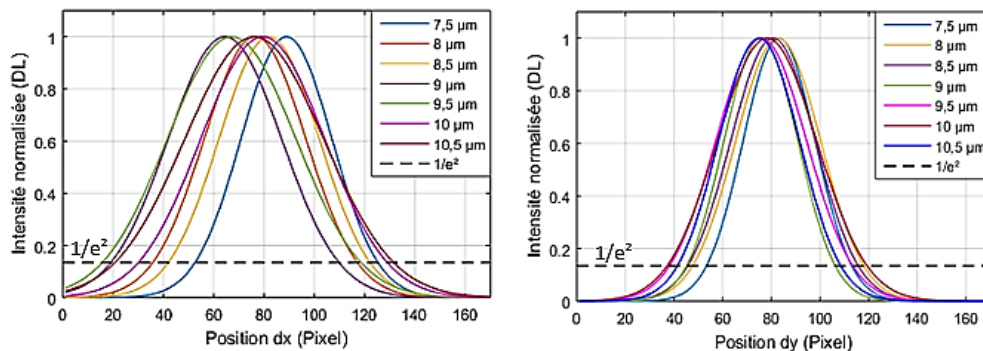


Figure 56 : Profil spatial normalisé du faisceau laser suivant l'axe  $dx$  et  $dy$  sur la surface de la référence lambertienne pour les modules opérants entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$  détecté par la caméra A65.

Sur le profil du faisceau normalisé à chaque longueur d'onde après filtrage du speckle, nous extrayons la largeur à  $1/e^2$ .

Tableau 11 : Largeur à  $1/e^2$  du faisceau laser à différentes longueurs d'onde.

Longueur d'onde ( $\mu\text{m}$ )	7,5	8	8,5	9	9,5	10	10,5
Largeur du faisceau (pixel) suivant l'axe $dx$	72	81	81	90	100	104	111
Largeur du faisceau (pixel) suivant l'axe $dy$	59	71	71	75	76	81	67

Sur la figure ci-dessous, nous présentons la largeur du faisceau laser sur  $x$  (points bleus) et sur  $y$  (points verts). Nous remarquons que le faisceau laser est plus large pour les grandes longueurs d'onde.

Nous remarquons également que le diamètre du faisceau atteint les 5 cm sur l'axe horizontal ( $x$ ) et 4,25 cm sur l'axe vertical ( $y$ ), ce qui confirme le bon positionnement du miroir sphérique.

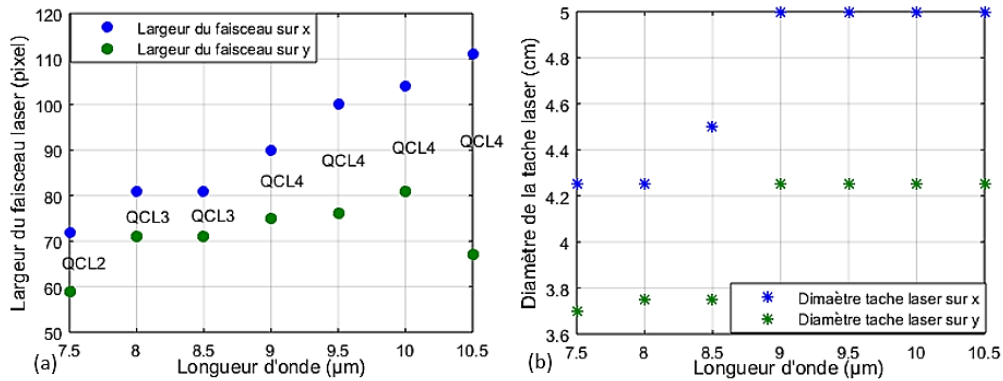


Figure 57 : (a) Largeur du faisceau laser suivant l'axe  $x$  et  $y$  en fonction de la longueur. (b) Diamètre de la tache laser à chaque longueur d'onde.

Pour répondre aux artefacts de l'instabilité de pointé du laser et de la variation de la largeur de la gaussienne, nous repérons la zone de traitement commune dans toutes les longueurs d'onde en se basant sur la plus grande largeur du faisceau laser (à 10,5  $\mu\text{m}$  en se référant au Tableau 11) et l'appliquer par la suite sur toutes les images (Algorithme de la Figure 58). Nous optons pour une zone de taille 40x30 dans la gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  et 150x110 pour les longueurs d'onde entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ .

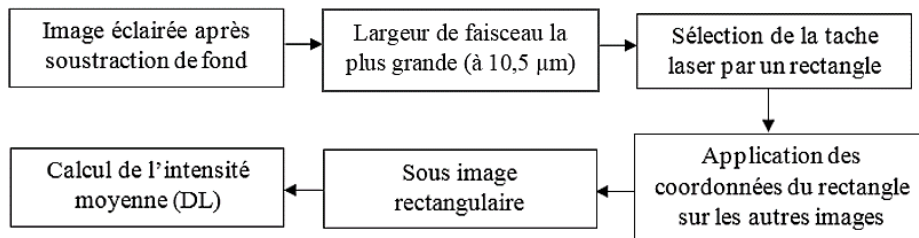


Figure 58 : Algorithme de sélection et de calcul de l'intensité moyenne de la surface de mesure éclairée commune entre toutes les longueurs d'onde.

Ci-dessous un exemple de sélection de la zone de traitement après soustraction du fond :

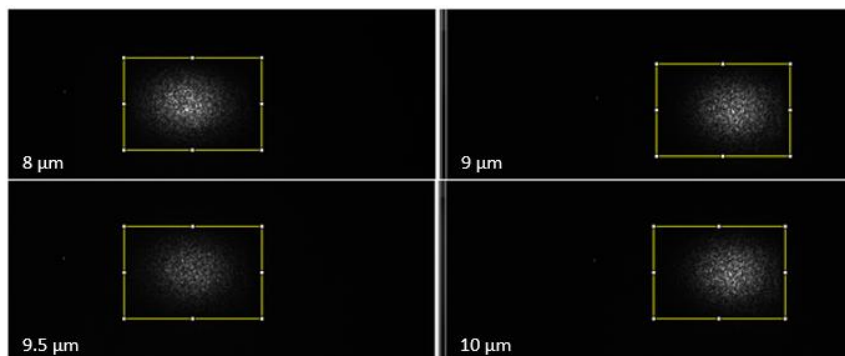


Figure 59 : Sélection d'une zone de traitement commune dans différentes longueurs d'onde.

## 5. Validation du système

### 5.1. Étalonnage spectral du système de mesure

Nous avons effectué un étalonnage en utilisant le quartz représenté sur la Figure 60-a. Le spectre de réflexion du quartz est mesuré dans un premier temps par un spectromètre à transformée de Fourier (FTIR) et puis par détection de réflexion du faisceau laser sur la surface de lame de quartz par la caméra infrarouge A65. Cette réflectance a été convertie en émissivité en utilisant la loi de Kirchhoff (émissivité + réflectance = 1), nous considérons la transmittance du quartz comme négligeable dans l'infrarouge moyen.

La Figure 60-b montre une comparaison entre les deux courbes mesurées entre 8 et 10  $\mu\text{m}$ . En bleu : le spectre d'émissivité déterminé à partir de la mesure de la réflexion par FTIR, et en rouge correspond au spectre mesuré par les caméras. Nous remarquons une correspondance de 90 % entre les deux courbes à 8,89  $\mu\text{m}$ .

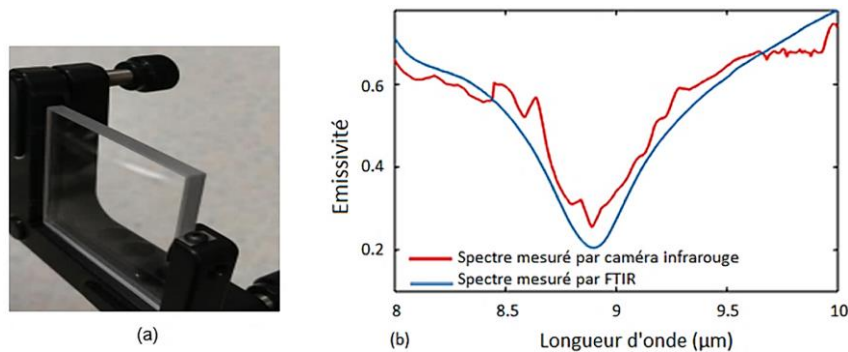


Figure 60 : (a) lame de quartz, (b) Comparaison des spectres d'émission dans l'infrarouge thermique de lame du quartz.

Après avoir vérifié le fonctionnement spectral du banc sur un étalon physique, nous allons caractériser spectralement les amplitudes des signaux aboutissant au calcul de la réflectivité spectrale.

### 5.2. Caractérisation de la chaîne source - échantillon - détecteur

L'instabilité du spectre des sources utilisées nous amène à effectuer l'acquisition systématique sur une référence Lambertienne de type *Infragold*, comme dans toute mesure spectroscopique classique.

La Figure 61-a illustre le signal réfléchi sur la surface de la référence Lambertienne obtenu par la caméra refroidie d'un temps d'intégration de 75  $\mu\text{s}$  dans la gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  avec un incrément spectral de 40 nm. Le fond a été retiré.

Notons que la zone entre 4,2 et 4,3  $\mu\text{m}$  est affectée par l'absorption de  $\text{CO}_2$ , le manque de puissance risquant d'affecter la fiabilité de la mesure de la réflectivité.

La figure de droite présente la caractérisation sur les 3 autres modules laser, avec un incrément spectral de 50 nm dans la région entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ . Comme montré sur la Figure 61-b, on

observe nettement le passage d'un module à l'autre. Ces spectres représentent directement les valeurs moyennées spatialement  $I_{réf\_mes}(\lambda)$ .

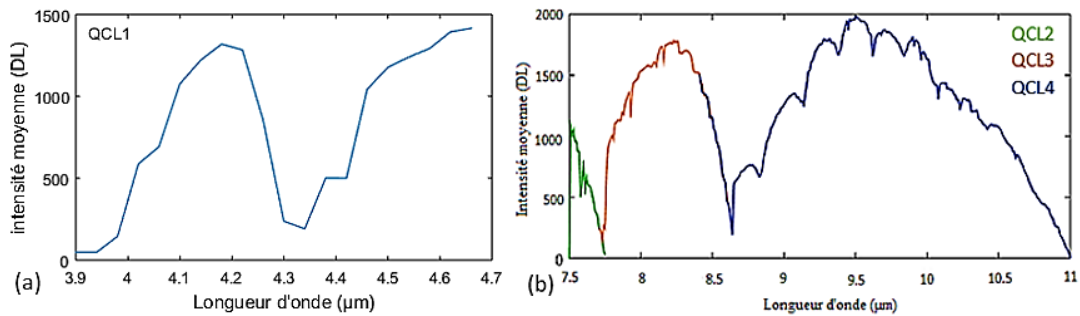


Figure 61 : (a) Intensité moyenne obtenue par la caméra SC5000 après éclairage de la référence lambertienne par QCL1 de 3,9 à 4,7 μm (Temps d'intégration : 75 μs ; résolution spectrale : 40 nm). (b) Intensité moyenne obtenue par la caméra bolométrique A65 avec une résolution spectrale de 50 nm.

Nous remarquons sur la courbe du QCL4 des ondulations qui pourraient correspondre à un défaut de réinjection de la cavité externe du laser, qui produit un saut de modes. Nous décidons donc, de caractériser ce module du laser sur monochromateur.

La figure ci-dessous montre les amplitudes du faisceau laser projeté sur la référence lambertienne et collecté par un détecteur MCT entre 8,5 et 9,3 μm avec un pas d'incrémentations de 50 nm, à travers un monochromateur.

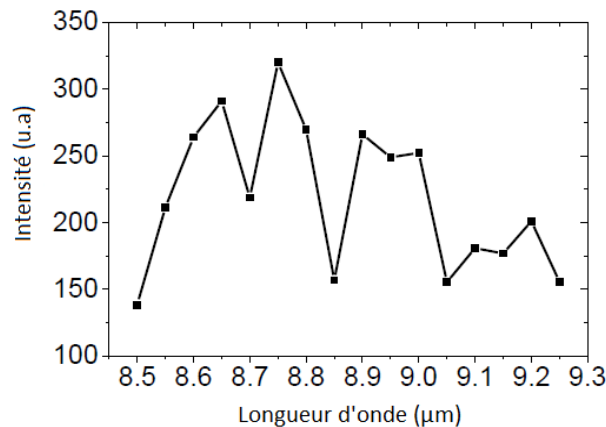


Figure 62 : Intensité du faisceau laser obtenue après une caractérisation par monochromateur.

Nous remarquons également des « creux de puissance » à 8,7 μm ; 8,85 μm ; 9,05 μm et 9,3 μm comme ceux obtenus par le détecteur A65. Cela confirme que les ondulations sont indépendantes du système d'acquisition bolométrique. Cependant, la reproductibilité du phénomène permet de ne pas introduire de biais dans les mesures.

Nous déterminons également les caractéristiques du faisceau laser projeté sur la surface de l'échantillon. L'échantillon est ici une feuille de tournesol. La Figure 63 représente le profil du signal diffusé sur la surface de l'échantillon, correspondant à la valeur de  $I_{éch\_mes}(\lambda)$ , une fois le fond retiré.

Notons que le temps d'intégration de la caméra refroidie a été adapté à la faible réflectivité de l'échantillon. Cela doit être compensé lors du calcul de  $\rho(\lambda)$ .

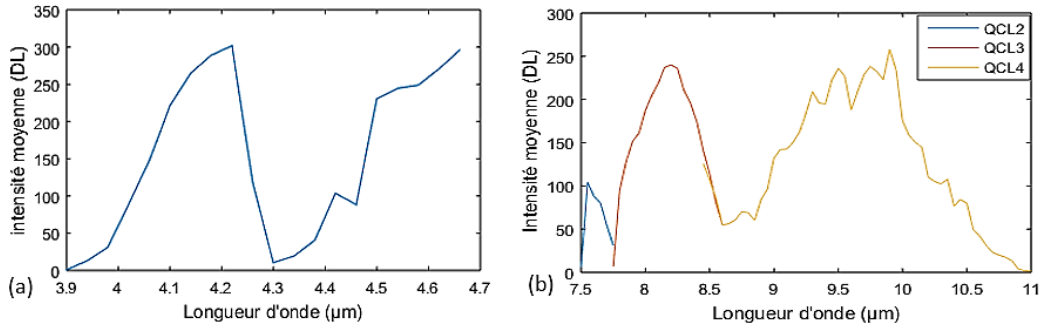


Figure 63 : (a) Intensité moyenne obtenue par la caméra SC5000 après éclairage de l'échantillon par QCL1 entre 3,9 et 4,7 μm (Temps d'intégration : 700 μs ; résolution spectrale : 40 nm). (b) Intensité moyenne obtenue par la caméra bolométrique A65 avec une résolution spectrale de 50 nm.

Les résultats de mesures obtenus sur les deux gammes spectrales sont directement combinés pour déterminer la réflectance spectrale de l'échantillon.

### 5.3. Calcul de la réflectance spectrale

La réflectance spectrale  $\rho$  est calculée à partir de l'équation (2) que nous rappelons ci-dessous dans une version ne faisant plus intervenir les dimensions spatiales :

$$\rho(\lambda) = \frac{I_{\text{échantillon}}(\lambda)}{I_{\text{référence}}(\lambda)}$$

Nous rappelons également les composantes de l'expression (équations 4 et 5) :

$$I_{\text{réf_mes}}(\lambda) = I_{\text{laser_réf}}(\lambda) \times B_{\text{laser_réf}}(\lambda) - I_{\text{fond_réf}} + B_{\text{fond_réf}}$$

$$I_{\text{éch_mes}}(\lambda) = I_{\text{laser_éch}}(\lambda) \times B_{\text{laser_éch}}(\lambda) - I_{\text{fond_éch}} + B_{\text{fond_éch}}$$

La Figure 64-a représente le taux de réflexion du faisceau laser sur la surface de la référence lambertienne pour la première gamme spectrale (3,9-4,7 μm). L'amplitude de ce rapport est de l'ordre de 30 %.

Pour la gamme spectrale entre 7,5 et 11 μm, le taux de réflexion est montré dans la Figure 64-b. Il représente une amplitude moyenne de 3,8 %. Nous remarquons que le signal est faible dans cette région spectrale.

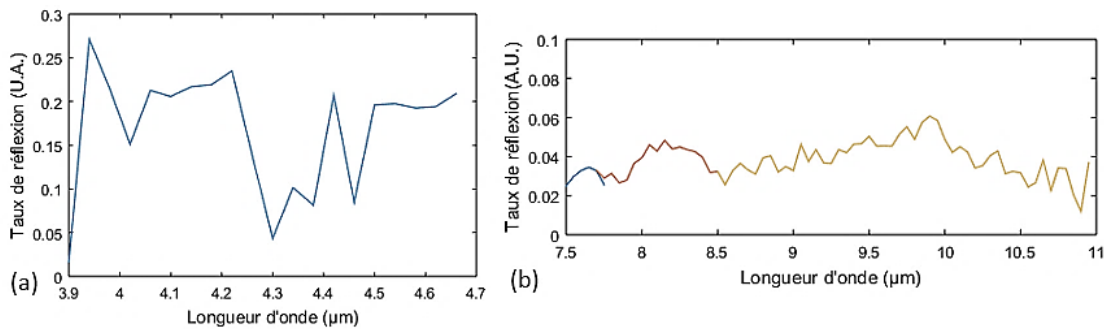


Figure 64 : (a) Taux de réflexion déterminé sur la gamme spectrale 3,9-4,7 μm. (b) Taux de réflexion déterminé sur la gamme spectrale 7,5-11 μm.

L'allure des spectres de réflectivités devrait être propre à l'échantillon. Cependant, nous observons sur les signaux acquis entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ , l'allure résiduelle de la source d'éclairage. Plusieurs raisons peuvent être évoquées, comme une éventuelle non-linéarité du détecteur, une variation d'intensité de la source.

Le tableau ci-dessous résume les caractéristiques du signal extrait dans les deux gammes spectrales :

Tableau 12 : Caractéristiques du signal extrait sur référence et échantillon pour déterminer le taux de réflexion.

Gamme spectrale	3-5 $\mu\text{m}$		7,5-11 $\mu\text{m}$		Taux de réflexion (%)	
	Référence	Echantillon	Référence	Echantillon	3-5 $\mu\text{m}$	7,5-11 $\mu\text{m}$
$A_{moy}$ (DL)	813	151	1798	149	17	3,8
Bruit (DL)	25	30	10	22	4	0,5

Nous concluons donc, que la soustraction du fond et la suppression du speckle par calcul de la moyenne spatiale de la zone de mesure permettent de diminuer l'effet du bruit sur les mesures dans les deux gammes spectrales.

## 6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons détaillé la chaîne de mesure pour l'extraction de taux de réflexion de l'échantillon

Nous avons constaté que le signal laser contient une faible incertitude suite à la soustraction du fond à chaque longueur d'onde.

Cependant le phénomène de speckle est prépondérant, et nous contraint à renoncer dans un premier temps à effectuer de l'imagerie résolue. En effet la technique mise en œuvre pour la suppression du speckle sera le calcul d'une moyenne spatiale sur la zone éclairée.

La suite de ce chapitre présente les autres artefacts présents, et les techniques de traitement utilisées pour aboutir à un taux de réflectivité spectrale sur les échantillons présentés.

Une validation de la chaîne de mesure est proposée : l'étalonnage spectral est vérifié sur la réflexion d'une lame de quartz. De même, l'étude des incertitudes d'amplitude associées aux mesures amènent proposer l'utilisation de l'apprentissage artificiel pour la classification des échantillons.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les procédures d'acquisition semi-automatisée des images en appliquant le système de mesure sur des plantes en cours de croissance, ainsi que les concepts de la méthode PLS-DA permettant la classification des données hyperspectrales extraites à partir des images infrarouges.

## Chapitre 4 – Mise en œuvre et résultats

Nous souhaitons valider notre système d'imagerie dans l'infrarouge moyen en caractérisant la réponse spectrale des plantes de tournesol en cours de croissance face au stress hydrique. L'objectif de cette étude, est de faire une détection précoce du stress avant qu'il soit visible par l'œil humain. A cet effet 2 régimes hydriques d'irrigation sont appliqués sur deux lots : 80 % (plantes de référence) et 20 % (plantes stressées) de CC (Capacité au Champ : représente la quantité maximale d'eau que peut contenir le sol).

Ce chapitre est divisé en deux parties, la première concerne l'acquisition des données spectrales des plantes et une deuxième partie consacrée à la classification des plantes en état normal et stressé. Nous utiliserons pour le classement une méthode de classification. Nous introduirons brièvement les principales méthodes utilisées en techniques de classification avant de présenter les résultats obtenus par la méthode PLS-DA.

### 1. Acquisition des données spectrales

#### 1.1. Mise en culture des tournesols

Le protocole de mise en culture est défini par notre partenaire industriel. Comme montré sur la Figure 65, la croissance des plantes s'est faite dans une chambre de culture à 28 °C de température composée de :

- Un système de ventilation afin d'aider à renouveler l'air et à réguler la température et l'humidité.
- Un système d'éclairage suffisant pour garantir la croissance des plantes. Ce système comporte deux types d'éclairage : un éclairage à LED et une lampe à décharge.



Figure 65 : Croissance des plantes au laboratoire dans une chambre de culture.



L'éclairage à LED est caractérisé par trois types de spectre dans des longueurs d'onde différentes : spectre de bouturage entre 380 et 500 nm ; spectre de croissance lumière entre 430 et 700 nm et spectre de floraison entre 600 et 800 nm.

Ce système d'éclairage est automatisé à l'aide d'une console de gestion qui permet d'allumer et d'éteindre l'éclairage automatiquement et de faire varier le spectre durant la journée. Le spectre de croissance est programmé en fonction des heures de la journée. Les plantes sont éclairées de façon cyclique à raison de 18 heures par jour. Les 6 heures restantes les plantes sont dans l'obscurité.

Sous ces conditions, les plantes ont été mises en pré-culture pendant quatre semaines, afin d'avoir des plantes avec des feuilles assez larges, comme cela est montré sur la Figure 66, pour pouvoir réaliser les mesures. Les plantes ont été arrosées avec la même quantité d'eau. L'irrigation des pots a lieu tous les deux jours à raison de 200 ml par plante.

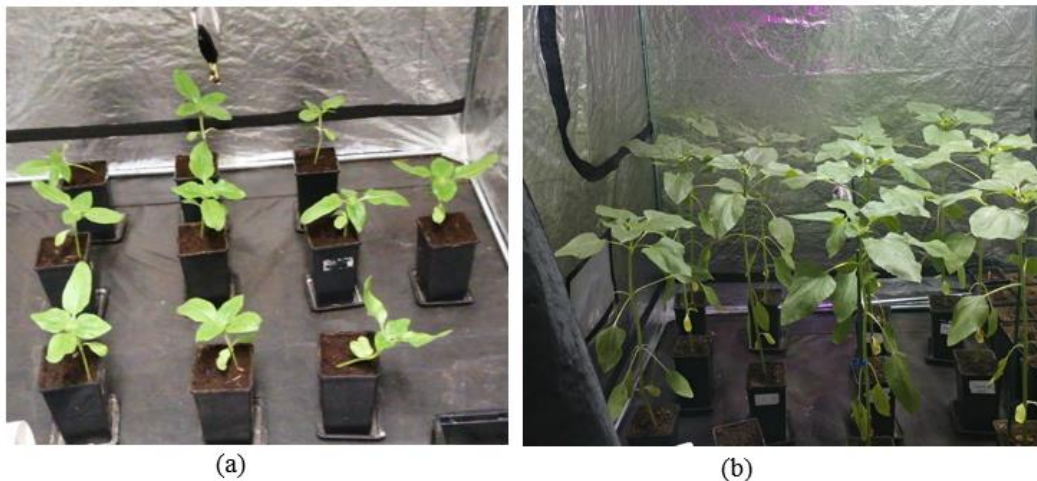


Figure 66 : Croissance des plantes de tournesol dans la chambre de culture.

(a) Plantes après une semaine de culture.

(b) Etat de croissance des plantes après quatre semaines.

## 1.2. Application du stress hydrique

Au début de l'expérimentation les plantes ont toutes reçu 200 ml d'eau avant la mise en place du stress hydrique. Ensuite 2 régimes hydriques d'irrigation sont appliqués :

- Alimentation hydrique normale correspondant à 80 % de CC.
- Alimentation hydrique réduite à 20 % de CC.

Ce stress est appliqué en suivant la procédure de la Figure 67. En se basant sur le poids du pot de la plante arrosée jusqu'à la saturation (100% CC), nous pouvons déterminer la quantité d'eau pour les deux traitements.

- Pour un traitement à 80 % : il faut soustraire le poids à sec  $P1$  de pot et de substrat avant arrosage de celui de la plante arrosée à 100 % ( $P2$ ) afin de trouver la quantité d'eau ajoutée. 80 % de cette soustraction consiste à trouver le poids de pot de premier traitement ( $P3$ ) en ajoutant le poids à sec.

- Pour le deuxième régime d'irrigation : même procédure que le premier traitement. 20 % de résultat de soustraction permet d'obtenir le poids  $P4$  d'une plante en stress hydrique.

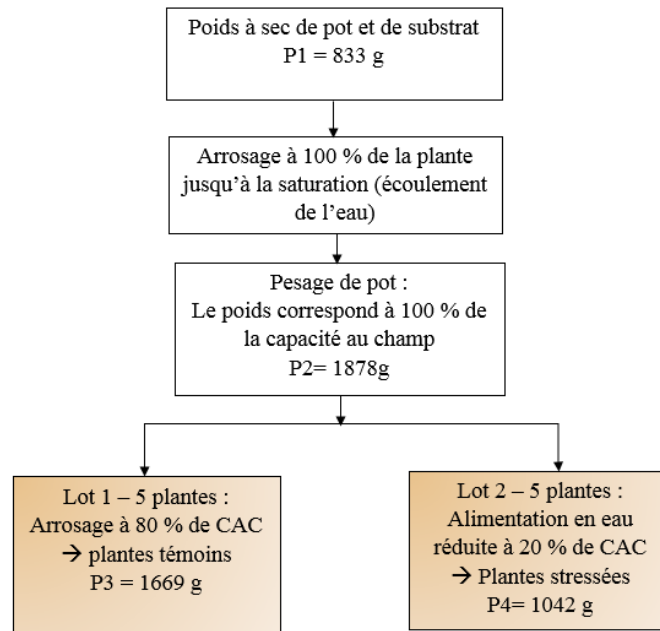


Figure 67 : Illustration de la procédure d'arrosage.

Lors de l'expérimentation, les plantes étaient réparties par groupes de cinq plantes pour l'alimentation hydrique normale (plante témoin) et cinq plantes pour l'alimentation hydrique réduite (plante stressée). Les pots étaient pesés individuellement 1 fois par jour et irrigués de façon à maintenir un poids cible correspondant à 1669 g pour les témoins et 1042 g pour les stressés.

### 1.3. Acquisition des images spectrales

Après la mise en place et le réglage de différents composants constituant le système d'acquisition, nous avons automatisé le système pour synchroniser la source laser, le chopper et les caméras infrarouges, comme schématisé sur la Figure 68. Nous utilisons un langage de programmation graphique, LabVIEW de National Instruments, qui permet aussi de configurer le laser en longueur d'onde et courant ; ainsi que les caméras pour le temps d'intégration et le contrôle automatique de gain.

Après avoir réparti les plantes en deux groupes : plante témoin et plante stressée, nous allons passer à la phase d'acquisition des images sur une série de deux feuilles par plantes pour un total de 20 feuilles par jour. Ces mesures sont répétables chaque jour jusqu'à l'apparition visible normalement du stress des plantes (turgescence des feuilles par exemple).

L'organigramme de la Figure 69 résume la procédure des mesures. Dans un premier temps, le réglage des paramètres de chaque composant est une étape cruciale, commençant par la source laser pour le choix de 3 grandeurs importants : courant max pour alimenter chaque module QCL, la gamme spectrale et le pas d'incrémentation pour un balayage en longueur d'onde. Puis, une détection du signal de sortie du chopper permet de déclencher la première caméra refroidie

qui fonctionne entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  en réglant le temps d'intégration à 700  $\mu\text{s}$  afin d'éviter la saturation du détecteur et ensuite nous passons à l'acquisition des images dans la bande spectrale entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$  avec la caméra bolométrique. Le Tableau 13 représente un résumé sur le réglage des paramètres.

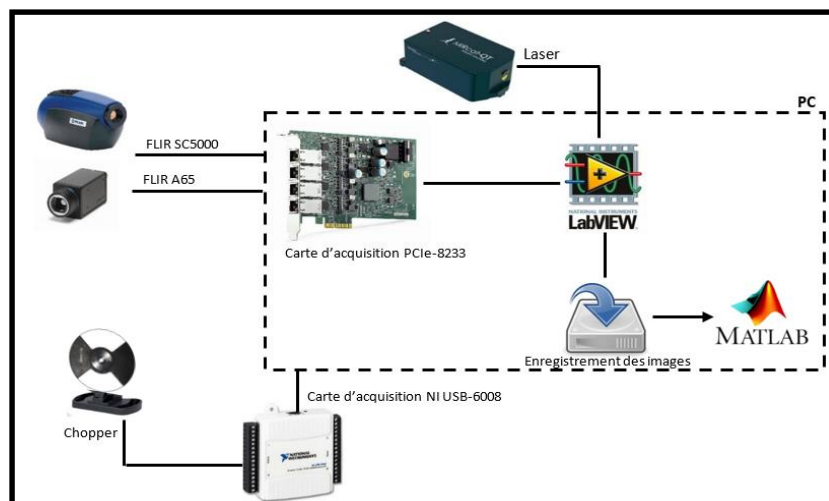


Figure 68 : Architecture d'acquisition des images.

À chaque longueur d'onde, chaque caméra prend deux images successives : une image avec éclairage laser et une image sans éclairage pour retirer le bruit de fond. Ces images sont nommées et stockées automatiquement dans des fichiers dédiés à chaque type de plantes pour être traitées par la suite. Le Tableau 14 résume la quantité et les délais des acquisitions.

Tableau 13 : Paramètres des caméras utilisées.

Caractéristiques	FLIR SC5000	FLIR A65
Temps d'intégration	75 $\mu\text{s}$ pour Infragold 700 $\mu\text{s}$ pour la feuille	Constante de temps <8ms
Incrément spectral	40 nm	50 nm
Nombre total des longueurs d'onde	20	71

Tableau 14 : Quantité des échantillons et délais des acquisitions.

Caractéristiques	Plante témoin	Plante stressée
Nombre de plantes	5	5
Nombre de feuilles/plante	2	2
Quantité d'eau (g)	836	209
Durée de mesure/feuille (min)	22	22
Nombre de répétition des mesures	11	11
Nombre total des images	10010	10010

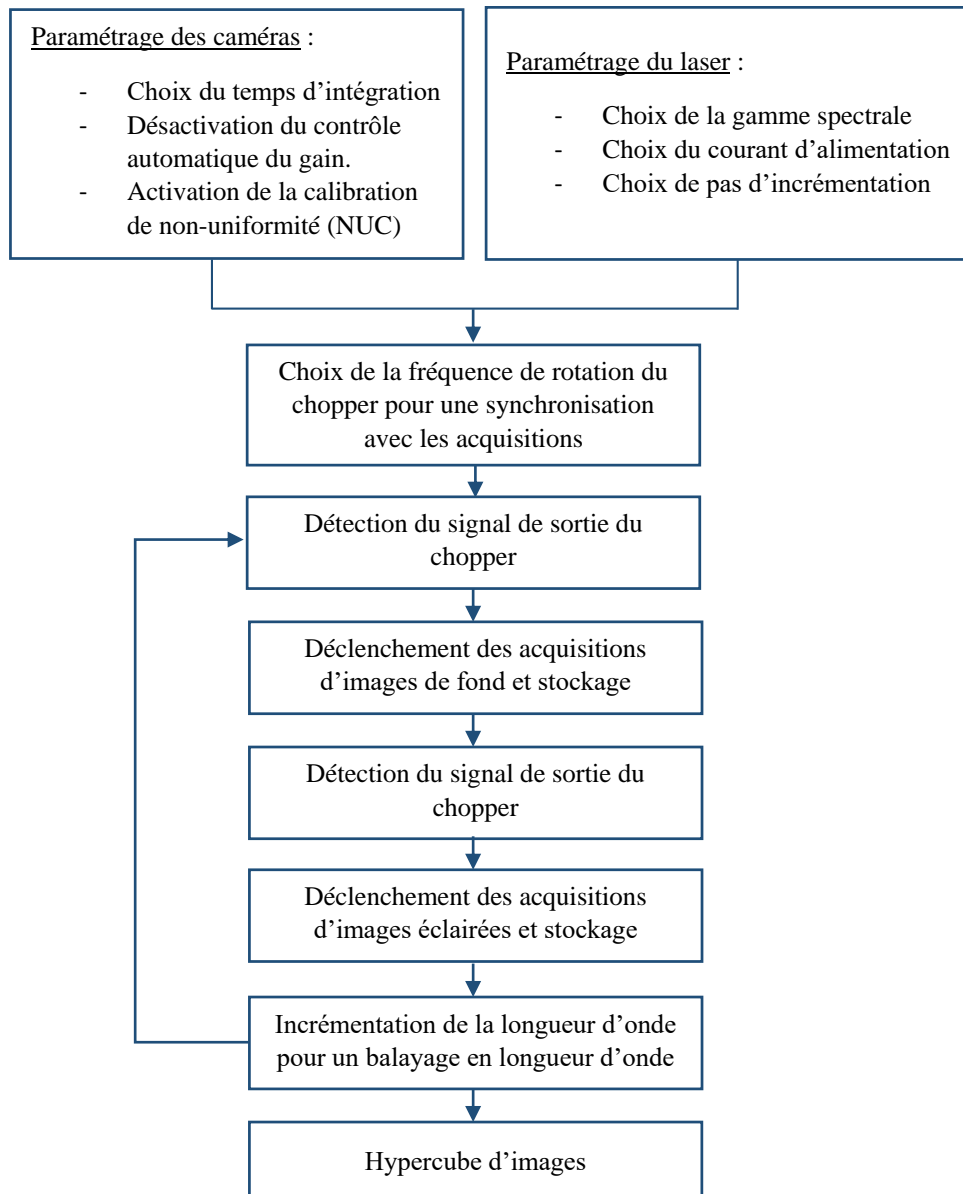


Figure 69 : Processus d'acquisition des images

Ce processus d'acquisition a été appliqué sur 20 feuilles de même étage foliaire de 10 plantes en cours de croissance (5 témoins et 5 stressées) pendant 11 jours de traitement sous stress hydrique. La durée totale des acquisitions est de 8 heures par jour entre le réglage du banc de mesure, la configuration des équipements, l'acquisition et stockage des images. Aujourd'hui, on est contraint de la durée de mesure qui est beaucoup plus longue.

La figure ci-dessous représente une succession des images d'une plante stressée pour montrer l'évolution de son état physiologique après application du stress hydrique dans le temps. Les mesures sont arrêtées au 11<sup>ème</sup> jour en remarquant une perte de la turgescence. A partir des images visibles, nous remarquons que ce n'est pas évident de détecter le stress hydrique chez les plantes dans un stade précoce avant qu'il soit visible par l'œil humain.



Figure 70 : Evolution en temps de l'état d'une plante stressée après application du stress hydrique.

## 2. Classification des plantes

La Figure 71 représente la chaîne de traitement et classification des données acquises, dans un premier temps un prétraitement permet d'améliorer les données de l'image afin de supprimer les distorsions indésirables et d'améliorer les caractéristiques de l'image pour un traitement ultérieur. Ce prétraitement comprend la normalisation, la sélection des régions d'intérêt (ROI) ou bien la segmentation, le lissage de l'image ou moyennage de plusieurs images pour la réduction du bruit et l'amélioration de la qualité d'image.

Une fois le prétraitement des images terminée, nous passons à l'extraction des caractéristiques de chaque image, dans notre cas nous cherchons le spectre de réflexion de la feuille à chaque longueur d'onde. Ces spectres sont stockés dans une base de données avec le libellé de chaque classe : classe +1 : plante témoin et classe -1 : plante stressée.

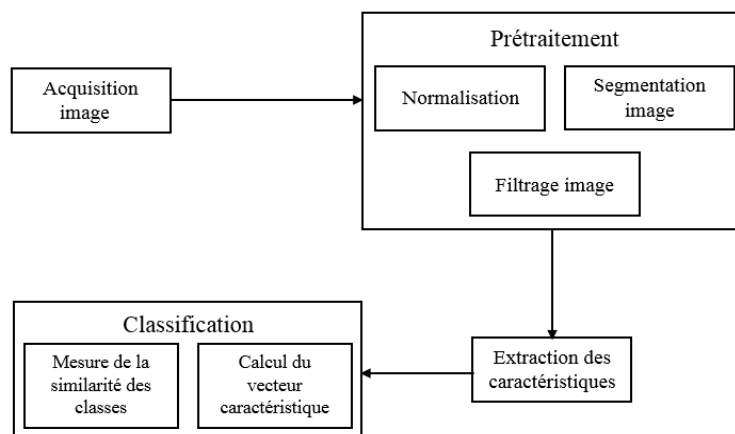


Figure 71 : Chaîne de traitement des images hyperspectrales.

## 2.1. Prétraitement des données

L'algorithme de Figure 72 représente les étapes du prétraitement à partir des images infrarouges, il s'articule autour de quatre étapes permettant l'extraction d'éléments pour la classification, dans notre cas le spectre de réflexion de l'échantillon. Les quatre étapes sont :

- **Soustraction du fond** : permet d'isoler le flux laser dans l'image. Ceci est réalisé en soustrayant une image de référence sans illumination laser de l'image éclairée acquise à chaque longueur d'onde.
- **Sélection de la région d'intérêt** : après l'obtention d'une image sans fond, la deuxième étape consiste à sélectionner les zones de mesures sur l'échantillon. Cette étape permet d'analyser différentes zones de la surface éclairée.
- **Elimination du speckle** : pour diminuer l'effet du speckle, nous appliquons une moyenne spatiale sur la zone de mesure de la référence Lambertienne et de l'échantillon.
- **Calcul de taux de réflexion** : le rapport entre l'intensité de la zone de mesure sur la référence Lambertienne et l'échantillon permet de déterminer le taux de réflexion (équation 3). Le taux de réflexion de chaque échantillon dans différentes longueurs d'onde permet d'obtenir des spectres continus représentant la réponse spectrale de l'échantillon.

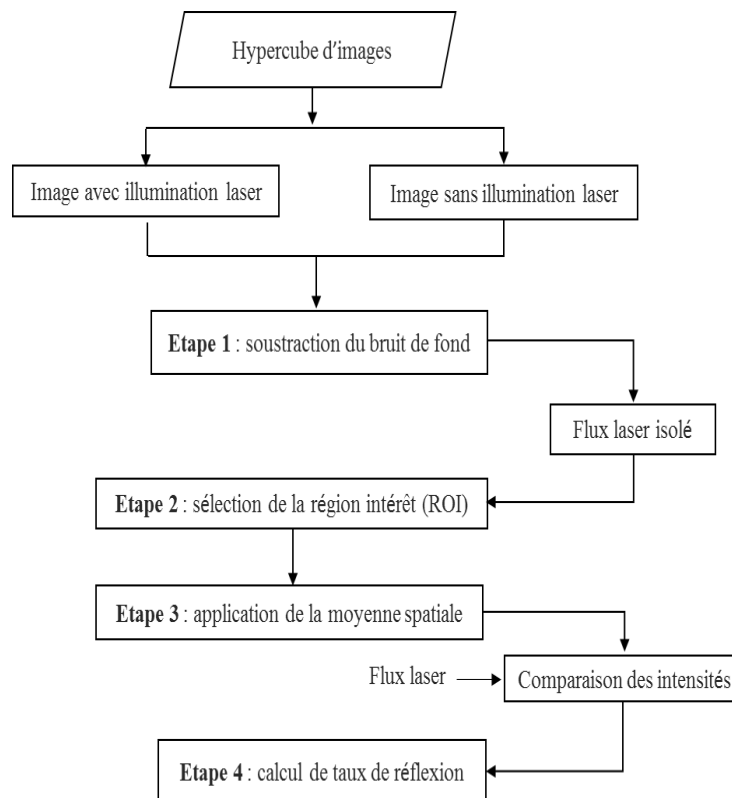
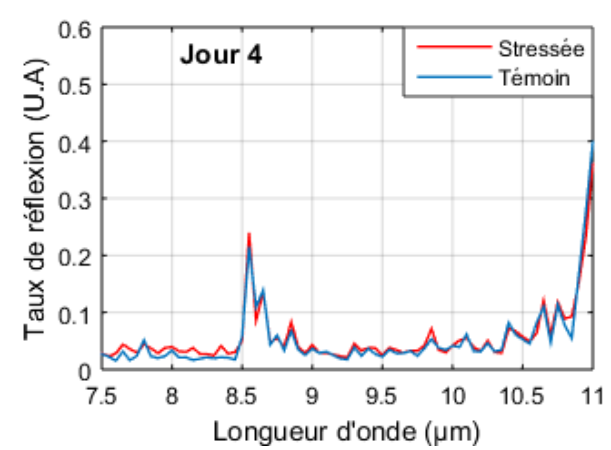
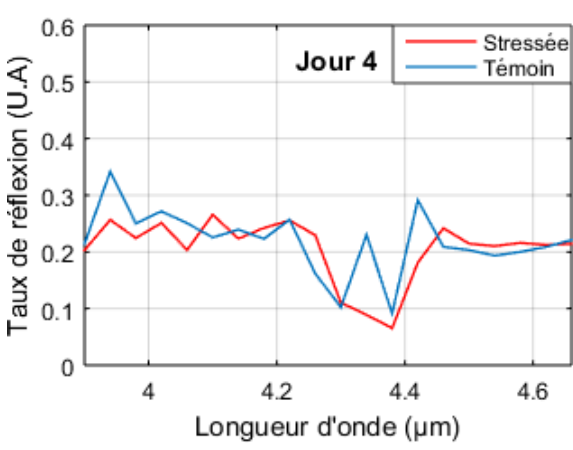
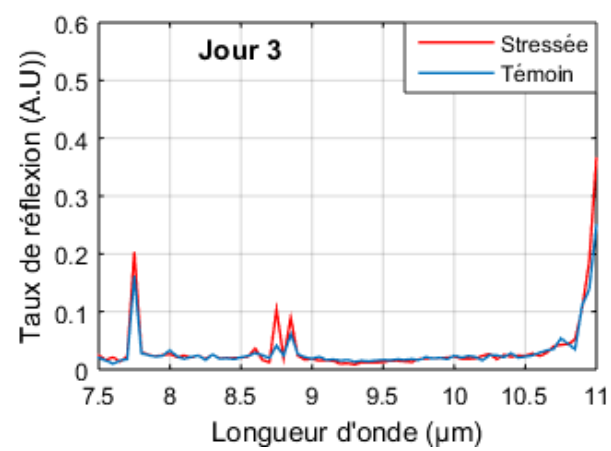
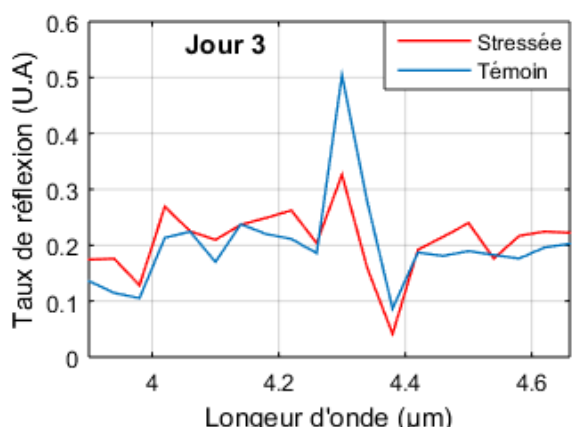
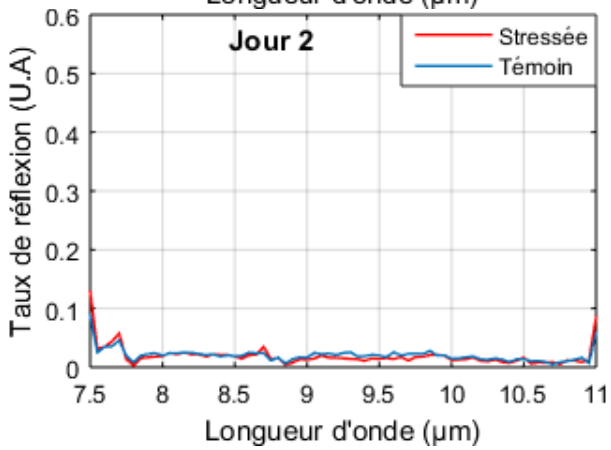
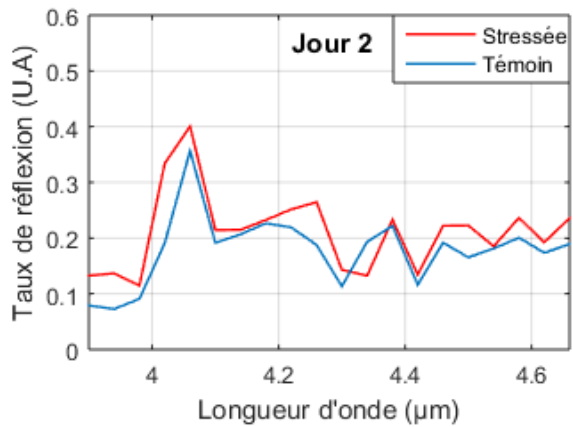
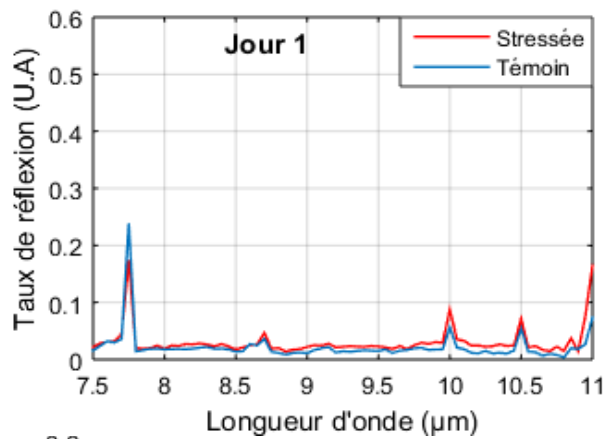
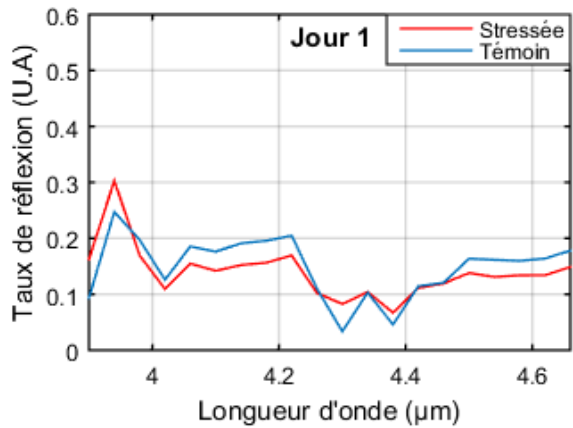
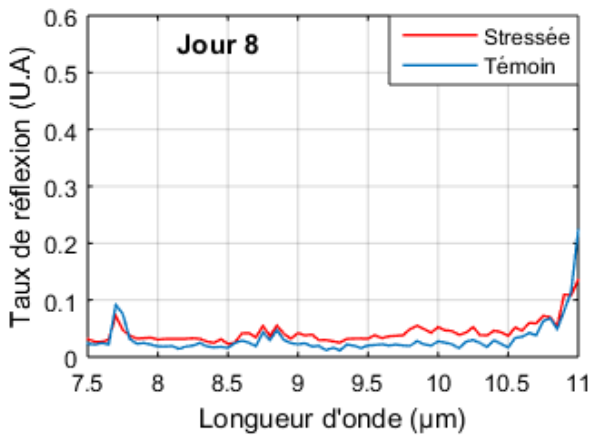
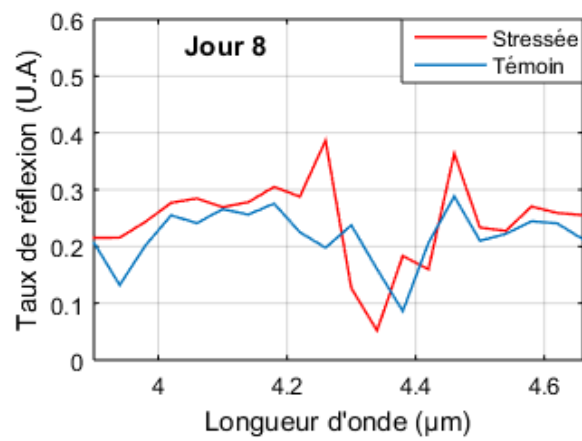
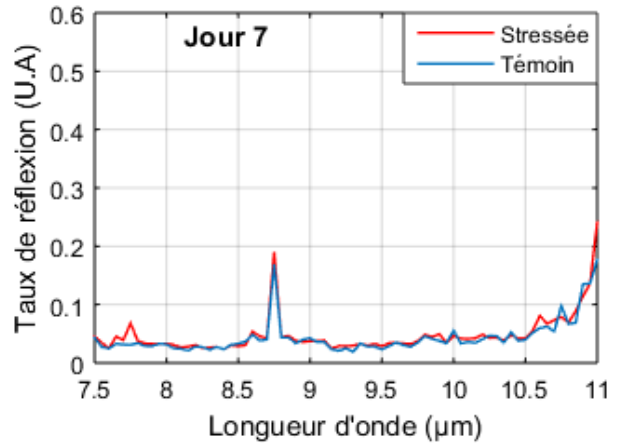
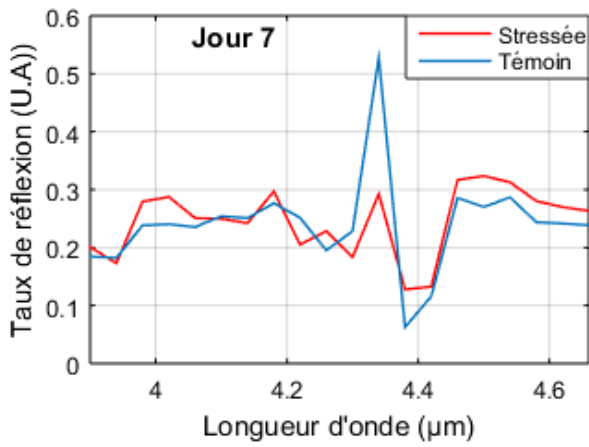
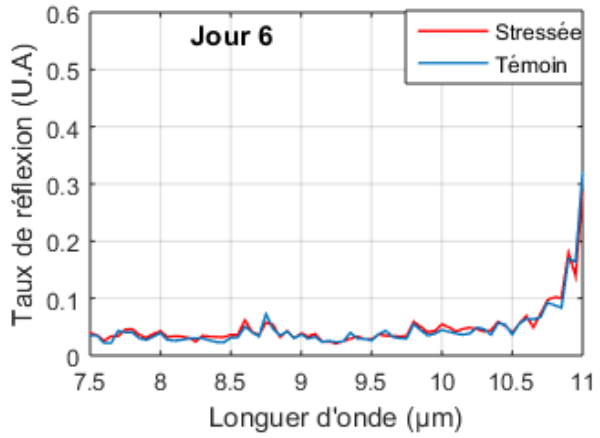
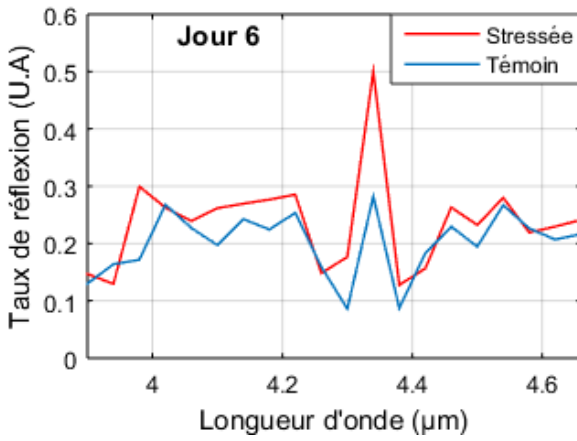
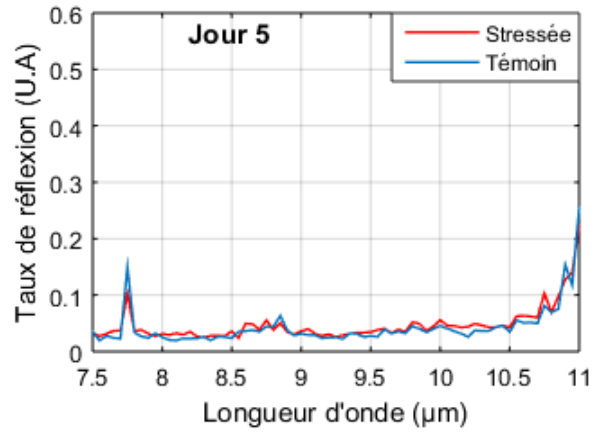
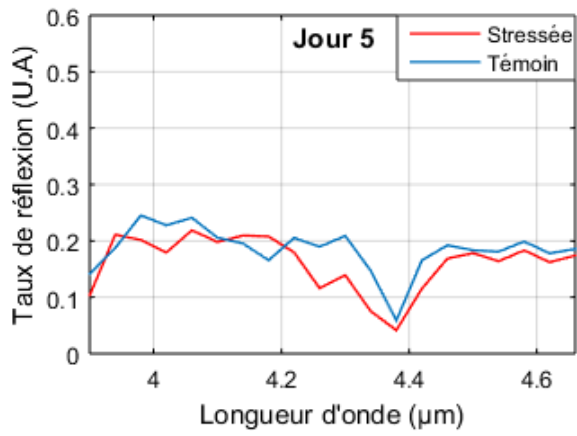


Figure 72 : Représentation schématique des étapes de prétraitement des images.

Nous présentons dans la Figure 73 les spectres moyens de taux de réflexion de plantes témoins (courbe bleue) et stressées (courbe rouge) durant les 11 jours de l'expérience en se basant sur l'algorithme de la Figure 72, dans les deux gammes spectrales de mesures : entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$  et entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$  avec un incrément spectral de 40 nm et 50 nm respectivement.







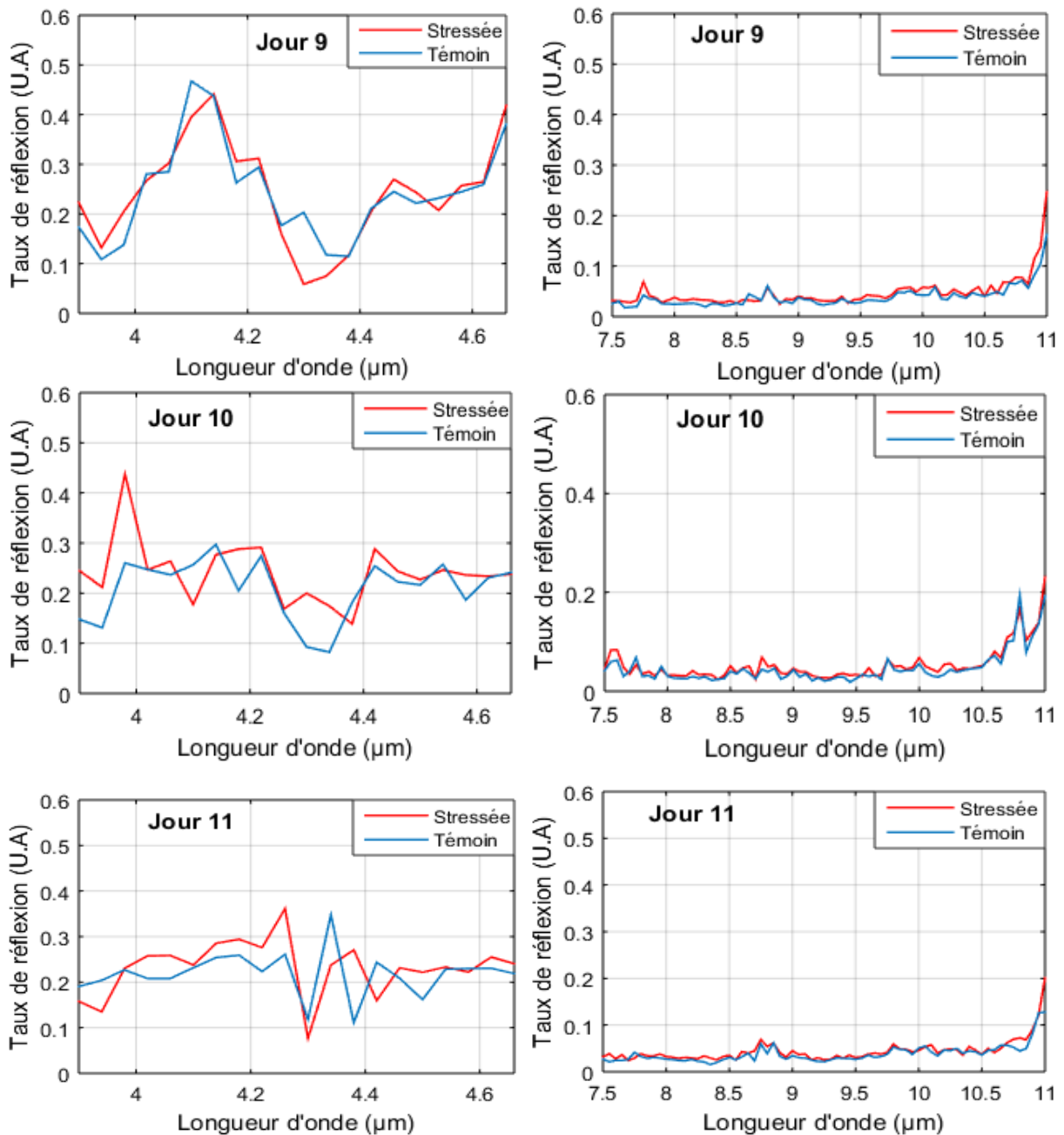


Figure 73 : Exemple de quelques spectres moyens de taux de réflexion des plantes témoins et stressées au début, au milieu et à la fin d'expérimentation.

Nous constatons à partir des spectres présentés ci-dessus qu'il n'y a pas de différence significative entre les plantes stressées et les plantes témoins. Les spectres de taux de réflexion sont obtenus sur 8 heures de mesure et chaque plante présente probablement un état physiologique différent correspondant à son rythme quotidien. Cela ajoute du bruit aux données et rend impossible de déterminer avec précision quelle longueur d'onde est influencée par le stress hydrique. Avec plus de données, il serait possible de trouver statistiquement les longueurs d'onde influentes pour déterminer les éléments stressés. Une autre approche consiste à prendre

toutes les longueurs d'onde des spectres de taux de réflexion et de les utiliser ensuite comme signature.

Nous souhaitons sélectionner les longueurs d'onde caractérisant le statut hydrique des plantes. Les spectres présentés sur la Figure 73, seront utilisés comme une base de données dans des techniques de classification permettant d'extraire ces longueurs d'onde.

## 2.2. Introduction à la classification

La classification est une méthode mathématique d'analyse de données permettant l'étude d'une population d'effectif en les regroupant en plusieurs classes homogènes de telle sorte que les individus d'une même classe soient le plus semblables possibles et que les classes soient les plus distinctes possibles (Nemissi 2009). Pour ce faire, il existe de nombreuses méthodes de classification divisées en deux groupes : supervisée et non supervisée.

### 2.2.1. Classification supervisée

La classification supervisée consiste à déterminer une fonction de décision à partir d'un ensemble de données d'apprentissage. Un ensemble d'apprentissage contient des données pour lesquelles la classe est connue (Ismaili 2016; Côme 2009). Il s'agit donc de modéliser une relation entre des données déjà classées et une donnée cible qu'on veut classer. Parmi les techniques d'apprentissage utilisées pour la classification supervisée nous trouvons : Machine à vecteurs de support, réseaux de neurones, K-Plus proche voisin, et l'analyse discriminante.

#### 2.2.1.1. Machines à vecteurs de support :

**Machines à vecteurs de support** (en anglais Support Vector Machine (SVM)) appelée aussi séparateur à vaste marge est une technique de classification, inventé par Vapnik et Chervonenkis en 1964, largement répandue en apprentissage statistique destinée à trouver un séparateur linéaire entre les points de données de deux classes différentes (Le Goff 2017; Hasan et Boris 2006; Kumar et al. 2011). Les séparateurs à vastes marges reposent sur quatre critères : l'hyperplan, les vecteurs de support, la marge maximale et la notion de fonction noyau comme illustré sur la Figure 74.

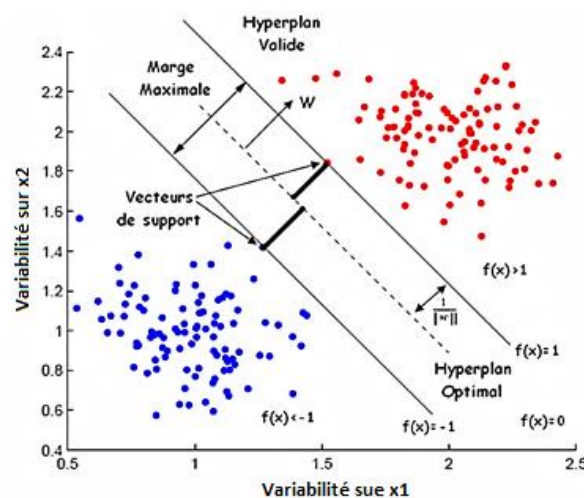


Figure 74 : Principe de la SVM.

i. Hyperplan :

Un hyperplan est un classifieur linéaire qui va séparer les données et maximiser la distance entre classes. Sur la Figure 74, la frontière de décision est représentée en pointillé et permet de séparer l'hyperplan en deux classes. L'équation de l'hyperplan séparateur est de la forme suivante :

$$h(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (6)$$

Où  $x$  est l'ensemble des observations,  $w$  est un vecteur orthogonal au plan qu'on appelle "vecteur de poids", tandis que la variation du paramètre  $b$  appelé "biais" engendre une simple translation de l'hyperplan séparateur.

Pour décider à quelle catégorie un exemple estimé  $x'$  appartient, il suffit de voir le signe de la fonction de décision :

$$y = \text{sign}(h(x')) \quad (7)$$

La fonction  $\text{sign}()$  est appelée classifieur.

ii. Vecteurs de support :

Les vecteurs de support représentent les vecteurs discriminants grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Ce sont les points les plus proches de la frontière de décision comme illustré sur la Figure 74. Ces vecteurs de support permettent de déterminer l'hyperplan séparant les deux classes (Hanifi 2009; Hasan et Boris 2006).

iii. Marge principale de l'hyperplan

La marge est la distance entre l'hyperplan et les individus les plus proches (Hanifi 2009). Elle représente la distance euclidienne entre l'hyperplan et l'exemple  $x_i$ . En prenant un point quelconque  $x_p$  sur l'hyperplan, la marge est exprimée par l'équation suivante :

$$\frac{w}{\|w\|} \cdot (x_i - x_p) \quad (8)$$

iv. Noyaux SVM :

Dans le cas où la séparation linéaire entre les données n'est pas possible, le classifieur à marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables. La Figure 75 illustre un exemple des deux cas.

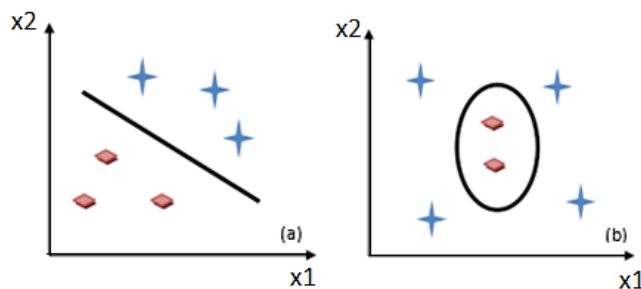


Figure 75 : (a) Exemple de cas linéairement séparable, et (b) non linéairement séparable.

Donc pour pouvoir séparer des données non linéaires, il faut projeter ces points d'apprentissage dans un nouvel espace appelé « espace Kernel » grâce à une fonction non-linéaire que nous appelons fonction noyau (Ramona 2010). Il existe plusieurs types de noyau :

- Noyau linéaire :  $K(x, x_i) = x \cdot x_i$
- Noyau Gaussien radial (Gaussien RBF) :  $K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2)$
- Noyau polynomial :  $K(x, x_i) = (x \cdot x_i + c)^d$ ; avec  $d$  : le degré de polynôme.
- Noyau Laplacien :  $K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|)$
- Noyau sigmoïde :  $K(x, x_i) = \tanh(x \cdot x_i + c)$

#### v. Caractéristiques de SVM :

Les séparateurs à vaste marge permettent de traiter des données de très grande dimension. Les données de test sont comparées avec les supports vecteurs plutôt qu'avec la totalité des données initiales. Ils permettent aussi de traiter les problèmes non linéaires en faisant le choix des noyaux. Par contre, la grande quantité des données en entrée implique un calcul matriciel important et donc un temps de calcul élevé surtout en faisant aussi la régularisation des paramètres de la fonction noyau (Hanifi 2009 ; Kumar et al. 2011 ; Mosavi et al. 2019).

#### a) Réseaux de neurones :

Un **réseau de neurones** est constitué d'un ensemble de couches connectées inspiré du fonctionnement des neurones biologiques. Chaque nœud est connecté avec un ou plusieurs nœuds de la couche précédente et avec un ou plusieurs nœuds de la couche suivante. Un réseau complet de neurones est composé d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie (Kumar et al. 2011; Le Goff 2017; Audebert 2018).

#### i. Principe de fonctionnement :

Un réseau neuronal artificiel contient trois types de neurones illustrés sur la Figure 76 :

**Les neurones d'entrée** : ces neurones prennent des vecteurs d'entrée qui encodent une action ou une information sur l'environnement externe. Ils permettent seulement de transmettre le vecteur d'entrée aux neurones ultérieurs.

**Les neurones cachés** : représentent la base du réseau neuronal. Le terme de couche cachée désigne les neurones n'ayant aucune connexion avec l'extérieur du réseau. Ces neurones reçoivent le signal de l'entrée, le traitent et transmettent par la suite les signaux résultats aux neurones ultérieurs.

**Les neurones de sortie** : reçoivent des signaux des neurones cachés et fournissent le résultat final du réseau neuronal, la prédiction. Comme le montre la Figure 76, l'information propage de la couche d'entrée vers la couche de sortie sans retour en arrière.

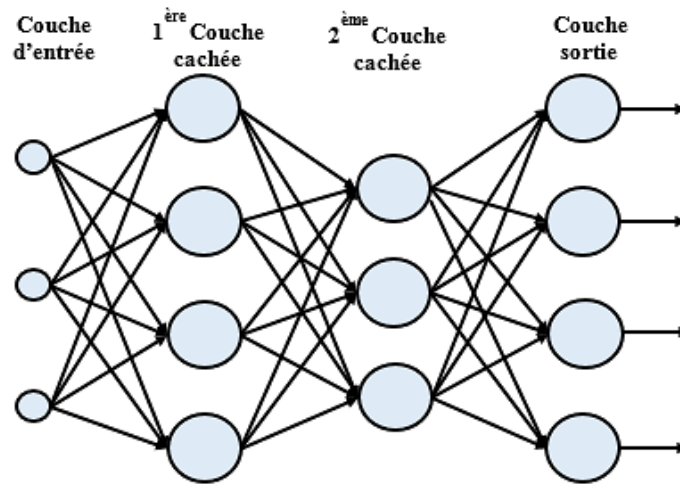


Figure 76 : Exemple d'un réseau de neurones perceptron multicouches.

ii. Caractéristiques des réseaux de neurones :

Le réseau neuronal est un classifieur très précis (si bien paramétré) qui permet un apprentissage automatique des poids. L'intérêt des réseaux de neurones réside dans le parallélisme de leur structure, en fait les éléments de chaque couche peuvent fonctionner en parallèle d'où sa résistance aux pannes car si un neurone ne fonctionne plus, le réseau ne se perturbe pas. Par contre, la détermination de l'architecture est complexe, et le paramétrage des neurones est difficile surtout pour le nombre de neurone dans la couche cachée (Mosavi et al. 2019 ; Lee et al. 2014).

b) Classification Bayésienne :

**La classification bayésienne** est un algorithme d'apprentissage supervisé qui permet de classifier un ensemble d'observations selon des règles déterminées par l'algorithme lui-même. Cette méthode de classification doit être entraînée dans un premier temps sur un ensemble de données déjà classées. Pendant l'apprentissage, l'algorithme élabore ses règles de classification pour les appliquer dans un second temps à la classification des données cibles (Meganem 2012; Echès 2010).

i. Principe de fonctionnement :

Le classifieur naïf de Bayes se base sur le théorème de Bayes. Ce dernier est un classique de la théorie des probabilités. Ce théorème est fondé sur les probabilités conditionnelles :

$$P(w_j|x) = \frac{P(x|w_j)p(w_j)}{P(x)} \quad (9)$$

$P(x|w_j)$  : la densité de probabilité de  $x$  sachant son appartenance à  $w_j$ .

$p(w_j)$  : la probabilité a priori de la classe  $w_j$ .

$P(x)$  : la fonction de densité de probabilité de l'ensemble des fonctions de densité des 'i' classes.

ii. Caractéristiques de la classification bayésienne :

L'algorithme bayésien est très facile à programmer, sa mise en œuvre est aisée, parce que l'estimation de ses paramètres, la construction du modèle, est très rapide sur de très grandes bases de données, que ce soit en nombre de variables ou en nombre d'observations. Mais, il est connu pour avoir des mauvaises probabilités estimées (Bessière 2008; Prestat 2010).

c) Analyse discriminante (DA) :

**L'analyse discriminante** est une technique qui vise à décrire, expliquer et prédire l'appartenance à des groupes prédéfinis d'un ensemble d'observations à partir d'une série de variables. Son objectif est de rechercher la meilleure combinaison linéaire des variables prédictives pour classer les individus en deux populations ou plus avec une précision optimale (Lee et al. 2002; Jacques 2005).

i. Principe de fonctionnement :

**L'analyse discriminante linéaire** (LDA en anglais) exige que les données soient indépendantes et étiquetées, tandis que la matrice de variance est également nécessaire pour se conformer à l'hypothèse d'homogénéité de la variation. Si les matrices de variance de la variable des populations données ne sont pas égales, alors la surface de séparation de la fonction discriminante est quadratique, c'est-à-dire chaque classe utilise sa propre estimation de la variance (ou covariance lorsqu'il y a plusieurs variables d'entrée), et donc dans ce cas une analyse discriminante quadratique doit être utilisée (Bouveyron 2006).

ii. Caractéristiques de l'analyse discriminante :

La méthode d'analyse discriminante a montré un potentiel dans la classification des variables de grande dimension tout en optimisant la séparabilité des données projetées basée sur la variance intra-classe (à minimiser) et de la variance inter-classes (à maximiser). Par contre, cela demande un temps de calcul important surtout pour l'analyse discriminante quadratique et qui nécessite un espace mémoire important pour le sauvegarde des matrices de variance pour chaque classe (Jacques 2005; Bouveyron 2006; Bardos et Zhu 1997).

d) Régression des moindres carrés partiels (PLS) :

**La régression par les moindres carrés partiels** (PLS) est une technique qui réduit les prédictifs à un plus petit ensemble de composantes non corrélées et qui effectue la régression par les moindres carrés sur ces composantes, plutôt que sur les données initiales (Bastien et al. 2005; Magnanensi 2015).

i. Principe de fonctionnement :

L'objectif de la régression PLS est de relier une variable dépendante  $y$  à un ensemble de variables indépendantes quantitatives ou qualitatives  $x_i$ , en créant un ensemble de  $t$  composantes. Ces composantes sont définies comme combinaisons linéaires des variables d'origine. La détermination du nombre de composantes à retenir est en général fondée sur un critère mettant en jeu une validation croisée (Bastien 2008) pour définir le nombre de composantes principales et prédire l'efficacité du modèle construit. L'équation du modèle de la régression PLS est donnée par :

$$y = \sum_{i=1}^n c_i t_i + b \quad (10)$$

Où,  $c$  : coefficients de la régression, et  $b$  : résidu associé à la prédiction de  $y$ .

La combinaison de l'analyse discriminante et de la régression des moindres carrés partiels donne de l'analyse discriminante des moindres carrés partiels (PLS-DA) qui consiste en régression PLS classique où la variable dépendante  $y$  représente l'appartenance des échantillons à une classe, par exemple  $y$  peut-être un vecteur avec des valeurs de -1 et 1, où -1 représente chaque échantillon appartenant à la première classe et 1 représente chaque échantillon appartenant à la deuxième classe (Szymańska et al. 2012). En utilisant les informations des classes, le PLS-DA tend à améliorer la séparation entre les deux groupes d'échantillons.

ii. Caractéristiques de la régression PLS :

La méthode PLS est d'une grande simplicité, il y a peu d'hypothèses probabilistes. Elle ajuste plusieurs variables de réponse dans un même modèle à l'aide d'une succession de régressions simples ou multiples. Elle permet de traiter des modèles relationnels complexes, comportant un grand nombre de variables, avec l'assurance d'obtenir une solution admissible (Lacroux 2011). L'estimation par la méthode PLS peut être aussi réalisée sur de petits échantillon (Chin 1998). Par contre cette méthode est limitée par la non prise en compte des erreurs de mesures et l'absence d'indices d'ajustement des modèles (Sosik et al. 2009).

e) K-Plus proche voisin (K-NN) :

**Le k-plus proche voisin** est un algorithme de classification supervisée permettant de calculer la distance minimale d'un point donné avec d'autres points pour déterminer sa classe. La classe de  $x$  est déterminée en fonction de la classe majoritaire parmi les  $k$  plus proches voisins de l'observation  $x$  (Kumar et al. 2011; Lebrun 2006).

i. Principe de fonctionnement :

Le  $k$  plus proche voisin consiste à classer une nouvelle observation dans la classe d'appartenance de l'observation de l'échantillon d'apprentissage qui est majoritairement représentée par les  $k$  voisins (Dupas 2010).

$$\sum_{r=1}^c k_r = k \quad (11)$$

Avec,  $k_r$ : le nombre d'observations issues du groupe des plus proches voisins appartenant à la classe  $r$ . Et donc la prédiction d'une nouvelle observation est décidée par :  $p = \max(k_r)$ .

ii. Caractéristiques de k-NN :

Le K-NN est un algorithme simple à mettre en œuvre, il n'a pas besoin de modèle pour pouvoir effectuer une prédiction, et il s'adapte avec tout type de distance. Cependant, il demande un temps de calcul important pour calculer toutes les distances et rechercher les K-NN. Au niveau de stockage des données, l'algorithme a besoin d'une place mémoire importante pour garder en mémoire l'ensemble des observations pour pouvoir effectuer sa prédiction (Hilali 2009).

## 2.2.2. Classification non supervisée

Contrairement à l'apprentissage supervisée, l'apprentissage non supervisé consiste à déterminer une classification à partir d'un ensemble d'objets non étiquetés au préalable (Soltani 2014; Le Goff 2017). Parmi les techniques de classification non supervisée, nous présentons le K-means.

f) K-moyennes ou K-means :

**Le K-moyenne** est l'algorithme le plus connu et le plus utilisé en classification non supervisée vue sa simplicité de mise en œuvre. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. Chaque classe de la partition est définie par ses objets et son centroïde (Soltani 2014).

i. Principe de fonctionnement :

Le principe de K-means est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixé a priori et de chercher itérativement la partition optimale. Chaque individu est associé au centre le plus proche, après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque classe est calculée, elle constitue les nouveaux représentants des groupes, lorsqu'on aboutit à un état stationnaire (aucune donnée ne change de groupe) l'algorithme est arrêté (Oyelade et al. 2010 ; Fahim et al. 2006).

ii. Les caractéristiques de K-means :

L'algorithme k-means possède une capacité à traiter les très grandes bases. Il est rapide et efficace en termes de coût de calcul car seuls les vecteurs des moyennes sont à conserver en mémoire centrale. Alors que, la classification finale dépend du choix de la partition initiale et le choix aléatoire des centres initiaux. L'algorithme est fortement sensible au bruit (Rogouschi 2009; Ismaili 2016)

Après avoir décrit de nombreuses techniques d'apprentissage permettant la classification des hypercubes de données, il apparait qu'il n'existe pas un algorithme d'apprentissage unique capable de surpasser les autres algorithmes. Le tableau suivant présente une analyse comparative de divers algorithmes.

Tableau 15 : Synthèse sur les techniques d'apprentissage appliquées sur des images hyperspectrales  
\*\*\*\* meilleure performance, \* mauvaise performance.

Technique d'apprentissage	Précision	Vitesse d'apprentissage	Vitesse de classification	Espace mémoire	Tolérance aux valeurs manquantes	Simplicité
<b>Machine à support vecteurs</b>	****	*	****	*	**	**
<b>Réseaux de neurones</b>	***	*	****	*	*	*



<b>Classification Bayésienne</b>	*	****	****	**	****	***
<b>Analyse discriminante</b>	*	*	***	*	**	***
<b>Régression des moindres carrés partiels</b>	**	****	****	***	**	****
<b>Analyse discriminante des moindres carrés partiels</b>	**	****	****	***	**	****
<b>K-Plus proche voisin</b>	**	****	*	*	*	***
<b>K-moyenne</b>	**	****	****	***	*	****

Nous choisissons d'utiliser la méthode de classification par analyse discriminante des moindres carrés partiels (Partial Least Squares Discriminant Analysis PLS-DA) vue le nombre réduit des données dont nous disposons (20 feuilles/jour pour 220 spectres au total pour les 11 jours de mesures) pour séparer nos échantillons en plantes témoins et d'autres stressées.

### 2.3. Création d'un modèle de classification

Pour notre étude, nous souhaitons utiliser la méthode de classification PLS-DA qui a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que l'aéronautique, le diagnostic médical et l'estimation des propriétés biochimiques des plantes (Cazes 2013; Tenenhaus 2006; Jin et Wang 2019).

L'algorithme de traitement est montré sur la Figure 77, il est divisé en 3 grandes parties : la première partie (Préparation des données) de l'algorithme consiste à attribuer une étiquette (label) à chaque classe composée d'un ensemble des pixels de propriétés similaires pour les données d'apprentissage et de test. La deuxième partie (Sélection des caractéristiques) utilise ces données d'apprentissage et de test pour obtenir une représentation plus compacte des données par une sélection de caractéristiques pour chaque transition de classe. La dernière étape (Modèle PLS-DA) consiste à apprendre le modèle final de classification.

- Préparation des données :

La première phase de la méthode vise à générer un ensemble de données d'apprentissage et de test étiquetées à partir des spectres déterminés pendant le prétraitement. Ainsi, un

échantillonnage de données et une extraction des caractéristiques sont combinés pour établir la base du processus de sélection des traits caractéristiques.

**Étiquetage** : après avoir obtenu le taux de réflexion à chaque longueur d'onde et pour différents échantillons, l'étape suivante consiste à attribuer à chaque échantillon une étiquette caractérisant sa classe d'appartenance. Pour une classification binaire cette étiquette est soit +1 ou -1. L'ensemble des échantillons et leurs étiquettes correspondantes est appelé ensemble d'apprentissage.

**Choix des échantillons d'apprentissage et de test** : cette étape consiste à diviser la base de données d'échantillons en apprentissage et test nécessaires à la sélection des traits caractéristiques. Les données d'apprentissage sont utilisées pour le développement du modèle de décision (sélection des caractéristiques), alors que les données de test sont utilisées pour évaluer la capacité prédictive (évaluation) du modèle et des caractéristiques choisies.

**Extraction des caractéristiques** : la phase d'extraction des caractéristiques permet de transformer les données de leur source en des bases de données (comme présenté dans la section 2.1). À chaque échantillon est associé un vecteur de caractéristiques contenant le taux de réflexion de la surface mesurée en fonction des longueurs d'onde.

- Sélection des traits caractéristiques :

Les données préparées sont stockées dans des fichiers qui sont directement accessibles par la phase de sélection des traits caractéristiques pour le développement du modèle de classification permettant de prédire le comportement des données futures. La prédiction est un processus à deux étapes : l'apprentissage et la classification.

Dans l'**étape d'apprentissage**, un classifieur est construit à partir des données étiquetées dont les classes sont déjà prédéfinies (apprentissage supervisé). Cette fonction consiste à produire pour chaque vecteur d'entrée  $x$  une sortie  $y$  la plus proche possible de la sortie  $y$  (la classe). Cependant, pour l'**étape de classification**, le modèle construit dans l'étape précédente est utilisé pour déduire la classe, a priori inconnue, des nouvelles données. Mais avant de passer à l'utilisation, le modèle doit être testé pour s'assurer de sa capacité de généralisation sur les données non utilisées dans la phase d'apprentissage mais plutôt en utilisant les données de test.

- Modèle de classification PLS-DA

La combinaison des différentes étapes décrites précédemment et représentées dans la Figure 77, consiste à construire le modèle PLS-DA qui sera utilisé pour séparer les échantillons en deux classes. La précision obtenue par ce modèle permet d'évaluer sa capacité à prédire les classes de nouvelles bases de données. Ainsi, la performance du modèle de classification peut être fortement améliorée tout en variant les paramètres du classifieur PLS-DA pour comparer par la suite les résultats obtenus par chaque variable permettant d'avoir un meilleur taux de classification

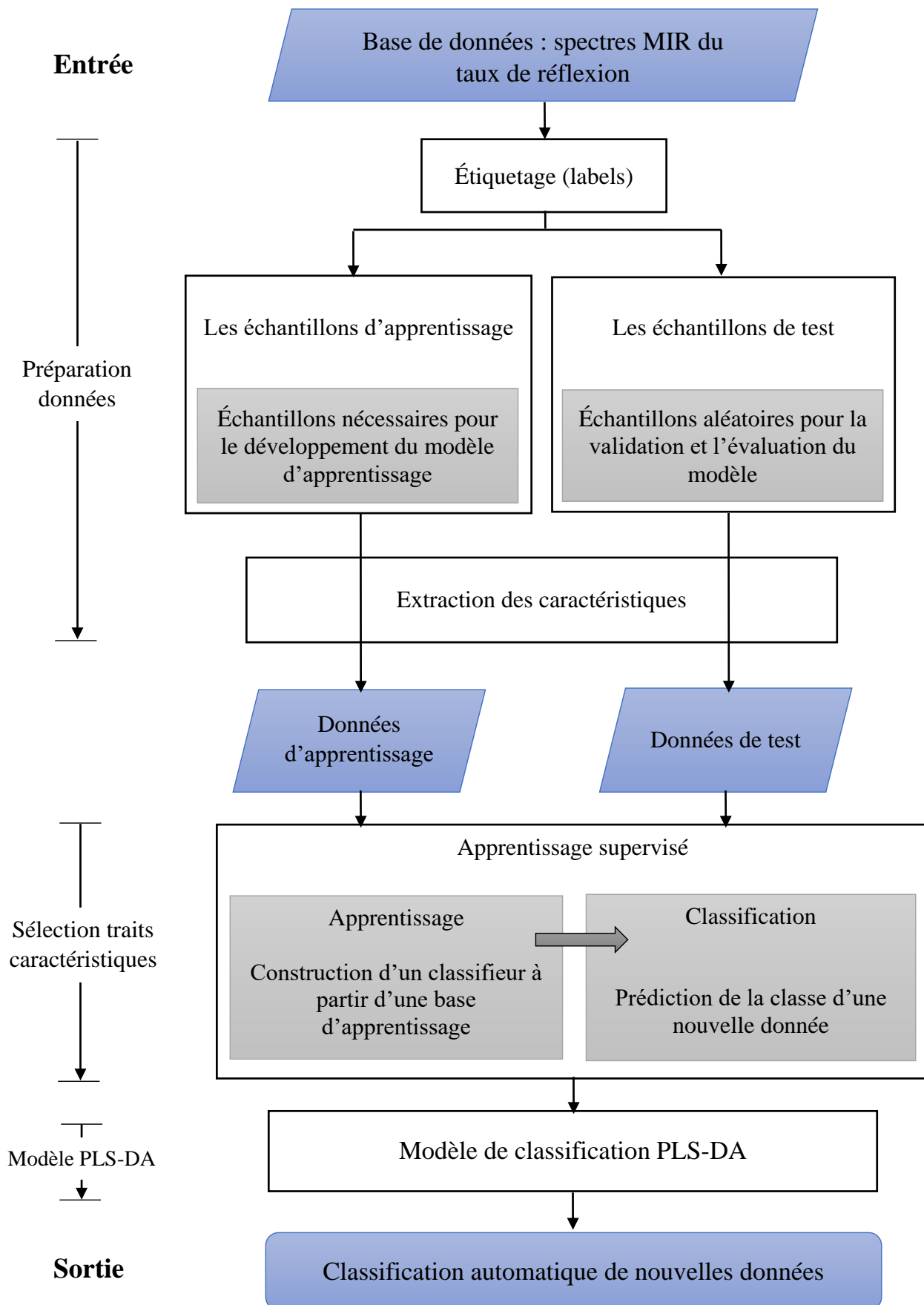


Figure 77 : Organigramme de la méthode de classification proposée.

### 2.3.1. Mesures de performances

Deux paramètres sont généralement utilisés pour mesurer les performances des modèles de classification :

#### a. Taux de classification :

Le taux de classification ou bien le taux de reconnaissance consiste à déterminer la précision du modèle. Il représente le rapport entre le nombre des données correctement classées et le nombre total des données testées, comme donnée par la formule suivante :

$$P = 100 \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}(x_i))$$

Avec :

$$L = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i = \hat{f}(x_i) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

(12)

Généralement, la précision est donnée sous forme de pourcentage.

#### b. Matrice de confusion :

Le taux de reconnaissance donne le taux d'erreurs commises par le modèle de décision (taux d'erreurs = 100 - précision), mais ne donne aucune information sur la nature de ces erreurs. Cette information est très importante dans la plupart des cas.

Dans le cas d'une classification binaire, le résultat de test d'un modèle peut être une possibilité parmi quatre :

$$\begin{cases} \hat{f}(x_i) = +1 \text{ et } y_i = +1 & \text{vrais positifs} \\ \hat{f}(x_i) = +1 \text{ et } y_i = -1 & \text{faux positifs} \\ \hat{f}(x_i) = -1 \text{ et } y_i = -1 & \text{vrais négatifs} \\ \hat{f}(x_i) = -1 \text{ et } y_i = +1 & \text{faux négatifs} \end{cases} \quad (13)$$

Dans le cas où le modèle donne une classe positive :

- Pour une donnée d'une classe positive, on dit que c'est une classe vraie positive (VP).
- En revanche, si la donnée appartient à la classe négative on dit que c'est une classe fausse positive (FP).

Dans le cas où le modèle donne une classe négative :

- Pour une donnée d'une classe négative, le résultat est une classe vraie négative (VN).
- En revanche, si la classe de la donnée est positive le résultat est qualifié de classe fausse négative (FN).

La matrice de confusion du Tableau 16, est une matrice qui contient en lignes les observations  $y$ , et en colonnes les prédictions  $\hat{f}(x)$ . Les éléments de la matrice représentent le nombre des données correspondantes à chaque cas.

Tableau 16 : Matrice de confusion pour la classification binaire.

Observations	Prédictions ( $\hat{f}$ )	
	+1	-1
+1	VP	FP
-1	FN	VN

Un modèle sans erreurs aura des résultats concentrés sur la diagonale de sa matrice de confusion (CP et CN). La précision  $P$  du modèle peut être calculée à partir de la matrice de confusion comme suit :

$$P = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \quad (14)$$

Nous pouvons également calculer :

- La sensibilité qui représente le pourcentage de tests positifs chez les plantes témoins, calculé par la formule suivante :

$$S_e = \frac{VP}{VP + FN} \quad (15)$$

- La spécificité représente le pourcentage de tests négatifs chez les plantes stressées en appliquant la formule suivante :

$$S_p = \frac{VN}{FP + VN} \quad (16)$$

- La valeur prédictive positive (VPP) : probabilité que la plante est témoin lorsque la prédiction est positive.

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP} \quad (17)$$

- La valeur prédictive négative (VPN) : probabilité que la plante est stressée lorsque la prédiction est négative. Elle est calculée comme suit :

$$VPN = \frac{VN}{FN + VN} \quad (18)$$

Ces différentes variables vont permettre d'évaluer les performances du modèle de classification que nous allons présenter maintenant.

### 3. Résultats

Nous présentons dans cette partie, les résultats de classification obtenus en utilisant la méthode PLS-DA. Une des étapes clés dans l'utilisation de cette méthode est d'extraire l'ensemble de composantes du modèle, qui décrit la corrélation maximale entre les données. Ceci, est réalisé par la validation croisée qui consiste à séparer de manière aléatoire les données en deux parties : apprentissage et test, afin de recalculer le modèle et d'identifier le plus petit ensemble de

composantes principales pour effectuer l'analyse discriminante des moindres carrée partiels sur ces composantes, plutôt que sur les données initiales.

La Figure 79-a présente les résultats de sélection et de validation du modèle de prédiction. La courbe bleue correspond au modèle de prédiction (ou calibration) construit en fonction de nombre de composantes PLS pour prédire les classes à 100 %. Nous utilisons dans la phase de calibration 1/3 de la base de données.

Ce modèle doit être validé en appliquant la validation croisée pour calculer sa capacité de prévision en utilisant les 2/3 restants de la base de données. Après la validation du modèle, nous pouvons vérifier le nombre optimal de composantes PLS en regardant l'erreur moyenne de la validation croisée (courbe en rouge). Le minimum de cette erreur indique le nombre de composantes à utiliser dans le modèle de prédiction.

Le nombre de composantes PLS pour les 11 jours des mesures de 20 feuilles présenté dans la Figure 79-a. Une fois que le nombre optimal de composantes a été défini, on peut procéder au calcul du modèle PLS-DA sur les échantillons. Dans le Tableau 17, la matrice de confusion pour chaque jour de mesure obtenue lors de l'ajustement et de la validation croisée est collectée. La matrice de confusion collecte les résultats du modèle de classification et constitue l'étape initiale pour juger la performance de la classification (précision calculée à l'aide de la formule 14).

Tableau 17 : Performances de modèle de classification PLS-DA pour chaque jour de mesure.

<b>Matrice de confusion</b>			
Jour 1	Jour 2	Jour 3	Jour 4
$\begin{pmatrix} 10 & 6 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 8 & 2 \\ 2 & 8 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 10 & 4 \\ 0 & 6 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 9 & 2 \\ 1 & 8 \end{pmatrix}$
<b>Précision : 70 %</b>	<b>Précision : 80 %</b>	<b>Précision : 80 %</b>	<b>Précision : 85 %</b>
Jour 5	Jour 6	Jour 7	Jour 8
$\begin{pmatrix} 9 & 1 \\ 1 & 9 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 10 & 1 \\ 0 & 9 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix}$
<b>Précision : 90 %</b>	<b>Précision : 95 %</b>	<b>Précision : 100 %</b>	<b>Précision : 100 %</b>
Jour 9		Jour 10	Jour 11
$\begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix}$		$\begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix}$
<b>Précision : 100 %</b>		<b>Précision : 100 %</b>	<b>Précision : 100 %</b>

Cela signifie que pour les premiers jours de mesure, le modèle de classification n'arrive pas à bien classer les échantillons, par exemple d'après la matrice de confusion du jour 1 toutes les

feuilles de classe +1 (témoins) ont été bien classées. Pour la classe -1 (stressées), 4 feuilles ont été bien classées et 6 autres mal classées.

Afin de mieux évaluer la performance de la classification, nous allons déterminer à partir de la matrice de confusion la précision du modèle de prédiction pour chaque mesure comme le montre la figure ci-dessous.

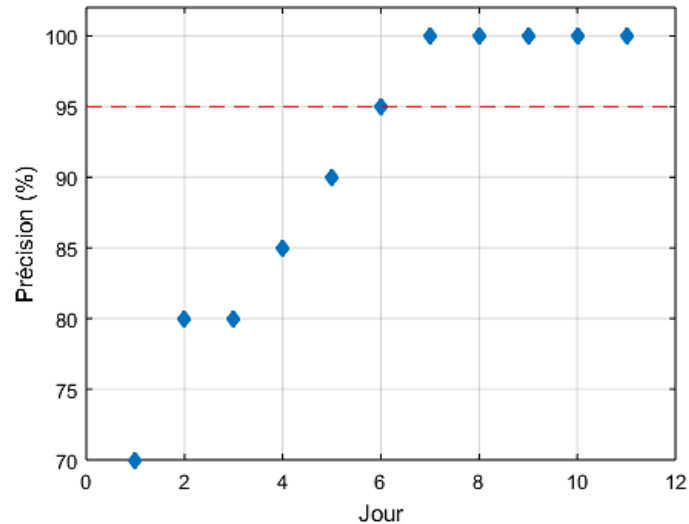
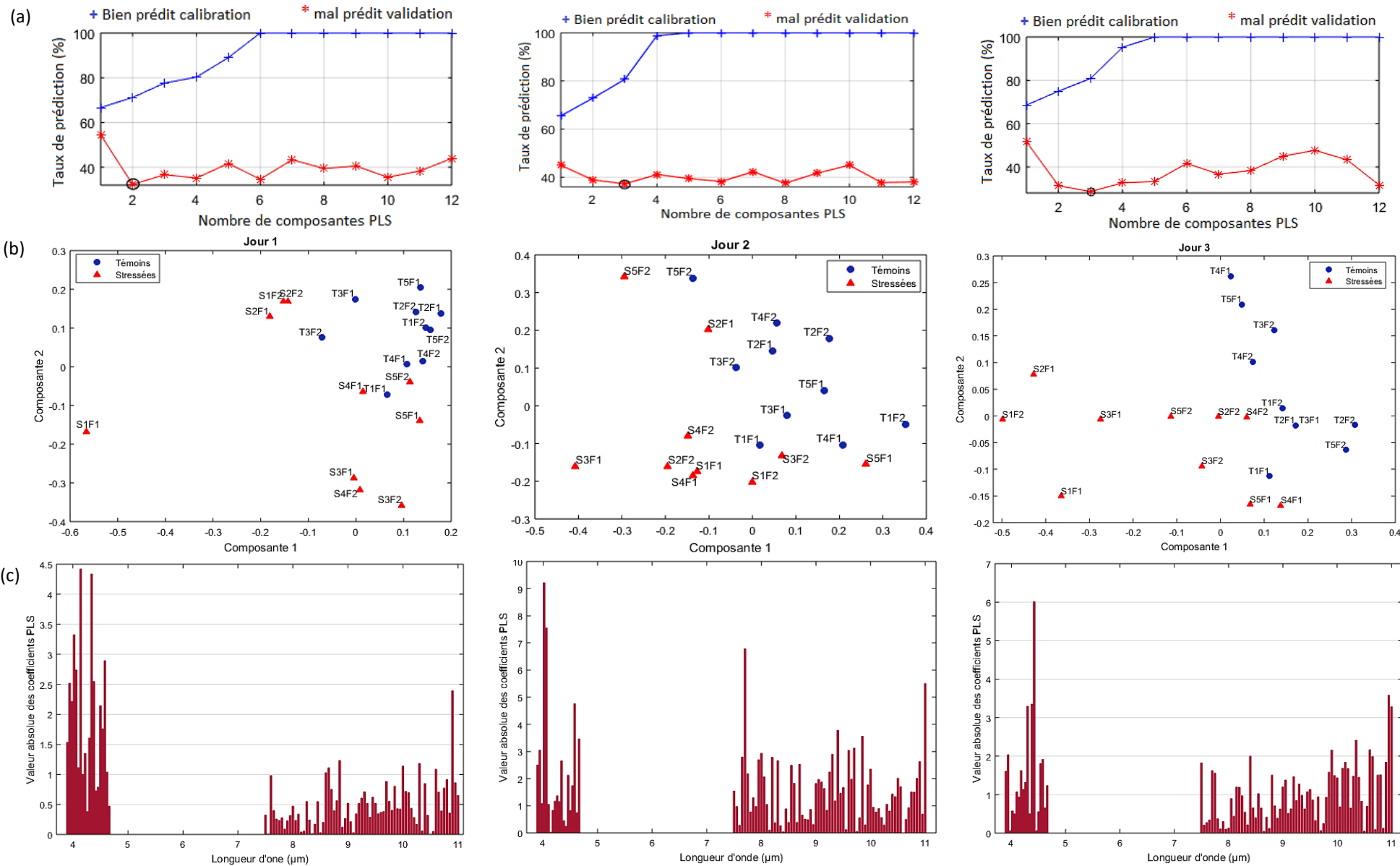


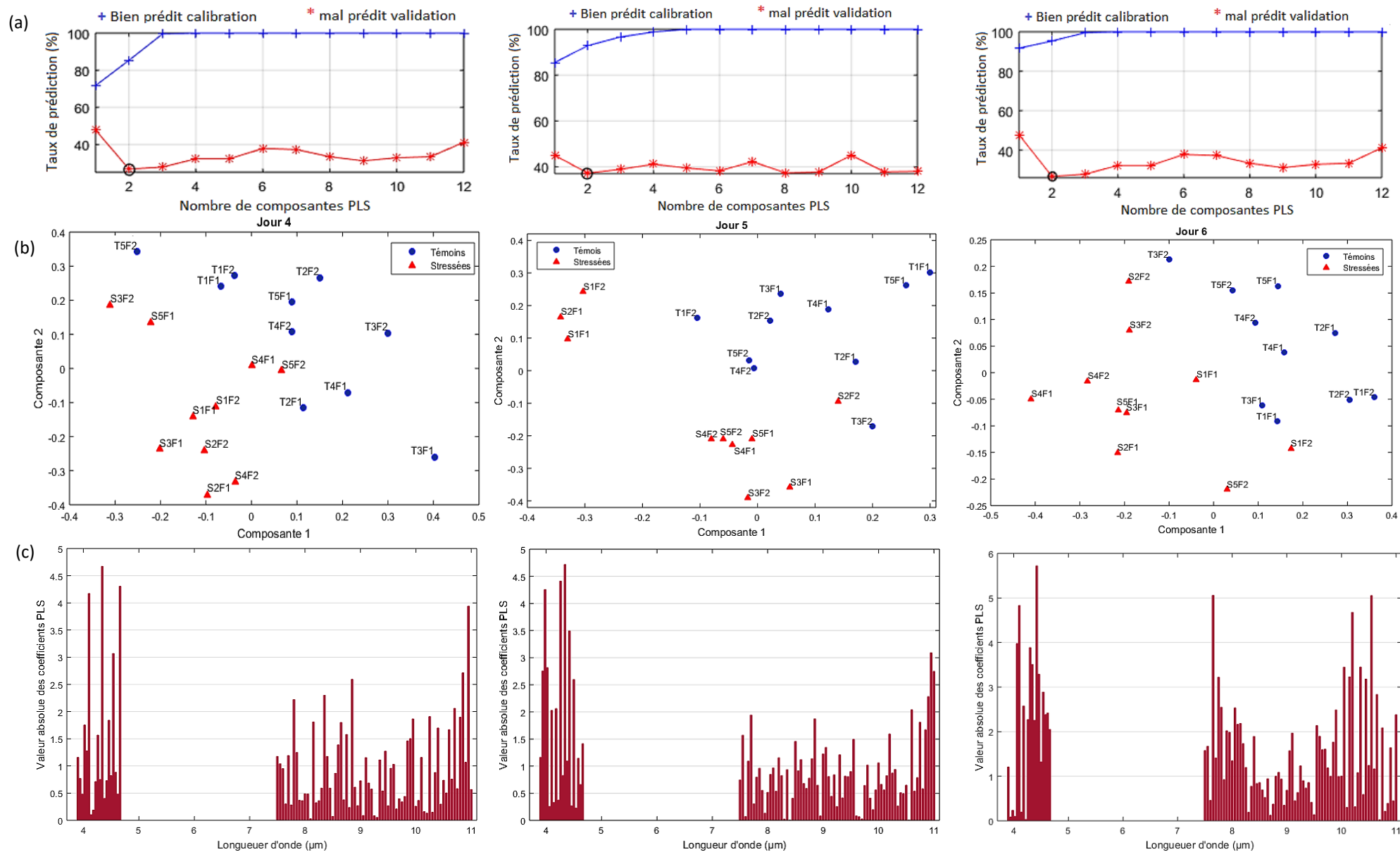
Figure 78 : Précision du modèle de classification pour chaque jour de mesure (points bleus).  
Seuil de décision (trait rouge en pointillé)

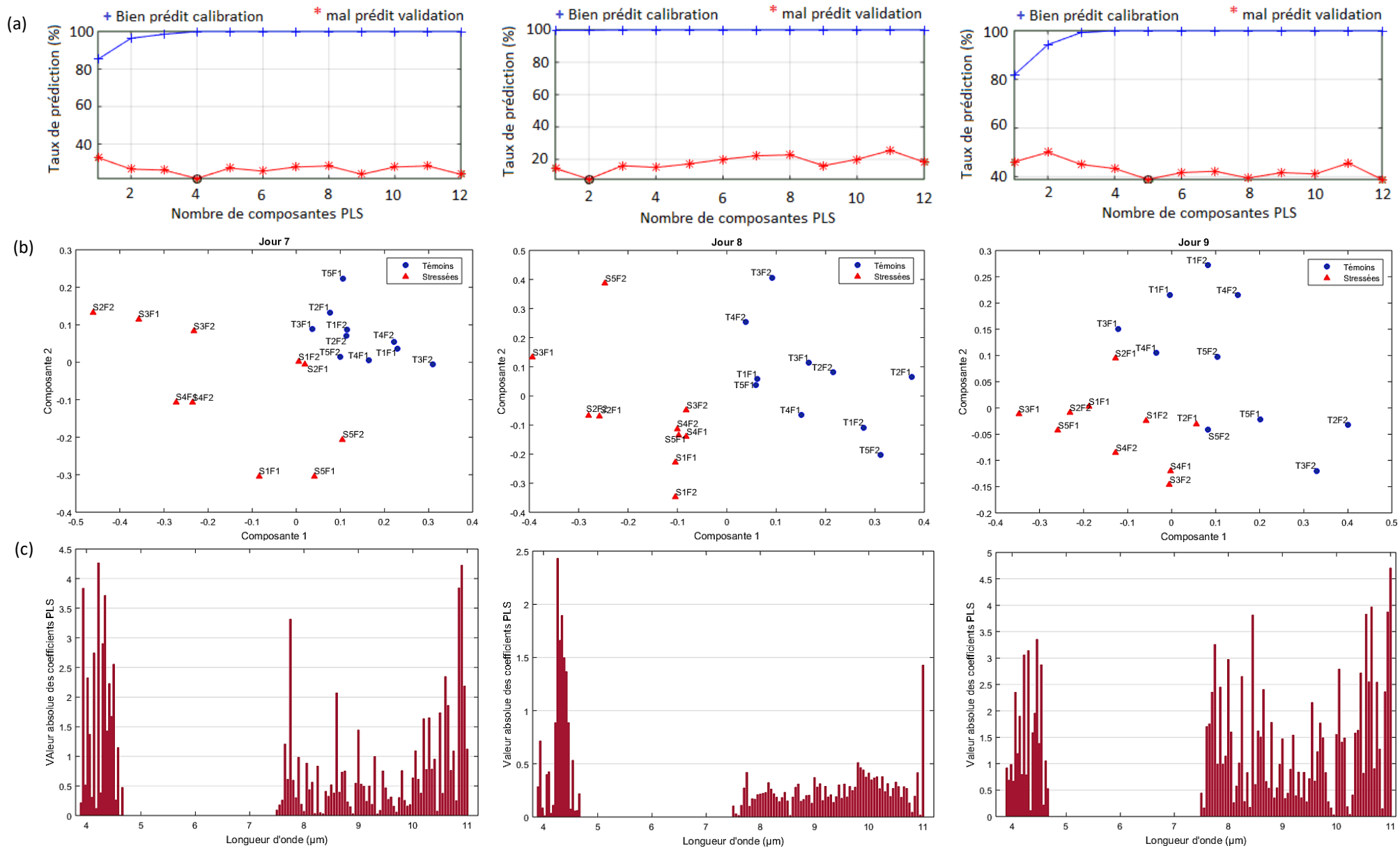
Nous constatons qu'à partir du 6<sup>ème</sup> jour, le modèle arrive à prédire les deux classes à 95 %, nous décidons donc, de prendre cette précision comme un seuil permettant d'indiquer la date de début du stress hydrique avant qu'il soit visible sur la plante.

Nous présentons par la suite les scores tracés à partir des deux premières composantes du modèle et les coefficients PLS permettant de distinguer automatiquement les plantes témoins et stressées suivant le modèle PLS-DA construit.









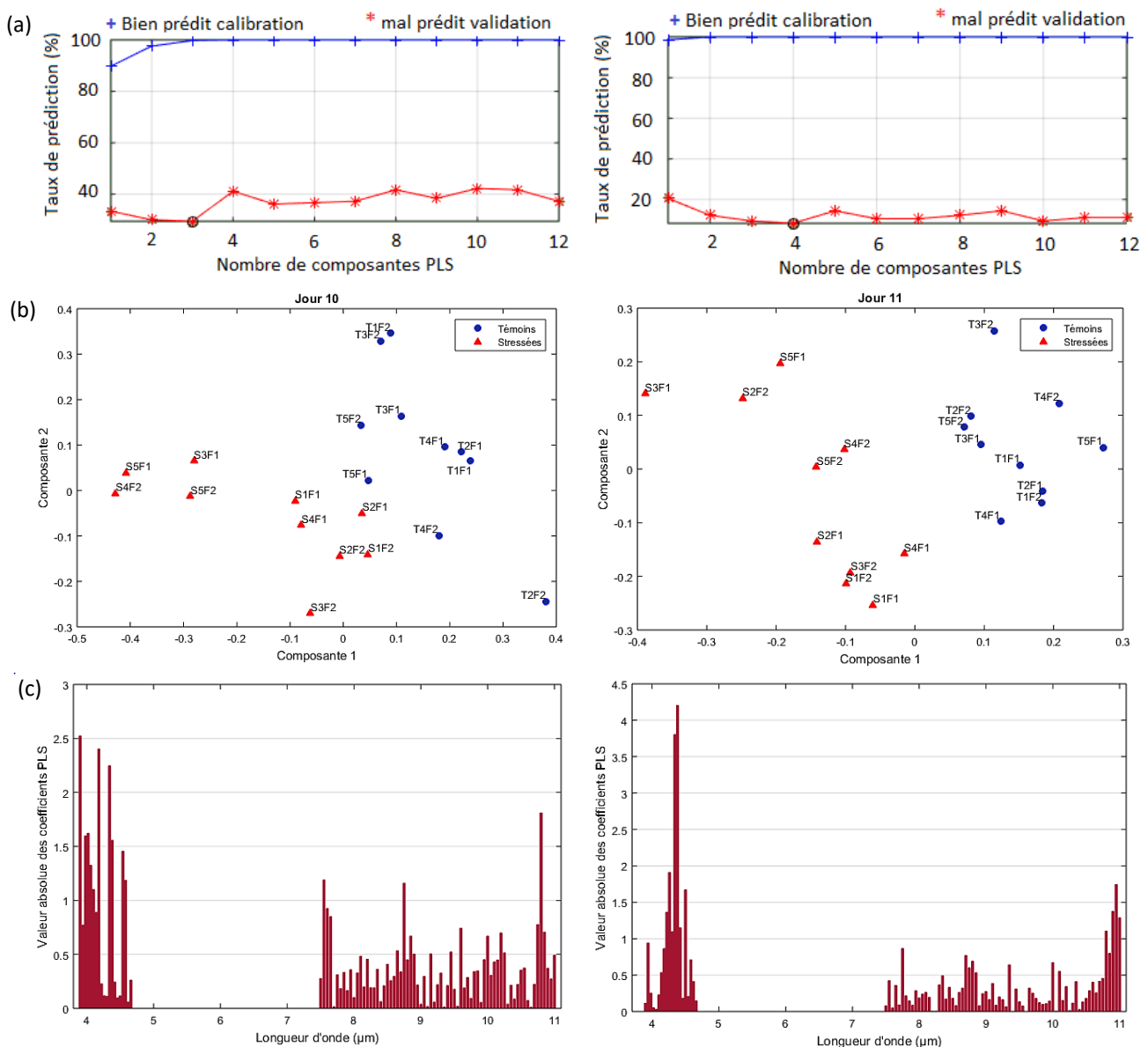


Figure 79 : Résultats de classification PLS-DA pour les 11 jours de mesures. (a) Prédiction du modèle PLS en fonction de nombre de composantes. (b) Projection des données pour les deux premières composantes expliquant mieux les données. (c) Diagramme des coefficients PLS en fonction des longueurs d'onde (entre 3,9 et 11 μm).

L'objectif de cette étude est de proposer un système d'imagerie hyperspectrale actif dans le moyen infrarouge entre 3 et 11 μm, une région spectrale peu utilisée, et puis de valider ce système en caractérisant le stress hydrique chez les plantes en cours de croissance dans le but de détecter ce stress avant qu'il soit visible par l'œil humain.

Des spectres moyens de taux de réflexion des plantes ont été extraits à partir des images infrarouges et stockés dans une base de données pour construire un modèle de classification PLS-DA permettant de séparer automatiquement les plantes témoins et stressées. La Figure 79 montre les résultats obtenus par cette classification.

Les outils d'analyse du modèle de classification construit sont les scores et les coefficients de régression (Loadings). La Figure 79-b montre une visualisation graphique des scores des deux premières composantes qui représentent mieux la variation des données pour les 11 jours de

mesures après application du stress hydrique. Ces scores consistent à remplacer les termes d'origine dans le modèle construit suivant l'estimation des moindres carrés. Les points en bleu représentent les feuilles témoins et ceux en rouge les feuilles en stress. Nous remarquons qu'avec le modèle de classification PLS-DA construit, nous arrivons à séparer les deux classes de plantes à partir de 6<sup>ème</sup> jour avant que le stress soit visible. Nous constatons également que vers la fin de l'expérimentation (11<sup>ème</sup> jour) les plantes sont bien séparées ce qui montre qu'elles sont beaucoup plus stressées.

Les coefficients de régression obtenus par le modèle PLS-DA permettent d'estimer la relation linéaire entre les composantes et les mesures de taux de réflexion des feuilles. Plus les coefficients sont proches de 0, plus les relations sont généralement non significatives. L'évaluation de la signification des coefficients de régression consiste à sélectionner les longueurs d'onde sensibles au stress hydrique. La Figure 79-c montrent une représentation graphique des coefficients PLS à partir des mesures du 11 jours d'expérimentation en fonction des longueurs d'onde. Nous constatons à partir des amplitudes de ces coefficients que pendant tous les jours des mesures la gamme spectrale entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$  a l'influence la plus forte sur la séparation du statut hydrique. Nous remarquons également quelques longueurs d'onde significatives dans la gamme spectrale entre 7,5 et 11  $\mu\text{m}$  pour le 6<sup>ème</sup>, 7<sup>ème</sup> et 9<sup>ème</sup> jours telles que : 7,65  $\mu\text{m}$ , 8  $\mu\text{m}$ , 8,45  $\mu\text{m}$ , 10,05  $\mu\text{m}$ , 10,2  $\mu\text{m}$ , 10,55  $\mu\text{m}$ , 10,85  $\mu\text{m}$ , 10,9  $\mu\text{m}$ .

#### 4. Conclusion

Pour valider le fonctionnement du banc de mesure proposé en imagerie hyperspectrale active dans l'infrarouge moyen, dans les deux gammes spectrales : 3-5  $\mu\text{m}$  et 7,5-11  $\mu\text{m}$ , nous avons caractérisé le stress hydrique des plantes en cours de croissance dans le laboratoire, en faisant des mesures répétées sur des plantes témoins et d'autres stressées. Deux régimes hydriques ont été préconisés : alimentation hydrique normale correspondant à 80 % de CC et alimentation hydrique réduite à 20 % de CC.

Un protocole d'acquisition automatique est réalisé sous LabVIEW pour un pilotage facile des équipements constituant le banc de mesure et pour un stockage rapide des images (20020 images au total) pour un traitement sous Matlab. Deux résolutions spectrales sont utilisées (40 nm pour 3,9-4,7  $\mu\text{m}$  et 50 nm pour 7,5-11  $\mu\text{m}$ ) pour un total de 91 longueurs d'onde pour chaque feuille mesurée. A partir des images infrarouges acquises, nous avons extrait les spectres correspondant à chaque type de plantes (220 spectres au total). La comparaison des spectres nous a permis de constater que la région la plus affectée par le stress hydrique est entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$ . Ces spectres ont été stockés par la suite dans une base de données pour un traitement automatique.

La base de données a été traitée par la méthode d'analyse discriminante des moindres carrés partiels (PLS-DA) pour les 11 jours de mesures afin de séparer automatiquement les plantes témoins et stressées, et de sélectionner les longueurs d'onde permettant de diagnostiquer le stress hydrique. La représentation graphique des scores a montré la possibilité de séparer les deux catégories des plantes à partir du 6<sup>ème</sup> jour de l'expérimentation avec une précision de 95%. Les coefficients de régression représentés en fonction des longueurs d'onde ont permis de sélectionner les régions spectrales qui ont une influence sur la séparation du statut hydrique

des plantes. La gamme spectrale entre 3,9 et 4,6 contient des coefficients PLS de forte valeur ce qui signifie qu'elle contribue beaucoup à la caractérisation du statut hydrique des plantes.

Les résultats obtenus ont permis de valider le banc de mesure proposé en imagerie hyperspectrale active. Nous étions limités par la quantité de données réduite dans les deux gammes spectrales due à la durée des mesures (8 heures par jour). Ces premiers résultats prometteurs peuvent être approfondis dans des futures études en effectuant des mesures seulement dans la gamme spectrale la plus affectée par le stress hydrique (3,9-4,6  $\mu\text{m}$ ) ou en réalisant des acquisitions vidéo afin d'optimiser le temps de mesures et de tester d'autres méthodes de classification pour identifier précisément les longueurs d'onde caractérisant le statut hydrique des plantes et également pour d'autres applications.

## Conclusion générale

Ce travail a contribué au développement d'un système actif d'imagerie hyperspectrale dans l'infrarouge moyen. Ce système permet de caractériser le stress hydrique chez des plantes en cours de croissance dans une chambre de culture en laboratoire et sans destruction de l'échantillon. L'imagerie hyperspectrale active a confirmé que le stress hydrique peut affecter d'une façon significative la réflexion spectrale de la surface du végétal.

De nombreuses architectures d'imagerie hyperspectrale existantes ont démontré leur efficacité pour la caractérisation des échantillons. Elles nécessitent une source d'éclairage maîtrisée, ou au moins caractérisée. Les analyses réalisées et les résultats prometteurs dans différentes gammes spectrales ont confirmé l'intérêt de poursuivre ces études sur les propriétés physiques des cibles dans l'infrarouge moyen.

D'après une synthèse des architectures d'imagerie existantes, nous avons opté pour une architecture « staring », en mettant en place un système actif, qui consiste à associer au système d'observation un éclairage artificiel de courte durée et de forte puissance pour illuminer le végétal sans besoin de filtres spectraux et pour collecter par un imageur large bande le rayonnement diffusé.

Dans un premier temps, nous avons choisi les composants nécessaires à la mise en œuvre de notre système : des caméras infrarouges disponibles au laboratoire sont utilisées dans la partie acquisition (caméra refroidie dans la gamme spectrale entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  et une caméra bolométrique entre 7,5 et 13  $\mu\text{m}$ ). Ces caméras permettent la collecte du flux diffusé par la surface de l'échantillon après un éclairage par une source laser QCL largement accordable opérant entre 3,9 et 11  $\mu\text{m}$  ; le faisceau est mis en forme par un système optique afin d'éclairer une surface de 5 cm de diamètre.

La source laser utilisée a été développée par Daylight, récemment (livraison de la source en 2019). Sa fabrication et sa livraison a pris un retard de 18 mois. À l'arrivée du laser, un test de fonctionnement a été réalisé en caractérisant les 4 modules du laser en puissance afin de vérifier les données du constructeur. Puis une validation du système de mesure a été faite en caractérisant une lame de quartz en utilisant les détecteurs infrarouges à disposition.

Un premier test du système avait montré quelques artéfacts présents au niveau des images acquises tels que : la non-uniformité de l'éclairage due à la présence de speckle, l'instabilité de pointé du laser et les sources de bruit liées aux caractéristiques propres du détecteur utilisé. Des solutions ont été proposées pour pallier ces artéfacts en choisissant une sous-image rectangulaire commune à toutes les longueurs d'onde, ce qui permet de sélectionner toute la zone de mesure. Sur cette zone, une moyenne locale a été effectuée pour diminuer l'effet du speckle et réduire la contribution des différentes sources de bruit.

Pour la validation du banc de mesure proposé, une caractérisation du stress hydrique des plantes a été réalisée en faisant des mesures répétitives sur des plantes témoins ainsi que sur d'autres plantes stressées. Deux régimes hydriques ont été préconisés : alimentation hydrique normale correspondant à 80 % de la capacité au champ et alimentation hydrique réduite à 20 % de la capacité au champ. Des séries d'acquisition sur les deux lots de végétaux ont été réalisées avec deux résolutions spectrales (40 nm pour la gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  et 50 nm pour 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ ) pour un total de 91 longueurs d'onde pour chaque feuille mesurée. À partir des images infrarouges acquises, les spectres correspondant à chaque type de plantes ont été extraits. La comparaison des spectres nous a permis de constater que la région la plus affectée par le stress hydrique est entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$ . Ces spectres ont été stockés par la suite dans une base de données pour un traitement automatique.

La principale limitation est liée à la quantité de données obtenues dans les deux gammes spectrales. Cette limitation est principalement due au temps d'observation (la durée des mesures est de 8 heures par jour). C'est la raison pour laquelle nous avons utilisé la méthode d'analyse discriminante des moindres carrés partiels (PLS-DA) pour traiter les 11 jours de mesures afin de séparer automatiquement les deux catégories de plantes, et de sélectionner les longueurs d'onde permettant de diagnostiquer le stress hydrique.

Les résultats obtenus ont permis de valider le banc de mesure en imagerie hyperspectrale active proposé dans l'infrarouge moyen. Ces résultats prometteurs peuvent être approfondis dans de futures études en effectuant des mesures seulement dans la gamme spectrale la plus affectée par le stress hydrique entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$  en optimisant le temps des acquisitions d'images et de tester d'autres méthodes de classification telles que les réseaux de neurones ou machine à support vecteurs pour identifier précisément les longueurs d'onde caractérisant l'état physiologique de la plante et également pour d'autres applications.

## Perspectives

Ce travail constitue une première étude au sein du laboratoire. L'ensemble des travaux réalisés a permis de montrer l'intérêt d'utiliser l'imagerie hyperspectrale active pour caractériser les échantillons dans l'infrarouge moyen. Les premiers résultats significatifs, sont prometteurs et ouvrent les perspectives suivantes de progression de ces travaux :

- Afin d'optimiser le temps d'acquisition des images qui est actuellement de 8 heures par jour, la réalisation des acquisitions vidéo va permettre de réduire la durée des mesures, et d'extraire par la suite les images pour déterminer le signal d'intérêt à chaque longueur d'onde. Il est également possible de réaliser des mesures seulement dans la région spectrale entre 3,9 et 4,6  $\mu\text{m}$  qui contribue plus à la séparation du statut hydrique des plantes.
- La présence de speckle sur l'image ayant une influence sur la forme de signal et qui atteint une ondulation jusqu'à 50 % de l'intensité maximale mesurée par les détecteurs, une étude approfondie doit être menée de manière à pouvoir proposer des méthodes pour éliminer ces grains de speckle soit pendant la phase d'acquisition en ajoutant des diffuseurs rotatifs ou vibrants permettant de modifier le front d'onde de la lumière lors de son passage pour supprimer la cohérence spatiale de la source et pour s'assurer que la distribution de l'intensité est uniforme. Il est également possible de supprimer ce speckle au niveau de post-traitement en appliquant des filtres adaptatifs tels que le filtre de Lee, Kuan et Frost afin d'estimer la réflectivité réelle de chaque pixel de l'image (utilisation de l'imagerie) au lieu d'effectuer une moyenne spatiale sur la zone de mesure.
- Au niveau de traitement des données, de nombreuses techniques de classification existent pour séparer les échantillons et sélectionner les longueurs d'onde caractérisant le statut hydrique des plantes. En faisant des acquisitions vidéo, la résolution spectrale peut être réduite qui est actuellement de 40 nm pour la gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  et de 50 nm pour 7,5 et 11  $\mu\text{m}$ , afin d'avoir une quantité des données élevée permettant de tester d'autres méthodes de classification plus précises telles que les réseaux de neurones ou la machine à support vecteurs et de comparer les résultats avec ceux trouvés par PLS-DA.
- Le système optique proposé, dans cette thèse, était validé par une caractérisation de l'état hydrique des plantes en cours de croissance dans le laboratoire pour ouvrir la voie à la conception des outils portatifs avec seulement les longueurs d'onde sensibles au stress hydrique afin d'effectuer des mesures en plein champ. Il peut être également appliqué sur d'autres applications pour caractériser différents échantillons dans l'infrarouge moyen.



## Annexe 1 : Caractérisation spectrale des feuilles

Plusieurs études sur les propriétés spectrales de la feuille ont été réalisées pour caractériser la végétation dans différentes gammes de longueurs d'onde (Maria F. Buitrago Acevedo et al. 2017; Kotchi 2004; Gerber 2011). En agronomie, la réflectance est très fréquemment utilisée pour caractériser un couvert végétal (Bourgeon 2015; Bartholomé 1989). Cette réflectance correspond au signal réfléchi par la surface des feuilles. La Figure ci-dessous présente le spectre de réflexion d'une feuille verte typique dans une large bande spectrale (0,4-13  $\mu\text{m}$ ), permettant l'analyse du mouvement vibrationnel des molécules interagissant avec le rayonnement électromagnétique. Les liaisons moléculaires vibrent à une fréquence déterminée lorsqu'elles sont stimulées par l'absorption de certains rayonnements électromagnétiques.

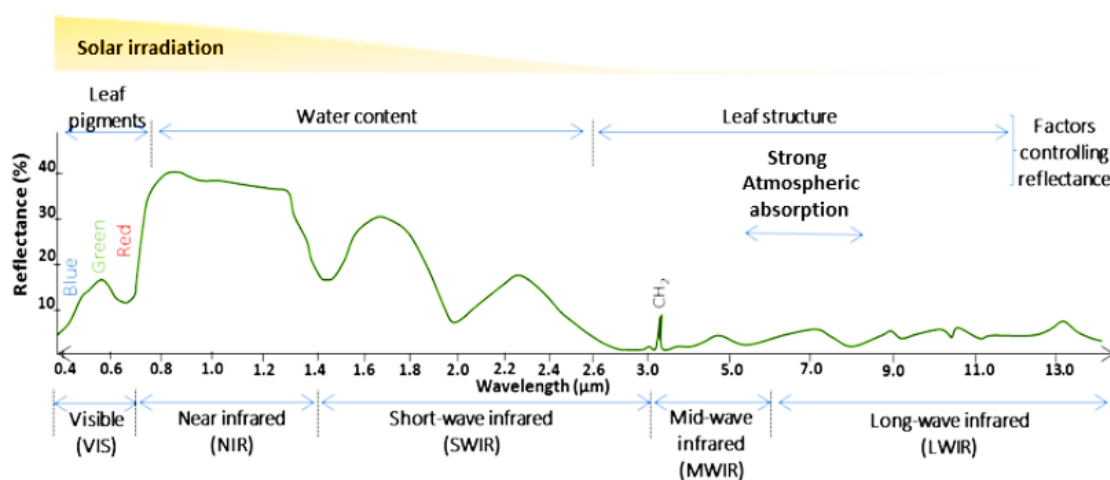


Figure 80 : Spectre de réflectance d'une feuille verte typique (Acevedo et al. 2017).

Les propriétés de réflectance des plantes sont bien connues dans le visible et le proche infrarouge :

- Le spectre de réflectance dans le domaine du **visible** montre une forte absorption par les pigments dans le bleu et le rouge, ce qui donne une faible réflectance du vert. Cette partie du spectre est utilisée pour étudier les changements dans les pigments foliaires (Lang 1996; Bourgeon 2015). La bande spectrale dite « Red Edge » pour la végétation est comprise usuellement entre 0,68 et 0,8  $\mu\text{m}$  (Figure 81). Elle désigne la région de changement rapide de réflectance de la chlorophylle entre le rouge et le proche infrarouge. Les mesures dans cette bande spectrale permettent également de caractériser la végétation. Par exemple, une augmentation de la concentration en chlorophylle entraîne un décalage du « Red Edge » vers le proche infrarouge.
- Dans le **proche infrarouge** (Near InfraRed : 0,7-1,4  $\mu\text{m}$ ), les feuilles montrent une réflectance élevée due à la diffusion interne des feuilles (Knipling 1970), cette zone spectrale est utilisée pour déterminer les indices de végétation. Les changements dans ces indices donnent des informations sur la productivité et l'état de santé des plantes (Dobrowski et al. 2005 ; Stagakis et al. 2012 ; Behmann et al. 2014).

Dans l'infrarouge, le spectre électromagnétique est divisé en ondes courtes (Short-Wave InfraRed : 1,4-2,5  $\mu\text{m}$ ), ondes moyennes (Medium-Wave InfraRed : 2,5-6  $\mu\text{m}$ ), ondes longues (Long-Wave InfraRed : 6-20  $\mu\text{m}$ ) et infrarouge lointain (Far InfraRed : 20  $\mu\text{m}$ -0,01 cm). L'absorption des pigments diminue entre le NIR et SWIR (Elvidge 1988).

- Le **SWIR** est largement utilisé dans l'évaluation des changements dans la teneur en eau des feuilles (LWC), causée par la sécheresse (Ceccato et al. 2002 ; Feng et al. 2013 ; Fensholt et al. 2003). Les trois pics principaux d'absorption de l'eau sont présentés dans la Figure 81 à 1450 nm, 1950 nm et 2450 nm (Jacquemoud 2002).

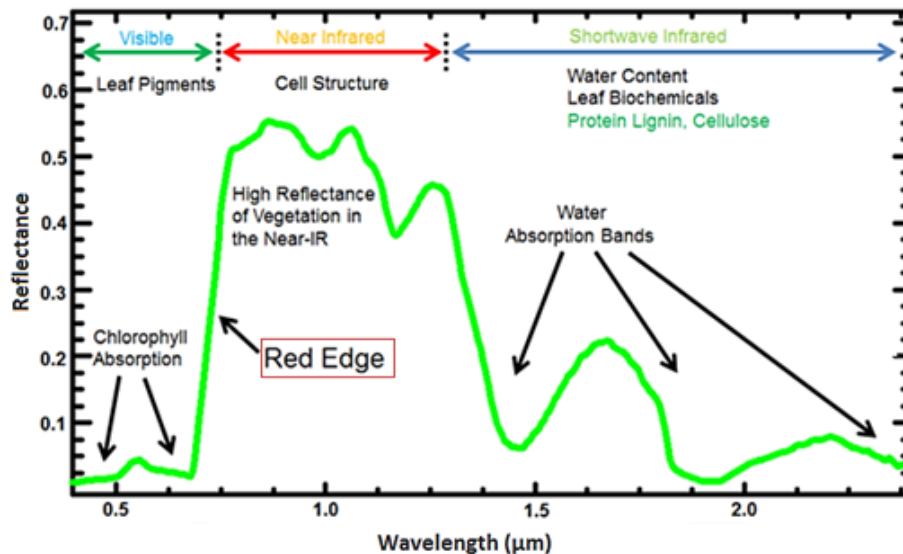


Figure 81 : Réflectance spectrale typique de la végétation avec indications des principales caractéristiques d'absorption.

- Dans le **MWIR** et le **LWIR**, les caractéristiques des feuilles sont moins prononcées par rapport à celles de la gamme visible, NIR et SWIR. Pour cette raison, et en raison d'un manque de recherche dans cette partie spectrale, les feuilles ont été considérées sans caractéristiques dans le LWIR (Li et al. 1999 ; Wang et Leuning 1998). Aujourd'hui, grâce au développement des instruments de mesure dans l'infrarouge, des études ont montré que les variations spectrales dans cette région peuvent être causées par des traits associés à la structure de la feuille, comme le contenu en eau (Gerber 2011; Ullah et al. 2012) et la teneur en lignine et en cellulose (Elvidge 1988; Acevedo et al. 2017).

## Annexe 2 : Étude photométrique

### 1. Bilan du flux laser

Comme dans tout système de mesure, le signal utile, représenté dans notre cas par le flux laser parvenant au détecteur après diffusion sur l'objet, doit vérifier deux caractéristiques principales :

- Absence de saturation
- Rapport signal/bruit « adéquat »

Pour vérifier ces deux conditions, il est possible d'agir sur :

- La puissance émise par le laser, dans les limites haute et basse spécifiées par le constructeur. Ces valeurs dépendent de la longueur d'onde. Une atténuation externe est malaisée, car dépendante de la longueur d'onde.
- L'étalement (mise en forme) du faisceau laser sur l'échantillon
- Les caractéristiques du détecteur : type d'objectif, temps d'intégration, filtre, etc.

Nous allons maintenant évaluer les caractéristiques principales du détecteur (puissance de saturation, et puissance équivalente au bruit), afin de dimensionner les éléments amont de la chaîne de mesure.

#### 1.1. Calcul du flux laser minimum détectable par le détecteur

La puissance équivalente au bruit est généralement caractérisée par la valeur du NEI (Noise Equivalent Intensity). Le NEI est rarement donnée par les constructeurs, qui ne fournissent que le NETD (Noise Equivalent Temperature Difference). Nous aurons donc à l'évaluer pour chaque imageur.

##### 1.1.1. Évaluation du NEI

Le NEI peut être calculé à partir des éléments constituant le système, comme il est d'usage en conception. Lorsque les caractéristiques des éléments sont mal connues, nous pouvons tenter une estimation, à partir des éléments principaux dont le détecteur.

Dans notre cas, la caractérisation effectuée par le constructeur concerne le NETD, qu'il est possible de convertir. Cette méthode caractérise le système sans être en mesure d'identifier les sources de bruit du système de détection.

Nous allons maintenant détailler ces deux méthodes.

##### a) Calcul du NEI associé au détecteur seul :

Le NEI associé à un détecteur se définit classiquement par : (Gaussorgues 1999)

$$NEI_{d\acute{e}tecte\text{u}r} = \frac{\sqrt{A \cdot \Delta\vartheta}}{S_p \cdot D^* \cdot \tau_{opt}} \quad (19)$$

Avec :

A : Surface du d\acute{e}tecte\text{u}r en m<sup>2</sup>, Δϑ : Fr\acute{e}quence d'image en Hz, S<sub>p</sub> : Surface de la pupille d'entr\ee en m<sup>2</sup>, τ<sub>opt</sub> : Transmittance optique du d\acute{e}tecte\text{u}r, D\* : D\acute{e}tectivit\ee sp\eci\fi que en m.W<sup>-1</sup>.√Hz.

Pour cette premi\ere m\ethode de calcul de NEI, nous allons utiliser des valeurs standard de d\acute{e}tectivit\ee disponibles dans la litt\erature. La Figure 82 pr\esente des valeurs de d\acute{e}tectivit\ee sp\eci\fi ques en fonction de la longueur d'onde \`a diff\erentes temp\eratures pour les types de mat\eriaux les plus courants.

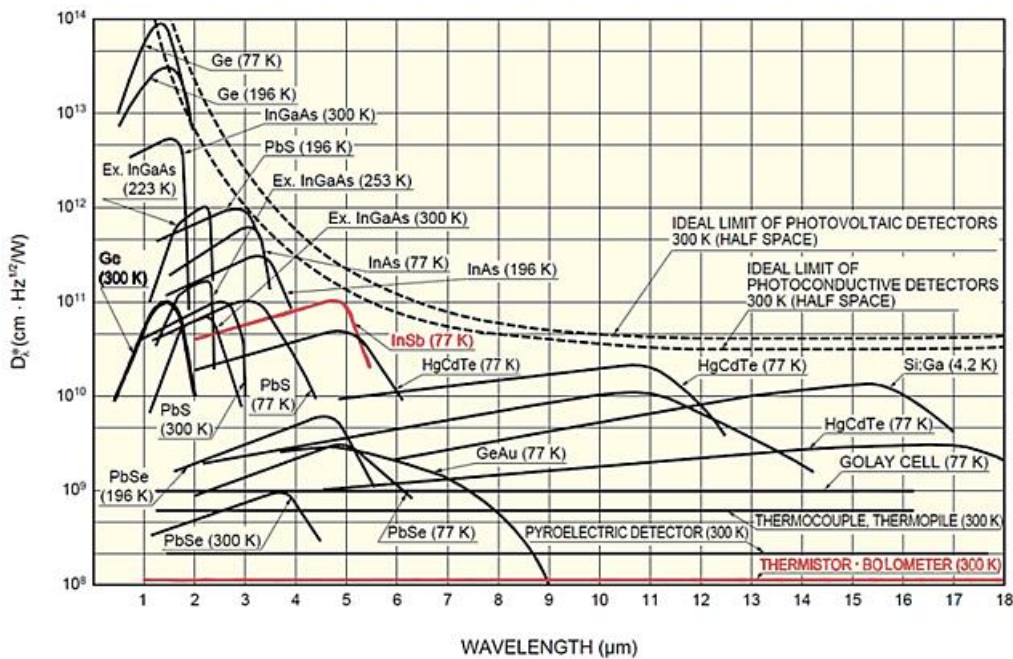


Figure 82 : Courbes de d\acute{e}tectivit\ee de divers d\acute{e}tecte\text{u}rs infrarouges disponibles dans le march\ee en fonction de la longueur d'onde [Hamamatsu].

Les d\acute{e}tectivit\ees sp\eci\fi ques pour les deux d\acute{e}tecte\text{u}rs utilis\es sont :

- D\acute{e}tecte\text{u}r InSb refroidi (SC5000) :  $D^* = 2 \cdot 10^{10} \text{ m.W}^{-1} \cdot \sqrt{\text{Hz}}$
- D\acute{e}tecte\text{u}r bolom\et\re (A65) :  $D^* = 1 \cdot 10^8 \text{ m.W}^{-1} \cdot \sqrt{\text{Hz}}$

Ainsi, d'apr\es les sp\eci\fi cations techniques du premi\er d\acute{e}tecte\text{u}r refroidi, nous obtenons les r\esultats ci-dessous. Les valeurs utilis\ees pour les calculs sont d\eta\ai ll\ees en annexe.

$$NEI_{d\acute{e}tecte\text{u}r} = 1,5 \cdot 10^{-11} \text{ W.m}^{-2}$$

La premi\ere m\ethode d'\evaluation de NEI ne consid\ere que le bruit du mat\eriel de d\acute{e}tection. Une valeur de 15 pW est donc probablement inf\erieure \`a la valeur r\eele de l'ensemble de la

chaîne de mesure. Rappelons qu'elles représentent l'éclairement minimal nécessaire provenant d'un élément de la scène conjugué d'un pixel.

b) Calcul du NEI équivalent au NETD :

Cette méthode permet de déterminer le NEI du système, à partir de la seule caractéristique donnée par le constructeur, NETD (Noise Equivalent Temperature Difference) à la température  $T_0 = 300 \text{ °K}$ .

Pour cela, nous appuyons sur la loi de calibration de la caméra, qui convertit le flux optique en température. Par défaut, si cette loi est inconnue, nous nous permettrons en première approximation d'utiliser la loi de Planck pour remonter du NETD au NEI, et calculer la luminance de Planck pour deux températures séparées du NETD.

Pour une scène élémentaire IFOV (Instantaneous Field Of View – correspondant à un pixel), comme représenté sur la Figure 83, à la température  $T_0$ , le NEI est représenté par la différence d'éclairement à deux températures différentes, comme le montre l'équation suivante :

$$NEI_{\text{équivalent}} = E_{\Delta\lambda}(T_0) - E_{\Delta\lambda}(T_0 - NETD) \quad (20)$$

Avec  $E_{\Delta\lambda}(T_0)$  l'irradiance ( $W \cdot m^{-2}$ ) parvenant de la pupille d'entrée.

Nous allons maintenant évaluer quelle est la modification d'éclairement à la pupille d'entrée lorsque la température de la scène élémentaire varie du NETD. L'IFOV peut donc se définir comme le conjugué du pixel dont  $\Omega_{IFOV}$  représente l'angle solide correspondant à un pixel dans l'espace d'observation. Nous pouvons donc déterminer la surface  $S_{IFOV}$  de cet élément observé par l'expression suivante :

$$S_{IFOV} \sim \Omega_{IFOV} \cdot d^2 \quad (21)$$

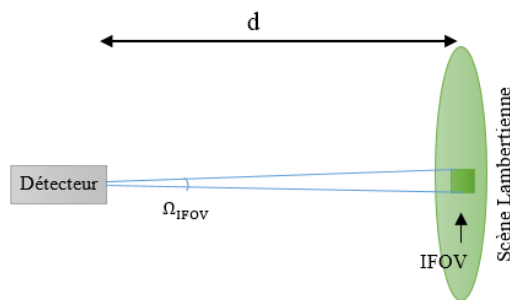


Figure 83 : Schéma d'observation d'une scène élémentaire IFOV.

Avec  $d$  la distance entre l'optique d'entrée et la surface cible considérée comme un Corps Noir. Nous pouvons ainsi estimer l'intensité photométrique angulaire de la surface de l'élément IFOV, à partir de la luminance thermique comme suivant :

$$I_{\text{scène}} = \iint_{S_{IFOV}} L_{\Delta\lambda} \times dS \sim L_{\Delta\lambda} \cdot d^2 \cdot \Omega_{IFOV} \quad (22)$$

Cette approximation utilise la propriété d'uniformité de la surface de l'IFOV. Si la distance d'observation est suffisamment grande et l'IFOV est assez petit pour considérer la source comme ponctuelle, nous pourrions considérer que la contribution à l'endroit de la pupille d'entrée sera correctement décrite par la loi de Bouguer :

$$E_{opt} \sim \tau_{atm} \cdot \frac{I_{scène}}{d^2} = \tau_{atm} \cdot L \cdot \Omega_{IFOV} \quad (23)$$

D'après l'équation ci-dessus, nous constatons que hors transmission atmosphérique, l'éclairement ne dépend que de la luminance de Planck intégrée sur la bande spectrale des détecteurs, et de l'angle solide élémentaire  $\Omega_{IFOV}$ . Dans ce cas, la différence des luminances obtenues représente le NEI équivalent au NETD hors transmission atmosphérique :

$$NEI_{eqNETD} = E_{opt} = \Omega_{IFOV} \cdot (L_{\Delta\lambda}(T_0) - L_{\Delta\lambda}(T_0 - NETD)) \quad (24)$$

Sous l'hypothèse que l'image de la scène est placée proche de la focale, l'expression de NEI équivalent au NETD devient sous forme :

$$\begin{aligned} NEI_{eqNETD} &= \Omega_{IFOV} \cdot [L_{\Delta\lambda}(T_0 + NETD) - L_{\Delta\lambda}(T_0)] \\ &= \frac{A}{f^2} \cdot [L_{\Delta\lambda}(T_0 + NETD) - L_{\Delta\lambda}(T_0)] \end{aligned} \quad (25)$$

Avec,  $A$  : Surface d'un pixel et  $f$  : Focale de la caméra.

Nous allons évaluer le NEI équivalent au NETD à partir des caractéristiques données par le constructeur, nous obtenons le résultat suivant :

$$NEI_{eqNETD} = 2,47 \cdot 10^{-9} \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$$

Nous remarquons que la valeur obtenue de NEI équivalent à la chaîne totale de mesure est légèrement supérieure au NEI estimé par la première méthode. L'incertitude provient ici de la pondération de la sensibilité en fonction de la longueur d'onde.

### 1.1.2. Flux minimum détectable par l'imageur

Le calcul du NEI, permet de déterminer le flux minimum détectable par la caméra en le multipliant par la surface de la pupille ( $S_p = \pi \cdot \left(\frac{\phi_{opt}}{2}\right)^2$ ) d'entrée de l'imageur :

$$F_{récepteur_{min}} = NEI \times S_p \quad (26)$$

Nous allons calculer le flux minimum détecté par le détecteur refroidi et comparer les résultats obtenus en utilisant les valeurs de NEI trouvées par les deux méthodes décrites précédemment :

$$\begin{aligned} F_{récepteur_{min\_NEI\_détecteur}} &= 1,06 \cdot 10^{-14} \text{ W} \\ F_{récepteur_{min\_NEI\_eqNETD}} &= 1,74 \cdot 10^{-12} \text{ W} \end{aligned}$$

L'ordre de grandeur obtenu par les deux méthodes est différent. Le flux minimum de 1,74 pW parvenu du NEI équivalent au NETD représente la valeur réelle de flux détecté par l'imageur.

## 1.2. Système actif : bilan de flux

La cible est éclairée par une source lumineuse de type laser, nous souhaitons calculer la portion de flux laser revenant à la caméra en trois étapes :

- Calcul de la luminance de la zone de l'échantillon éclairée par la source.

- Estimation de l'albédo  $\rho(\lambda)$ .
- Calcul du flux revenant vers la caméra.

### 1.2.1. Luminance de la scène éclairée

A partir du schéma ci-dessous, et sous l'hypothèse d'un éclairage délimité par le rayon à  $1/e^2$ , nous pouvons définir l'approximation de l'éclairage de la scène comme suit :

$$E_{scène} = F_{laser} \cdot \tau_{atm}(d) \cdot S_{tache}^{-1} \quad (27)$$

Avec,  $F_{laser}$  : flux lumineux total de la source en W,  $\tau_{atm}(d)$  : coefficient de transmission de l'atmosphère,  $S_{tache}$  : surface de l'éclairage laser à la distance  $d$  en  $m^2$ ,  $S_{tache} = \pi((\tan \theta) \cdot d)^2$

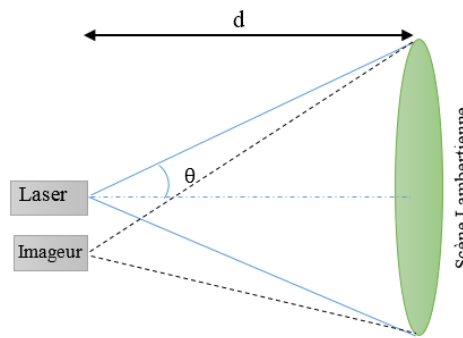


Figure 84 : Schéma du système actif.

La luminance de la scène Lambertienne sera sous la forme suivante :

$$L_{scène} = E_{scène} \cdot \frac{\rho}{\pi} + L_{planck} = \frac{F_{laser} \cdot \tau_{atm}(d)}{\pi \cdot ((\tan \theta) \cdot d)^2} \cdot \frac{\rho}{\pi} + L_{planck} \quad (28)$$

Où  $L_{planck}$  représente le flux propre émis par l'objet.

### 1.2.2. Flux de la scène observé par le détecteur

Considérons l'imageur schématisé sur la Figure 84. Il est composé d'une optique de diamètre  $\phi_{opt}$ , de focale  $f$  et d'un détecteur de surface  $A$ . Si la luminance de la scène est uniforme, le flux reçu sur le détecteur est exprimé par l'équation suivante :

$$F_{récepteur} = L_{scène} \cdot \tau_{opt} \cdot \tau_{atm} \cdot G \quad (29)$$

Où  $\tau_{opt}$  est le coefficient de transmission de l'optique, et  $G$  l'étendue géométrique définie par : (Gaussorgues 1999)

$$G = \frac{\pi \cdot \phi_{opt}^2 \cdot A}{4 \cdot d^2} \quad (30)$$

En remplaçant l'expression (28) de la luminance  $L_{scène}$  dans l'équation (29), nous obtenons l'expression de flux reçu comme suit :

$$F_{récepteur} = \left[ \frac{F_{laser} \cdot \tau_{atm}(d)}{\pi \cdot ((\tan \theta) \cdot d)^2} \cdot \frac{\rho}{\pi} + L_{planck} \right] \tau_{opt} \cdot \tau_{atm} \cdot G \quad (31)$$

Cette expression représente la somme des contributions {laser + fond de scène} au signal. Nous cherchons à extraire la contribution laser nécessaire, en supprimant le fond de la scène (luminance de Planck), nous obtenons l'expression suivante :

$$F_{récepteur_{laser}} = \frac{F_{laser} \cdot \tau_{opt} \cdot \tau_{atm}^2}{\pi \cdot ((\tan \theta) \cdot d)^2} \cdot \frac{\rho}{\pi} \cdot G \quad (32)$$

### 1.2.3. Flux laser minimum

À partir de l'équation (32), nous pouvons calculer le flux laser minimum nécessaire pour sortir du bruit du détecteur, et sous réserve de l'hypothèse d'un bruit indépendant du signal, l'expression de  $F_{récepteur_{min}}$  peut parvenir du calcul effectué dans la section (1.1.2).

$$F_{laser_{min}} = \frac{F_{récepteur_{min}} \cdot ((\tan \theta) \cdot d)^2}{\tau_{opt} \cdot \tau_{atm}^2} \cdot \frac{\pi^2}{\rho \cdot G} \quad (33)$$

Pour une tache laser de 5 cm de diamètre et une distance de 1,5 m entre le laser et l'échantillon, nous calculons le flux laser minimum pour sortir du bruit de chaque détecteur :

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{laser_{min\_NEI\_détecteur}} &= \mathbf{8,21 \cdot 10^{-12} \text{ W}} \\ \mathbf{F}_{laser_{min\_NEI\_eqNETD}} &= \mathbf{1,34 \cdot 10^{-9} \text{ W}} \end{aligned}$$

Nous observons une différence entre le flux laser minimum obtenu en considérant que le bruit du matériau de détection (8,21 pW), et celui trouvé en prenant en compte le bruit provenant de toute la chaîne de mesure (1,34 nW). Le flux laser minimum nécessaire pour être détecté par l'imageur est celui calculé par le NEI équivalent au NETD.

### 1.2.4. Flux laser maximum admissible par le détecteur

Pour déterminer le flux laser maximum admissible en limite de la saturation des caméras, nous allons dans un premier temps définir l'éclairement à la température maximale du détecteur fournie par le constructeur, en utilisant l'expression suivant :

$$F_{Tmax} = \Omega_{IFOV} \cdot L_{\lambda}(T_{max}) \quad (34)$$

Avec,  $L_{\lambda}(T_{max})$  : la luminance thermique à  $T_{max}$ .

Pour remonter au flux maximum détectable par la caméra, nous multiplions cet éclairement par la surface de la pupille ( $S_p$ ) d'entrée de l'imageur :

$$F_{récepteur,max} = F_{Tmax} \cdot S_p \quad (35)$$

À partir de l'expression du flux laser de l'équation (34) et les caractéristiques de chaque détecteur, nous pouvons calculer le flux laser maximum :



$$F_{laser_{max}} = \frac{F_{récepteur_{max}} \cdot ((\tan \theta) \cdot d)^2}{\tau_{opt} \cdot \tau_{atm}^2} \cdot \frac{\pi^2}{\rho \cdot G} \quad (36)$$

À partir de l'éclairement à la température maximale, nous allons calculer dans un premier temps le flux maximum détecté par la caméra pour ensuite déterminer le flux maximum admissible par le détecteur :

$$F_{laser_{max}} = 2,33 \cdot 10^{-6} W$$

En se basant sur la température maximale du détecteur donnée par le constructeur, nous obtenons un flux laser maximum de 2,33  $\mu$ W admissible par le détecteur refroidi.

En suivant la même procédure de calcul, nous allons évaluer le flux laser nécessaire une détection par un bolomètre (7,5-13  $\mu$ m) :

- Le NEI associé au détecteur seul :

$$NEI_{détecteur} = 2,24 \cdot 10^{-9} W \cdot m^{-2}$$

- Le NEI équivalent au NETD :

$$NEI_{eqNETD} = 1,85 \cdot 10^{-8} W \cdot m^{-2}$$

- Flux minimum détectable par l'imageur :

$$F_{récepteur_{min\_NEI_{détecteur}}} = 9,3 \cdot 10^{-13} W$$

$$F_{récepteur_{min\_NEI_{eqNETD}}} = 7,67 \cdot 10^{-12} W$$

En calculant le NEI correspondant à la chaîne de mesure, nous obtenons un flux minimum détectable par le bolomètre d'environ 7 pW par pixel.

- Flux laser minimum :

$$F_{laser_{min\_NEI_{détecteur}}} = 3,27 \cdot 10^{-9} W$$

$$F_{laser_{min\_NEI_{eqNETD}}} = 2,07 \cdot 10^{-8} W$$

- Flux laser maximum admissible par le détecteur :

$$F_{laser_{max}} = 1,14 \cdot 10^{-4} W$$

Le flux maximum admissible par le bolomètre est d'environ 0,114 mW par pixel.

De même pour le deuxième détecteur bolomètre opérant entre 7,5-13  $\mu$ m. En appliquant les spécifications techniques du détecteur, nous obtenons les résultats résumés dans le tableau suivant :

Tableau 18 : Étude photométrique pour le détecteur bolomètre.

<b>FLIR A65</b>	
A : surface du détecteur	286 $\mu$ m <sup>2</sup>
$\Delta\theta$ : fréquence d'image	30 Hz
$S_p$ : surface de la pupille d'entrée	$4,15 \cdot 10^{-4} m^2$
$\tau_{opt}$ : transmittance optique du détecteur	1

$NEI_{d\acute{e}tecte\grave{u}r} = 2,24 \cdot 10^{-9} W \cdot m^{-2}$	
$F_{r\acute{e}cepteur_{min}} = 9,3 \cdot 10^{-13} W$	
$NETD$	50 mK
$L_{\Delta\lambda}(T_0)$ : luminance de Planck à $T_0$	$51,38 W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$
$L_{\Delta\lambda}(T_0 + NETD)$ : luminance de Planck à $T_0 + NETD$	$51,42 W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$
$f$ : focale de la caméra	25 mm
$NEI_{eqNETD} = 1,85 \cdot 10^{-8} W \cdot m^{-2}$	
$F_{r\acute{e}cepteur_{min}} = 7,67 \cdot 10^{-12} W$	
$\theta$ : 1/2 angle divergence faisceau laser	2 mrad
$\rho$ : coefficient diffusion objet (albédo)	0.04
$\Phi_{opt}$ : diamètre optique de la caméra	2,3 cm
$A$ : surface du champ objet	$8,61 \cdot 10^{-9} m^2$
$G$ : étendue géométrique	$1,92 \cdot 10^{-10} m^2 \cdot sr$
$F_{laser_{min\_NEI\_d\acute{e}tecte\grave{u}r}} = 3,27 \cdot 10^{-9} W$	

Cette étude photométrique permet de dimensionner notre système d'imagerie actif dans deux gammes spectrales, afin d'évaluer les conditions permettant de choisir le flux nécessaire pour effectuer nos mesures sans saturation du détecteur et d'atteindre un rapport signal sur bruit élevé.

### Annexe 3 : Caractéristiques du laser QCL MIRCAT

Les courbes ci-dessous présentent les caractéristiques de notre laser données par le constructeur. Il est constitué de 4 modules :

- Le premier module du laser fonctionne entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  en mode pulsé avec une puissance maximale de 11 mW.
- Les trois derniers modules fonctionnent dans différentes régions spectrales en mode pulsé ou continu :
  - Entre 6,73 et 7,75  $\mu\text{m}$  : avec une puissance maximale qui dépasse 350 mW.
  - Entre 7,69 et 8,64  $\mu\text{m}$  : avec une puissance maximale qui dépasse 250 mW.
  - Entre 8,39 et 11  $\mu\text{m}$  : avec une puissance maximale d'environ 150 mW.

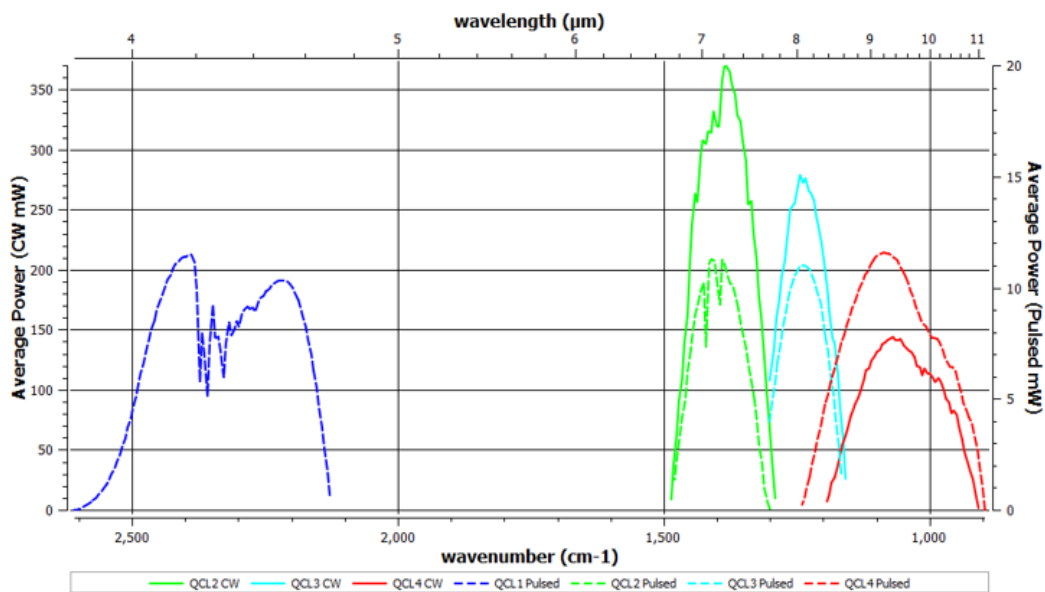


Figure 85 : Courbes de puissance des 4 modules du laser QCL données par le constructeur.

Les quatre modules du laser QCL fonctionnent dans des plages spectrales différentes. Toutes les caractéristiques de ce laser sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau 19 : Caractéristiques techniques du laser QCL (Daylight MIRCAT).

Spécifications techniques	QCL1	QCL2	QCL3	QCL4
Modes de fonctionnement	pulsé	pulsé/continu	pulsé/continu	pulsé/continu
Gamme spectrale ( $\mu\text{m}$ )	3.83 - 4.7	6.73 - 7.75	7.69 - 8.64	8.39 - 11
Puissance moyenne (mW)	11	350 (CW) 11 (pulsé)	280 (CW) 11 (pulsé)	140 (CW) 7 (pulsé)
Puissance partagée entre les QCLs	Jusqu'à 6 mW en pulsé Jusqu'à 100 mW en CW			

<b>Plage de répétition des impulsions</b>	100 Hz à 1 MHz			
<b>Rapport cyclique</b>	10 %			
<b>Largeur de raie</b>	< 1 cm <sup>-1</sup> (FWHM) pour le mode pulsé < 100 MHz (FWHM) pour le mode continu			
<b>Stabilité de pointé laser</b>	< 2 mrad			
<b>Taille du faisceau</b>	< 2.5 mm (rayon d'intensité 1/e <sup>2</sup> , valeur typique, varie selon λ)			
<b>Divergence du faisceau</b>	< 4 mrad (plein angle, largeur d'intensité 1/e <sup>2</sup> , varie selon λ, mesurée à λ = 4 μm)			
<b>Température</b>	19 °C			
<b>Gamme de courant (mA)</b>	950	325 (Pulsé) 480 (CW)	460 (Pulsé) 575 (CW)	1350 (pulsé) 1550 (CW)

## Annexe 4 : Description de la trajectoire du faisceau laser

À partir de la figure ci-dessous représentant notre système de mesure, nous allons appliquer le principe de l'optique matricielle basé sur des matrices associées à chaque élément optique tel que la propagation du faisceau, la réflexion sur les miroirs. À partir de ce calcul, nous pouvons déterminer la distance focale et valider notre montage permettant l'élargissement du faisceau pour atteindre un diamètre de 5 cm.

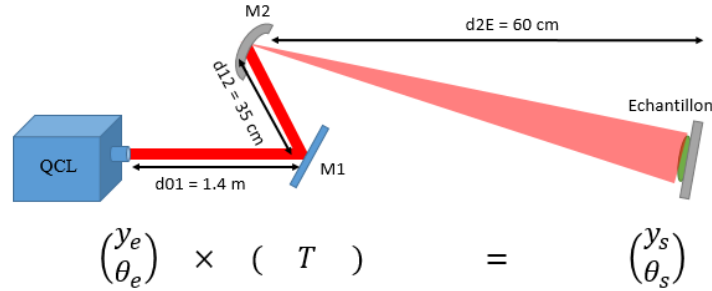


Figure 86 : Montage de trajet du faisceau laser

Le faisceau d'entrée est identifié par la matrice de l'équation (37) constitué de deux éléments, la coordonnée  $y$  correspondant à la position du faisceau par rapport à l'axe optique et son angle optique (Figure 87) :

$$F_e = \begin{pmatrix} y_e \\ \theta_e \end{pmatrix} \quad (37)$$

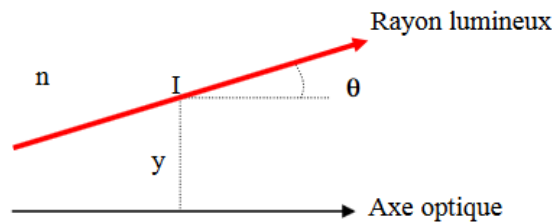


Figure 87 : Éléments identifiant un rayon lumineux

La translation de la distance  $d$  dans un milieu homogène d'indice  $n$  permet de déterminer la distance à mettre entre le miroir M1 et M2. Elle est exprimée par l'équation suivante :

$$T = \begin{bmatrix} 1 & d/n \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (38)$$

L'expression de la réflexion sur un miroir sphérique de sommet  $S$  et de centre  $C$  dans un milieu d'indice  $n$  exprimé ci-dessous permet de déterminer la vergence du miroir comme :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -V & 1 \end{bmatrix} \quad (39)$$

Où la vergence est exprimée par l'expression suivant :

$$V = -2 \frac{n}{SC} \quad (40)$$

Les différentes expressions décrites ci-dessus, nous permet de faire un bilan de trajet du faisceau laser du montage de la Figure 86 comme suit :

$$\begin{bmatrix} Y_s \\ \theta_s \end{bmatrix} = [T_{2E}] \cdot [R_2] \cdot [T_{12}] \cdot [R_1] \cdot [T_{01}] \cdot \begin{bmatrix} y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} \quad (41)$$

$$\begin{bmatrix} y_s \\ \theta_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & d_{2E} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -V_2 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & d_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & d_{01} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} y_e \\ \theta_e \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} y_s \\ \theta_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - V_2 \cdot d_{2E} & d_{2E}(1 - V_2 \cdot C) + C \\ -V_2 & 1 - V_2 \cdot C \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} y_e \\ \theta_e \end{bmatrix}$$

Avec :

$$C = d_{01} + d_{12}$$

$$y_s = (1 - V_2 \cdot d_{2E}) \cdot y_e + (d_{2E} \cdot (1 - V_2 \cdot C) + C) \cdot \theta_e \quad (42)$$

$$\theta_s = -V_2 \cdot y_e + (1 - V_2 \cdot C) \cdot \theta_e \quad (43)$$

Où les distances  $d_{01}$ ,  $d_{12}$  et  $d_{2E}$  sont connues.

Nous obtenons donc à la sortie du miroir sphérique, l'expression de l'équation (42) et (43), sur lequel nous souhaitons :

- Un élargissement de : 5 cm
- Une absence de divergence :  $|\theta_s| > |\theta_e|$

Les entrées  $y_e$  et  $\theta_e$  sont données par le constructeur :

$$\begin{aligned} y_e &= 2,5 \text{ mm} \\ \theta_e &= 4 \text{ mrad} \end{aligned}$$

Nous obtenons une matrice de sortie dont les éléments sont les suivants :

$$y_s = 25 \text{ mm}$$

Donc :

$$2 \times y_s = 5 \text{ cm}$$

Et :

$$\theta_s = -60 \text{ mrad}$$

Nous pouvons aussi vérifier les caractéristiques du miroir sphérique données par le constructeur en suivant les étapes suivantes :

- D'après les entrées  $y_e$  et  $\theta_e$  et la sortie  $\theta_s$ , nous pouvons déterminer la vergence  $V_2$  :

$$V_2 = -\frac{\theta_e - \theta_s}{y_e + C \cdot \theta_e} \quad (44)$$

- Nous allons chercher par la suite la distance  $d_{12}$  à partir de l'équation (42) :

$$d_{12} = \frac{y_e - y_s - V_2 \cdot d_{2E} \cdot y_e + d_{2E} \cdot \theta_e - d_{2E} \cdot V_2 \cdot d_{01} \cdot \theta_e + d_{01} \cdot \theta_e}{d_{2E} \cdot V_2 \cdot \theta_e - \theta_e} \quad (45)$$

Avec un miroir sphérique de focale  $f = 150$  mm, et une distance de 35 cm entre les deux miroirs, nous avons trouvé une vergence (D'après l'équation (40)) :

$$V_2 = 6,61 \text{ m}^{-1} \sim V_2 \text{ de constructeur } (6,7 \text{ m}^{-1})$$

## Annexe 5 : Granularité laser : l'effet de speckle

Quand une source de lumière cohérente éclaire un milieu présentant soit une rugosité de surface à l'échelle de la longueur d'onde de la lumière incidente, soit des variations d'indice de réfraction, les ondes diffusées se propagent suivant différents chemins optiques. Les ondelettes ainsi créées, toujours cohérentes, interfèrent entre elles dans un plan d'observation, créant un champ de speckle. Ce champ présente une structure granulaire avec des taches alternativement claires et sombres, représentant les interférences constructives et destructives des ondelettes diffusées (Nader 2016).

La figure ci-dessous représente une expérience permettant la génération d'un champ de speckle. Le speckle est créé en passant un faisceau laser de forme gaussienne à travers un diffuseur. L'onde entrante illumine donc le diffuseur et converge autour de la position des atomes. En chaque point de la surface, la lumière est diffractée dans toutes les directions et en tous points M du plan d'observation z, interfèrent des ondelettes élémentaires provenant de chaque point de la surface (Piederriere 2003; Volchkov et al. 2017). En conséquence, la répartition aléatoire de l'intensité lumineuse résultante produit le champ de speckle.

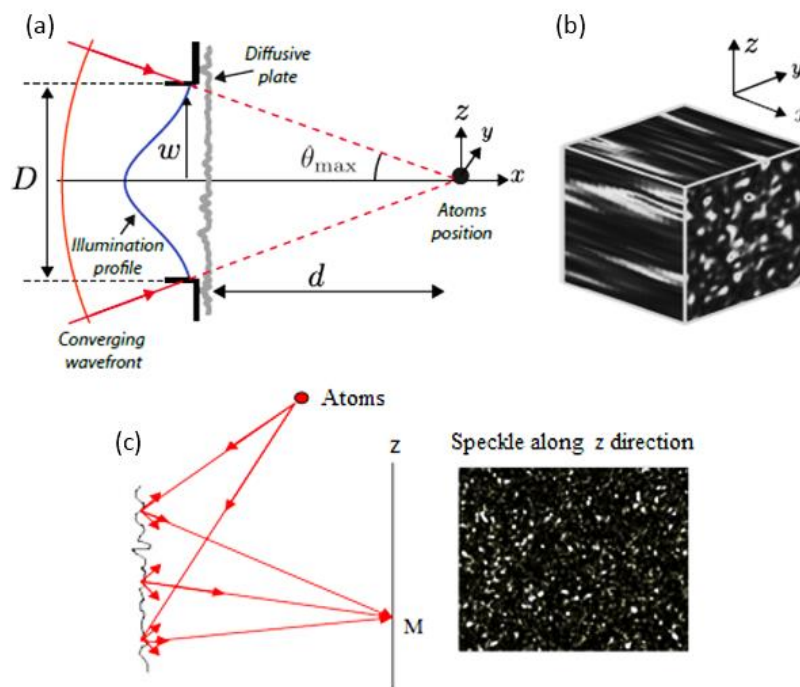


Figure 88 : Champ de speckle laser. (a) Représentation schématique de la configuration expérimentale pour la génération du speckle. (b) Représentation 3D du champ de speckle laser expérimental. (c) Principe de formation d'un champ de speckle (Volchkov et al. 2017).

Ci-dessous un exemple de speckle laser, l'illustration Figure 89-a montre une image originale avec éclairage uniforme et donc aucun point lumineux apparaît dans l'image. Dans l'illustration

Figure 89-b, l'éclaircissement apparaît non-uniforme avec un certain éclaircissement apparaissant dans l'image.



Figure 89 : (a) Image originale, (b) Image représentée de speckle.

Les speckles sont classés en deux catégories :

- Les speckles objectifs correspondent aux grains de lumière qui se propagent dans l'espace libres. La Figure 90 présente une configuration en propagation libre en plaçant un écran à une distance  $d$  de la surface rugueuse pour permettre l'observation directe du speckle (Hun 2002). Le phénomène de speckle est issu de l'interférence des ondes cohérentes rétrodiffusées par la partie éclairée de la surface (Hun 2002; Michel 2005; Drummond 2014).

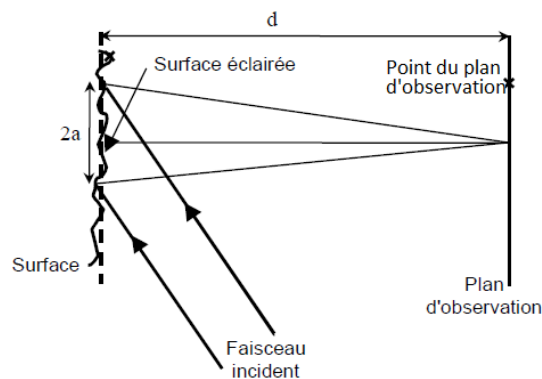


Figure 90 : Configuration d'observation d'un speckle objectif.

- Les speckles subjectifs correspondent à des grains visualisés par l'intermédiaire d'un système d'imagerie. L'image est formée dans le plan d'observation à l'aide d'un système optique comme représenté à la Figure 91. Dans cette configuration, la taille des grains de speckle dépend du système optique utilisé. En diminuant l'ouverture du système d'imagerie, la taille de speckle augmente (Drummond 2014).



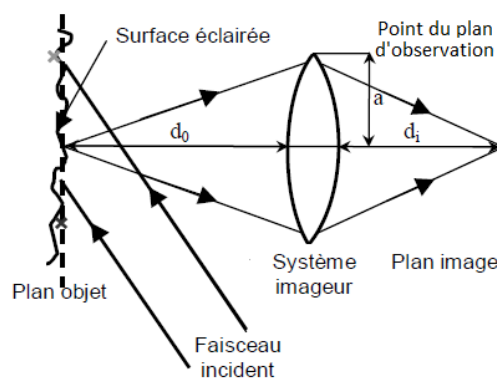


Figure 91 : Configuration d'observation d'un speckle subjectif.

Il existe deux manières de considérer le speckle :

- Le speckle est souvent considéré comme une sorte de bruit, il se distingue des composantes de bruit du système telles que l'intensité, la phase de la propagation du faisceau et les bruits électriques qui ne dépendent que des propriétés de la source et du système de détection. La réalisation du speckle dépend de la structure de l'échantillon ou le mouvement de ses composantes de diffusion. Elle est également affectée par les caractéristiques temporelles et spatiales de la lumière, la diffusion multiple et l'ouverture du détecteur (Michel 2005; Drummond 2014; Wang et Tuchin 2016).
- Une autre perspective consiste à considérer le speckle non plus comme un bruit, mais bien comme une source d'informations sur les échantillons et à concevoir des approches pour extraire ces informations (Michel 2005; Nader 2016; Wang and Tuchin 2016). La difficulté principale étant de remonter quantitativement à ces informations.

Pour notre étude, nous considérons le speckle comme une source de bruit qui fait varier les intensités des pixels et qu'il faut l'éliminer.

## 1. Taille des grains de speckle

La taille de grain de speckle est déterminée par le montage de la Figure 92. Le laser éclaire le diffuseur sur une surface de diamètre  $D$  dans différentes gammes spectrales. L'acquisition est réalisée par des caméras de résolutions différentes.

Il est possible d'estimer la taille du grain de speckle a priori, en la reliant au diamètre de la tache de diffusion et à la géométrie de la mesure, par les relations suivantes (Li et Chiang 1992) :

$$dx = 1.22 \frac{\lambda L}{D \cos\theta} \quad (46)$$

$$dy = 1.22 \frac{\lambda L}{D} \quad (47)$$

$\lambda$  : longueur d'onde du rayonnement incident. (Entre 3-5  $\mu\text{m}$ , et 7,5-13  $\mu\text{m}$ )

$\theta$  : angle entre le plan d'observation et le plan d'incidence. ( $\theta_1 = 45^\circ$ ,  $\theta_2 = 70^\circ$ )

$L$  : distance entre le plan d'observation et le milieu diffusant. ( $L_1 = 50 \text{ cm}$ ,  $L_2 = 57 \text{ cm}$ )

D : diamètre à  $1/e^2$  du faisceau laser, dépend de la longueur d'onde.

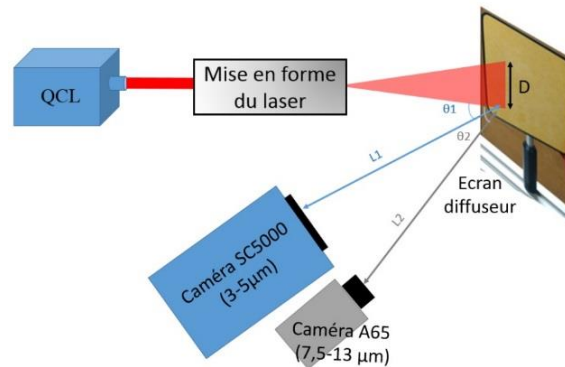


Figure 92: Schéma de la géométrie de mesure de la taille de speckle.

Nous remarquons que les tailles de grain speckle  $dx$  et  $dy$  sont proportionnelles à la longueur d'onde et à la distance entre le détecteur et l'échantillon. Ainsi que  $dx$  est influencée par l'angle d'observation. Pour la configuration utilisée, on obtient les plages suivantes :

Tableau 20 : Taille des grains de speckle.

Taille de speckle	$dx$	$dy$	$\lambda$
SC5000 Taille pixel : 30 $\mu\text{m}$	$dx_{min} = 5$ pixels $dx_{max} = 7$ pixels	$dy_{min} = 2,5$ pixels $dy_{max} = 4$ pixels	4,1 $\mu\text{m}$ 3,93 $\mu\text{m}$
A65 Taille pixel : 17 $\mu\text{m}$	$dx_{min} = 6$ pixels $dx_{max} = 8$ pixels	$dy_{min} = 9$ pixels $dy_{max} = 13$ pixels	8 $\mu\text{m}$ 8,8 $\mu\text{m}$

En comparant la taille des grains de speckle avec la taille du pixel, nous constatons qu'un grain de speckle dans la gamme spectrale entre 3,9 et 4,7  $\mu\text{m}$  varie entre 2 à 7 pixels. Alors qu'il varie de 6 à 13 pixels pour l'autre région spectrale.

À partir des images acquises, la fonction d'autocovariance permet également d'estimer la taille des grains de speckle. Cette fonction correspond à la version normalisée de la fonction d'autocorrélation avec une base ramenée à zéro. La fonction d'autocovariance normalisée  $C_I(x, y)$  est donnée par (Nader 2016; Piederriere 2003) :

$$C_I(x, y) = \frac{R_I(x, y) - \langle I(x, y) \rangle^2}{\langle I(x, y)^2 \rangle - \langle I(x, y) \rangle^2} \quad (48)$$

Où  $R_I$  est la fonction d'autocorrélation d'intensité, et  $I(x, y)$  l'intensité de l'image de speckle. Le minimum de  $R_I(x, y)$  correspond à  $\langle I(x, y)^2 \rangle$  et sa valeur maximale à  $\langle I(x, y) \rangle^2$ .

L'autocorrélation  $R_I$  est calculée en effectuant la transformée de Fourier inverse de la densité spectrale de puissance (DSP).

Nous présentons ci-dessous un exemple du calcul de l'autocovariance normalisée :

- La figure ci-dessous présente la répartition de l'intensité lumineuse pour une figure de speckle qui donne  $I(x, y)$ , et pour laquelle nous allons calculer l'autocovariance.

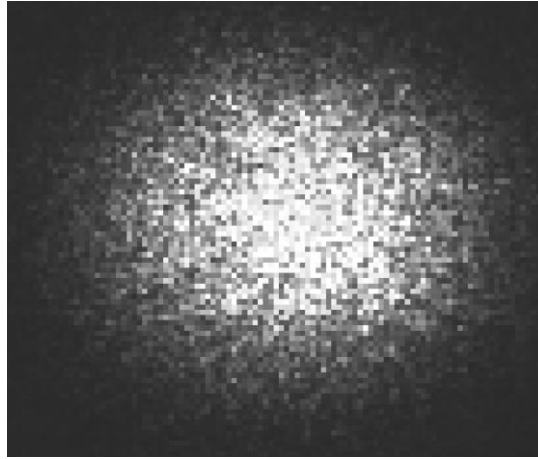


Figure 93 : Exemple d'image de speckle à traiter.

Nous visualisons sur la Figure 93, le profil d'une ligne horizontale tracée au milieu de l'image de speckle.

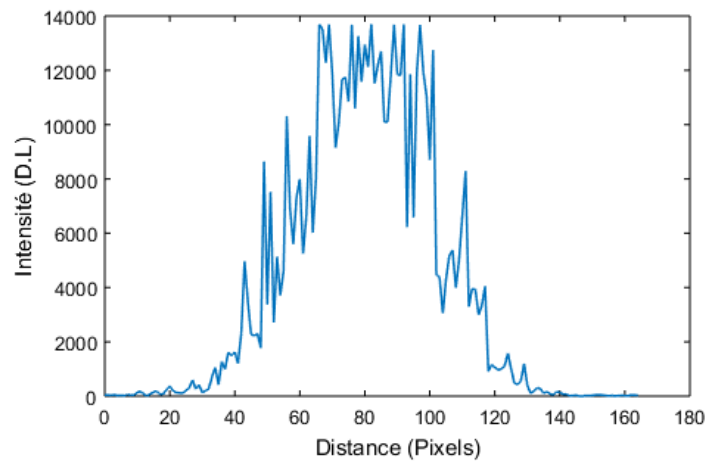


Figure 94 : Profil horizontal de  $I(x,0)$ .

- Le module de la transformée de Fourier au carré de l'image de speckle représente la densité spectrale de puissance (DSP).
- L'autocorrélation est calculée par la suite en effectuant une coupe horizontale au centre de l'image de la DSP. Ce qui donne  $R_I(x, 0)$  représentée dans la Figure 95.

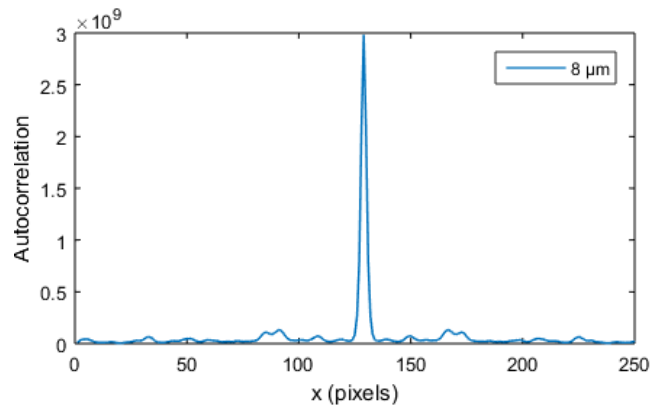


Figure 95 : Autocorrélation  $R(x,0)$ , coupe horizontale.

- L'autocovariance normalisée de l'intensité de speckle est finalement calculée en appliquant équation (50). Cette fonction est représentée sur la Figure 96.

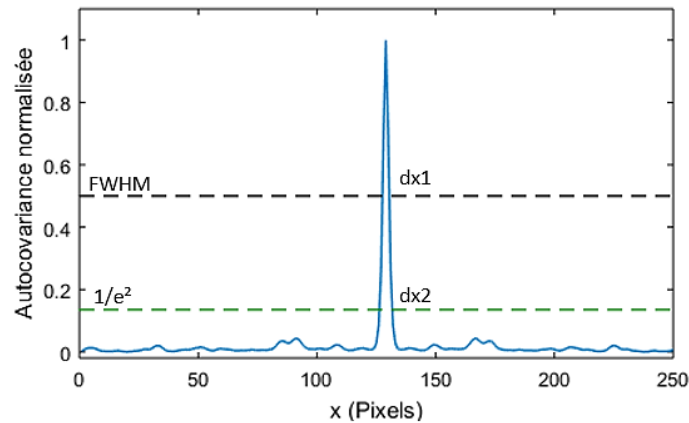


Figure 96 :  $C_I(x,0)$  fonction d'autocovariance normalisée.  $d_{x1}$  : la largeur à mi-hauteur.  $d_{x2}$  : la largeur à  $1/e^2$ .

À partir de la fonction de l'autocovariance de la Figure 96, nous pouvons estimer la taille des grains de speckle dans le cas d'une acquisition à  $8 \mu\text{m}$ , par exemple, par :

- La largeur à mi-hauteur de l'autocovariance normalisée que nous appelons  $dx$ , la taille des grains de speckle est de 4 pixels.
- La largeur  $1/e^2$ , la taille des grains de speckle est de 6 pixels, ce qui confirme les résultats trouvés par la méthode décrite dans la première partie de la section 1.

Le calcul de la taille de grain vertical  $dy$  s'effectue de la même manière en prenant une coupe verticale de la fonction d'autocorrélation,  $R_I(0,y)$  pour remonter à  $C_I(0,y)$ .

De nombreuses applications utilisent les statistiques des distributions de speckle pour extraire de l'information sur la scène de mesure : distance, granularité, contraste, etc. Nous envisagerons cette exploitation des propriétés du speckle dans une étape ultérieure de développement du spectro-imageur. En effet la dépendance en longueur d'onde pourrait être porteuse d'informations. Dans le cadre de cette thèse, nous chercherons à nous affranchir de la granularité.

## 2. Quelques techniques d'élimination du speckle

Le speckle présent dans les images sera ici considéré comme un bruit multiplicatif (Hacini 2014) nécessitant des méthodes de filtrage. Dans ce cadre, nous présentons quelques techniques utilisées dans la littérature pour éliminer l'effet speckle soit en phase d'acquisition d'image, soit en phase de traitement.

### 2.1. En phase d'acquisition

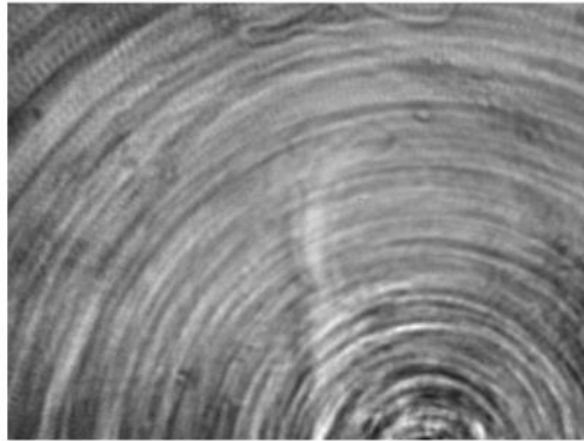
L'effet de speckle peut être diminué voire, idéalement, éliminé durant la phase d'acquisition des images en insérant dans le système de mesure un diffuseur rotatif ou vibrant.

#### a. Diffuseur rotatif :

Les effets de cohérence observés lors de l'imagerie proviennent de la cohérence spatiale de la source. C'est la cohérence spatiale qui doit être modifiée. L'ajout d'un diffuseur suffit pour

modifier le front d'onde de la lumière lors de son passage, ce diffuseur doit être rotatif pour supprimer la cohérence et pour s'assurer que la distribution de l'intensité est uniforme.

Cette approche a été utilisée dans d'autres études utilisant un MIR QCL (Kole et al. 2012), la plaque de diffusion rotative a été composée d'une plaque de fluorure de calcium rayée d'un pouce de diamètre et d'un petit moteur pour réduire les effets de cohérence. Le problème de cette mise en œuvre dans la pratique est que le mouvement n'est pas suffisamment aléatoire, et il subit une légère modification de la position du diffuseur de sorte que la rotation peut être vue en superposition sur l'image, comme le montre la Figure 97.



*Figure 97 : Illustration de l'effet d'un diffuseur rotatif sur l'image.*

b. Diffuseur vibrant :

Pour supprimer le mouvement rotatif présent dans les images, le diffuseur rotatif a été remplacé par un diffuseur de type BaF<sub>2</sub> (Barium fluoride) installé sur un haut-parleur (Drummond 2014) comme illustré sur la Figure 98. Pour supprimer le mouvement périodique, le diffuseur n'était pas fermement fixé au cône du haut-parleur, ce qui rendait le mouvement du diffuseur beaucoup plus aléatoire.

Il existe d'autres diffuseurs qui fonctionnent dans l'infrarouge, tels que les diffuseurs réfléchissants, essentiellement des diffuseurs en verre à revêtement métallique (miroir en couche d'or par exemple). Cependant Drummond (2014) a montré que leur utilisation pour la transmission dans les expériences MIR pour supprimer la cohérence ne s'est avéré suffisamment efficace par rapport au diffuseur BaF<sub>2</sub> installé sur le haut-parleur qui représente de meilleures performances assurant un éclairage uniforme.

Lors de l'utilisation de diffuseurs réfléchissants rotatifs ou vibrants, il faudra tenir compte de l'étendue spectrale de la source, influant sur l'amplitude des mouvements nécessaires pour le brouillage.

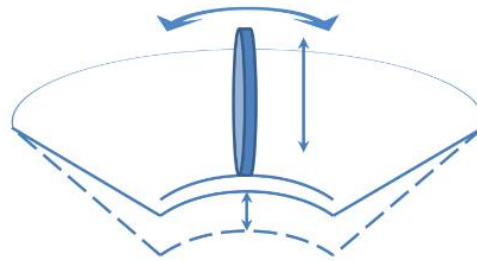


Figure 98 : Implantation du diffuseur sur un haut-parleur (à gauche) et schéma montrant le mouvement du diffuseur et du cône du haut-parleur (à droite).

Dans le cadre de la thèse, nous nous limiterons donc aux post-traitements de l'image, que nous décrivons maintenant.

## 2.2. En phase de traitement

Filtrer le speckle revient à estimer la réflectivité réelle de chaque pixel de l'image. Pour ce faire, nous citons quelques exemples des filtres utilisés dans la littérature. Il s'agit d'un filtrage par convolution, dont la taille de la matrice doit être adaptée à celle du grain (Tauber 2005; Nuthammachot et al. 2017).

### 2.2.1. Filtres adaptatifs

Nous décrivons ci-dessous les filtres les plus classiques.

#### a. Filtre de Lee :

Jong Sen Lee a développé ce filtre en 1981, il est basé sur un modèle d'un bruit additif et utilise les statistiques locales pour préserver les détails de l'image (Lee 1980). Le filtre Lee fonctionne sur la base de la variance, il effectue une opération de lissage que dans le cas des zones de faible variance. Cela signifie qu'il peut préserver les détails aussi bien en contraste faible qu'en contraste élevé, ce qui lui donne un caractère adaptatif.

Pesons  $I$  l'image observée,  $\bar{I}_{i,j}$  la moyenne calculée dans un voisinage du pixel  $(i, j)$ . Le modèle mathématique du filtre de Lee est donné dans l'équation suivante :

$$\hat{I}(i, j) = \bar{I}_{i,j} + k(I(i, j) - \bar{I}_{i,j}) \quad (49)$$

$\hat{I}$  : estimation de  $I$  obtenue par le filtre de Lee.

$k$  : appelé gain du filtre. Trois cas possibles (Tauber 2005) :

- $k \approx 1$ , le filtre se comporte comme un filtre passe-tout.
- $k = 0$ , le filtre se comporte comme un filtre moyennneur.
- $0 < k < 1$ , le filtre se comporte comme un filtre passe-bas.

L'inconvénient de filtre de Lee est qu'il ne peut pas éliminer efficacement le bruit de speckle proche des contours (Tauber 2005; Dahdouh 2011).

b. Filtre de Kuan :

Ce filtre a été développé en 1987 par Kuan, il s'agit d'un filtre local linéaire d'erreur quadratique moyenne minimale sous bruit multiplicatif, et qui permet de transformer le modèle de speckle multiplicatif en un modèle linéaire additif (Kuan et al. 1987 ; Kuan et al. 1985). Le filtre de Kuan est un filtre qui a la même forme que le filtre proposé par Lee, mais avec un gain qui se calcule comme suit :

$$k = \frac{\left(1 - \frac{C_u}{C_i}\right)}{(1 + C_u)} \quad (50)$$

$C_u$  : coefficient de variation du bruit,  $C_i$  : coefficient de variation de l'image.

Pour ce filtre, le gain est aussi faible dans les zones homogènes et proches des contours. Mais contrairement au filtre de Lee, Kuan n'applique aucune approximation linéaire du bruit multiplicatif. Ceci, permet de le considérer plus avantageux que le filtre Lee (Maher 1997; Dahdouh 2011).

c. Filtre de Frost

Ce filtre, inventé par Forst en 1982, propose une certaine modélisation de la réflectivité de la scène  $R$  en se basant sur une estimation locale de la moyenne et de la variance (Frost et al. 1982). Cette modélisation est réalisée par le biais d'une convolution entre un modèle multiplicatif et la réponse impulsionnelle  $h$  du filtre (Maher 1997; Tauber 2005) comme suit :

$$I(i, j) = [R(i, j).n(i, j)] * h(i, j) \quad (51)$$

Posons  $t_0 = (i_0, j_0)$  le centre de la fenêtre de calcul et  $t = (i - i_0, j - j_0)$  les coordonnées du pixel courant exprimées dans le repère centré sur  $t_0$ . La réponse impulsionnelle du filtre de Forst se calcule comme :

$$h(t) = k_1 \exp(-k_2 C_I(t_0)) \quad (52)$$

$k_1$  : une constante de normalisation introduite pour ne pas biaiser la moyenne.

$k_2$  : gain du filtre.

$C_I$  : rapport entre l'écart type des intensités de l'image et leur moyenne.  $C_I = \frac{\sigma_I}{I}$

Le paramètre  $k_2$  permet de régler la qualité du filtre. En effet, lorsque  $k_2$  est faible, la fonction exponentielle décroît plus lentement et donc le filtrage sera plus fort. Dans le cas contraire, le filtrage est plus faible (Tauber 2005; Dahdouh 2011).

### 2.2.2. Filtres moyenneurs

Il existe aussi des filtres adaptatifs reposant sur le filtre moyenneur prenant en considération les statistiques locales de l'image comme le filtre d'Oddy (Oddy et Rye 1983) et le filtre AFS (Adaptive Filter on Surfaces) (Gagnon et Jouan 1997). Le premier utilise des statistiques calculées localement sur l'image afin de faire varier les dimensions de la fenêtre de calcul sur laquelle l'opération de la moyenne est effectuée (Hacini 2014). Cette variation de la taille de la

fenêtre permet de prendre en considération les caractéristiques locales et évite le lissage brutal des régions pour ne pas détruire l'information de l'image.

Le deuxième, filtre AFS, utilise le concept des surfaces locales émergées (Gagnon et Jouan 1997) pour définir des masques sur lesquels le calcul de la moyenne est effectué (Hacini 2014).

Les filtres adaptatifs utilisent des statistiques locales de l'image pour filtrer le speckle. Dans un premier temps nous allons utiliser les filtres moyenneurs pour réduire l'effet de speckle sur nos mesures.



## Références

- Abadie, Cyril. 2012. “Exploration de La Variabilité Phénotypique d’Arabidopsis Thaliana (L.) Heynh et Caractérisation de l’effet d’un Déficit Hydrique Sur La Photosynthèse et Le Contenu Glucidique Foliaire Des Écotypes Col-0, Mt-0 et Shahdara.” PhD Thesis, Poitiers.
- Acevedo, Maria F. Buitrago, Thomas A. Groen, Christoph A. Hecker, and Andrew K. Skidmore. 2017. “Identifying Leaf Traits That Signal Stress in TIR Spectra.” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 125: 132–145.
- Acevedo, Maria Fernanda Buitrago. 2018. “Infrared Spectroscopy of Leaf Traits: Detecting Plant Stress and Identifying Plant Species.”
- Aitouda, Hanane. 2012. “Estimation des variables biophysiques des cultures et étude de l’effet du changement d’échelle sur leur variabilité spatiale.” 2012.
- Akbari, Hamed, Kuniaki Uto, Yukio Kosugi, Kazuyuki Kojima, and Naofumi Tanaka. 2011. “Cancer Detection Using Infrared Hyperspectral Imaging.” *Cancer Science* 102 (4): 852–57.
- Ariana, Diwan P., and Renfu Lu. 2008. “Quality Evaluation of Pickling Cucumbers Using Hyperspectral Reflectance and Transmittance Imaging: Part I. Development of a Prototype.” *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety* 2 (3): 144–51.
- Audebert, Nicolas. 2018. “Classification of Big Remote Sensing Data.” Theses, UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE SUD.
- Bahriz, Michaël. 2008. “Lasers à cascade quantique et leurs applications aux cristaux photoniques,” May.
- Baissa, Rachid, Kamal Labbassi, Patrick Launeau, Brahim Ouajhain, and Anne Gaudin. 2010. “Analyse Hyperspectrale Des Carbonates Jurassiques Dans Le Haut Atlas Atlantique Marocain : Exemple Du Lias Inférieur de La Formation d’Arigh Ouzla (Bassin d’Essaouira).” *Comptes Rendus Geoscience* 342 (12): 911–20.
- Bardos, M., and W. H. Zhu. 1997. “Comparaison de l’analyse Discriminante Linéaire et Des Réseaux de Neurones. Application à La Détection de Défaillance d’entreprises.” *Revue de Statistique Appliquée* 45 (4): 65–92.
- Bartholomé, Étienne. 1989. “Contribution Aux Méthodes de Suivi Par Télédétection Satellitaire Des Rendements Régionaux Des Cultures Céréalières Pluviales En Afrique Soudano-Sahélienne.” PhD Thesis, Université catholique de Louvain.
- Bastien, Philippe. 2008. “Régression PLS et données censurées.” Phdthesis, Conservatoire national des arts et métiers - CNAM.
- Bastien, Philippe, Vincenzo Esposito Vinzi, and Michel Tenenhaus. 2005. “PLS Generalised Linear Regression.” *Computational Statistics & Data Analysis, Partial Least Squares*, 48 (1): 17–46.
- Behmann, Jan, Jorg Steinrücken, and Lutz Plümer. 2014a. “Detection of Early Plant Stress Responses in Hyperspectral Images - ScienceDirect.” 2014.
- Behmann, Jan, Jörg Steinrücken, and Lutz Plümer. 2014b. “Detection of Early Plant Stress Responses in Hyperspectral Images.” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 93 (July): 98–111.
- Belin, Étienne, David Rousseau, Tristan Boureau, and Valérie Caffier. 2013. “Thermography versus Chlorophyll Fluorescence Imaging for Detection and Quantification of Apple Scab.” *Computers and Electronics in Agriculture* 90 (January): 159–63.
- Bellon De La Cruz, Beatriz. 2018. “Une Approche Multiscale Par Télédétection Pour La Cartographie et La Caractérisation Des Systèmes Agricoles à l’échelle Régionale.” PhD Thesis, Université de Montpellier.

- Ben Noura, Bechir, Haroun Ben Ammar, Salia Hanafi, Sana Faidi, and Ramzi Ghribi. 2014. "Effet de La Technique d'irrigation Par Assèchement Partiel de La Zone Racinaire Sur La Productivité de La Pomme de Terre de Saison." ResearchGate. January 2014.
- Benhalouche, Fatima Zohra. 2018. "Méthodes de Démélange et de Fusion Des Images Multispectrales et Hyperspectrales de Télédétection Spatiale." PhD Thesis.
- Benmecheta, Aicha. 2016. "Estimation de La Température de Surface a Partir de l'imagerie Satellitale; Validation Sur Une Zone Côtière d'Algérie." PhD Thesis.
- Bernard, Erwan. 2015. "Theoretical and Experimental Comparison of Active and Thermal Imaging after Post-Processing under Adverse Conditions." Thèses, Université de Toulouse III - Paul Sabatier.
- Bertrand, Georges. 2009. "Caractérisation des réponses adaptatives à la contrainte hydrique dans le Sud-Est de l'Amazonie chez trois espèces fourragères cultivées en monoculture et en association : brachiaria brizantha, Leucaena leucocephala et Arachis pintoï." Phdthesis, Université Paris-Est.
- Bessière, Pierre. 2008. "Fondations, Méthode et Applications de l'apprentissage Bayésien." PhD Thesis, Institut national polytechnique de Grenoble.
- Bigéard, Guillaume. 2014. "Estimation Spatialisée de l'évapotranspiration à l'aide de Données Infra-Rouge Thermique Multi-Résolutions." PhD Thesis.
- Bizet, Laurent. 2019. "Spectrométrie Laser Avec Sources Moyen Infrarouge Largement Accordables et Application à La Détection de Gaz." Thesis, Reims.
- Bourgeon, Marie-Aure. 2015. "Conception et Évaluation d'un Dispositif d'imagerie Multispectrale de Proxidétection Embarqué Pour Caractériser Le Feuillage de La Vigne." PhD Thesis, Université de Bourgogne.
- Bousquet, Laurent Alain. 2007. "Mesure et Modélisation Des Propriétés Optiques Spectrales et Directionnelles Des Feuilles." PhD Thesis, Paris 7.
- Bouveyron, Charles. 2006. "Modélisation et Classification Des Données de Grande Dimension : Application à l'analyse d'images." PhD Thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble I.
- Brelaz, Marie. 2011. "Intérêt et Limites de La Thermographie Infrarouge En Tant Qu'outil Diagnostique En Aviculture." PhD Thesis.
- Buitrago, Maria F., Thomas A. Groen, Christoph A. Hecker, and Andrew K. Skidmore. 2016. "Changes in Thermal Infrared Spectra of Plants Caused by Temperature and Water Stress." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 111 (January): 22–31.
- Calatayud, A., D. Roca, and P. F. Martínez. 2006. "Spatial-Temporal Variations in Rose Leaves under Water Stress Conditions Studied by Chlorophyll Fluorescence Imaging." *Plant Physiology and Biochemistry* 44 (10): 564–73.
- Camus, Philippe. 1999. "Principe Des Bolomètres." *4ème Ecole d'automne : Détection de Rayonnements à Très Basse Température. Balaruc Les Bains.*
- Cazes, Florian. 2013. "Méthodes de Traitement Innovantes Pour Les Systèmes de Commandes de Vol." PhD Thesis, INPT.
- Ceccato, Pietro, Stéphane Flasse, and Jean-Marie Gregoire. 2002. "Designing a Spectral Index to Estimate Vegetation Water Content from Remote Sensing Data: Part 2. Validation and Applications." *Remote Sensing of Environment* 82 (2): 198–207.
- Cerovic, Zoran G., Guy Samson, Fermín Morales, Nicolas Tremblay, and Ismaël Moya. 1999. "Ultraviolet-Induced Fluorescence for Plant Monitoring: Present State and Prospects." *Agronomie* 19 (7): 543–578.
- Chaerle, Laury, Sándor Lenk, Dik Hagenbeek, Claus Buschmann, and Dominique Van Der Straeten. 2007. "Multicolor Fluorescence Imaging for Early Detection of the Hypersensitive Reaction to Tobacco Mosaic Virus." *Journal of Plant Physiology* 164 (3): 253–62.

- Chaerle, Laury, and Dominique Van Der Straeten. 2001. "Seeing Is Believing: Imaging Techniques to Monitor Plant Health." *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Gene Structure and Expression* 1519 (3): 153–166.
- Chaerle, Laury, M. Vande Ven, Roland Valcke, and Dominique Van Der Straeten. 2002. "Visualization of Early Stress Responses in Plant Leaves." In *Proc. SPIE*, 4710:417–423.
- Chaffar, Khaled. 2012. "Thermographie Active Appliquée à La Caractérisation in Situ de Parois de bâTiment." PhD Thesis, Artois.
- Chen, Yuwei, Esa Rääkkönen, Sanna Kaasalainen, Juha Suomalainen, Teemu Hakala, Juha Hyypä, and Ruizhi Chen. 2010. "Two-Channel Hyperspectral LiDAR with a Supercontinuum Laser Source." *Sensors* 10 (7): 7057–66.
- Chéné, Yann, David ROUSSEAU, Étienne BELIN, and François Chapeau-Blondeau. 2013. "Imagerie et Instrumentation Pour La Caractérisation Architecturale et Physiologique Des Plantes."
- Chéné, Yann, David Rousseau, Étienne Belina, and François Chapeau-Blondeau. 2012. "Imagerie Multicomposante RVB-IR-Profondeur Appliquée Aux Plantes." In *Workshop Internationale (WDIA) à Tsukuba Science City (Japon)*, 11:11.
- Cheng, H. D., X. H. Jiang, Y. Sun, and Jingli Wang. 2001. "Color Image Segmentation: Advances and Prospects." *Pattern Recognition* 34 (12): 2259–81.
- Chin, Wynne W. 1998. "The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling." *Modern Methods for Business Research* 295 (2): 295–336.
- Comar, Alexis. 2013. "Etude Des Interactions Feuille/Lumière et de Leurs Implications Pour Le Phénotypage Haut Débit Au Champ." In . Avignon.
- Côme, Etienne. 2009. "Apprentissage de Modèles Génératifs Pour Le Diagnostic de Systèmes Complexes Avec Labellisation Douce et Contraintes Spatiales." Thesis, Compiègne.
- Corkum, P. B., Claude Rolland, and T. Srinivasan-Rao. 1986. "Supercontinuum Generation in Gases." *Physical Review Letters* 57 (18): 2268–71.
- Coudrain, Christophe, Sylvie Bernhardt, Marcel Caes, Roland Domel, Yann Ferrec, Rémi Gouyon, Didier Henry, et al. 2015. "SIELETTERS, an Airborne Infrared Dual-Band Spectro-Imaging System for Measurement of Scene Spectral Signatures." *Optics Express* 23 (12): 16164–76.
- Cubero-Castan, Manuel. 2014. "Etude Du Démélange En Imagerie Hyperspectrale Infrarouge." Thesis, Grenoble. <http://www.theses.fr/2014GRENT068>.
- Da Luz, Beatriz Ribeiro, and James K. Crowley. 2007. "Spectral Reflectance and Emissivity Features of Broad Leaf Plants: Prospects for Remote Sensing in the Thermal Infrared (8.0–14.0 Mm)." *Remote Sensing of Environment* 109 (4): 393–405.
- Dahdouh, Sonia. 2011. "Filtrage, segmentation et suivi d'images échographiques : applications cliniques," September.
- Dambreville, Romain. 2014. "Prévision du rayonnement solaire global par télédétection pour la gestion de la production d'énergie photovoltaïque." Phdthesis, Université de Grenoble.
- Damour, Gaëlle. 2008. "Bases Théoriques et Approches Expérimentales de La Modélisation Des Effets de La Contrainte Hydrique Sur Les Échanges Gazeux Foliaires Du Manguier et Du Litchi." PhD Thesis, Université de la Réunion.
- Daumard, F. 2014. "Suivre l'activité Photosynthétique Des Végétaux Depuis l'espace? Une Piste Fluorescente."
- Dauriac, Fabien. 2004. "Suivi Multi-Échelle Par Télédétection et Spectroscopie de l'état Hydrique de La Végétation Méditerranéenne Pour La Prévention Du Risque de Feu de Forêt." PhD Thesis, ENGREF (AgroParisTech).

- De La Taule, Matthieu De Pinel, Samuel Morissette, Partick Ménard, and Karine Jean. 2012. “L’imagerie Multispectrale Comme Outil d’analyse et de Diagnostic Pour La Productivité Des Sols En Agriculture de Précision.”
- Delalieux, Stephanie, J. A. N. Van Aardt, Wannes Keulemans, and Pol Coppin. 2005. “Detection of Biotic Stress (*Venturia Inaequalis*) in Apple Trees Using Hyperspectral Analysis.” In *Proceedings of the 4th EARSLLeL Workshop on Imaging Spectroscopy, Warsaw*, 677–689.
- Demattei, Christophe. 2006. “Détection d’agrégats temporels et spatiaux.” Phdthesis, Université Montpellier I. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00134491>.
- Demur, Romain. 2018. “Apport de l’optique non linéaire à l’imagerie infrarouge pour la détection de cibles à longue distance,” September.
- Deschamps, Adrien. 2012. “Caractérisation de panaches industriels par imagerie hyperspectrale,” December.
- Dobrowski, S. Z., J. C. Pushnik, P. J. Zarco-Tejada, and S. L. Ustin. 2005. “Simple Reflectance Indices Track Heat and Water Stress-Induced Changes in Steady-State Chlorophyll Fluorescence at the Canopy Scale.” *Remote Sensing of Environment* 97 (3): 403–414.
- Drummond, Laurence Alexander. 2014. “Absorption Spectral Imaging in the Mid-Infrared and Its Application in Cancer Diagnosis,” September.
- Duhant, Mathieu. 2012. “Etude Des Sources Supercontinuum à Fibres Transparentes Dans Le Moyen Infrarouge.” PhD Thesis, Université de Bourgogne.
- Eches, Olivier. 2010. “Méthodes Bayésiennes Pour Le Démélange d’images Hyperspectrales.” PhD Thesis. October 14, 2010.
- Elvidge, Christopher D. 1988. “Thermal Infrared Reflectance of Dry Plant Materials: 2.5–20.0 Mm.” *Remote Sensing of Environment* 26 (3): 265–285.
- Escriba, Christophe. 2005. “Conception, Réalisation et Caractérisation de Capteurs Infrarouges à Thermopiles : Application à La Détection de Présence Passive Dans l’habitat.” Theses, Université Paul Sabatier - Toulouse III.
- Eyletters, Muriel, David Ooms, and Marie-France Destain. 2010a. “La Fluorescence Chlorophyllienne Au Service Des Productions Végétales.” *Biofutur*, no. 308: 46–48.
- Fahim, A. M., A. M. Salem, F. A. Torkey, and M. A. Ramadan. 2006. “An Efficient Enhanced K-Means Clustering Algorithm.” *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A* 7 (10): 1626–33..
- Feng, Haixia, Chao Chen, Heng Dong, Jinliang Wang, and Qingye Meng. 2013. “Modified Shortwave Infrared Perpendicular Water Stress Index: A Farmland Water Stress Monitoring Method.” *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 52 (9): 2024–2032.
- Fensholt, Rasmus, and Inge Sandholt. 2003. “Derivation of a Shortwave Infrared Water Stress Index from MODIS Near-and Shortwave Infrared Data in a Semiarid Environment.” *Remote Sensing of Environment* 87 (1): 111–121.
- Féret, Jean-Baptiste. 2009. “Apport de La Modélisation Pour l’estimation de La Teneur En Pigments Foliaires Par Télédétection.” PhD Thesis, Paris 6.
- Ferrec, Yann. 2008. “Spectro-Imagerie Aéroportée Par Transformation de Fourier Avec Un Interféromètre Statique à Décalage Latéral : Réalisation et Mise En Oeuvre.” Thesis, Paris 11.
- Ferrec, Yann, Jean Taboury, Hervé Sauer, and Pierre Chavel. 2006. “Optimal Geometry for Sagnac and Michelson Interferometers Used as Spectral Imagers,” November.
- Frost, Victor S., Josephine Abbott Stiles, K. S. Shanmugan, and Julian C. Holtzman. 1982. “A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise.” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-4* (2): 157–66.

- Gagnon, Langis, and Alexandre Jouan. 1997. "Speckle Filtering of SAR Images: A Comparative Study between Complex-Wavelet-Based and Standard Filters." In *Wavelet Applications in Signal and Image Processing V*, 3169:80–91. International Society for Optics and Photonics.
- Gagnon, Marc-André, Karl-Alexandre Jahjah, Frédérick Marcotte, Pierre Tremblay, Vincent Farley, Éric Guyot, and Martin Chamberland. 2014. "Time-Resolved Thermal Infrared Multispectral Imaging of Gases and Minerals." In *Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications XI*, 9249:92490U. International Society for Optics and Photonics.
- Galiano, Xavier. 2016. "DéTECTEURS thermiques non refroidis en YBaCuO semi-conducteur pour l'imagerie infrarouge et térahertz," September.
- Garbe, Christoph S., Ulrich Schurr, and Bernd Jaehne. 2002. "Thermographic Measurements on Plant Leaves." In *Proc. SPIE*, 4710:407–416.
- Garini, Yuval, Ian T. Young, and George McNamara. 2006. "Spectral Imaging: Principles and Applications." *Cytometry Part A* 69A (8): 735–47.
- Gendrin, C., Y. Roggo, and C. Collet. 2008. "Pharmaceutical Applications of Vibrational Chemical Imaging and Chemometrics: A Review." *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis* 48 (3): 533–53.
- Gente, Ralf, and Martin Koch. 2015. "Monitoring Leaf Water Content with THz and Sub-THz Waves." *Plant Methods* 11 (1): 15.
- Gerber, Fanny. 2011. "Estimation Du Contenu En Eau de La Végétation Par Télédétection Hyperspectrale Dans Le Infrarouge." PhD Thesis, Institut de Physique du Globe (Paris).
- Giordmaine, J. A., and Robert C. Miller. 1965. "Tunable Coherent Parametric Oscillation in LiNbO<sub>3</sub> at Optical Frequencies." *Physical Review Letters* 14 (24): 973–76.
- Girard, Michel-Claude, and Colette-Marie Girard. 2010. *Traitement Des Données de Télédétection-2e Éd.: Environnement et Ressources Naturelles*. Dunod.
- Goel, Pradeep, Shiv Prasher, J.A Landry, Ramanbhai Patel, R.B Bonnell, Alain Viau, and John Miller. 2003. "Potential of Airborne Hyperspectral Remote Sensing to Detect Nitrogen Deficiency and Weed Infestation in Corn." *Computers and Electronics in Agriculture* 38 (February): 99–124.
- Gorbe, Elisa, and Angeles Calatayud. 2012. "Applications of Chlorophyll Fluorescence Imaging Technique in Horticultural Research: A Review." *Scientia Horticulturae* 138 (May): 24–35.
- Gorsuch, Peter A., Subedar Pandey, and Owen K. Atkin. 2010. "Temporal Heterogeneity of Cold Acclimation Phenotypes in Arabidopsis Leaves." *Plant, Cell & Environment* 33 (2): 244–58.
- Goulas, Yves. 2012. "La Fluorescence Des Végétaux."
- Grant, Olga M., Łukasz Tronina, Hamlyn G. Jones, and M. Manuela Chaves. 2007. "Exploring Thermal Imaging Variables for the Detection of Stress Responses in Grapevine under Different Irrigation Regimes." *Journal of Experimental Botany* 58 (4): 815–25.
- Green, Robert O, Michael L Eastwood, Charles M Sarture, Thomas G Chrien, Mikael Aronsson, Bruce J Chippendale, Jessica A Faust, et al. 1998. "Imaging Spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS)." *Remote Sensing of Environment* 65 (3): 227–48.
- Grieve, Bruce, Simon Hammersley, Anne-Katrin Mahlein, Erich-Christian Oerke, and Heiner Goldbach. 2015. "Localized Multispectral Crop Imaging Sensors: Engineering Validation of a Cost Effective Plant Stress and Disease Sensor." In *2015 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, 1–6.

- Guénette, Caroline. 2003. “Évaluation Du Potentiel de l’infrarouge Spectral Pour La Détection hâTive Du Stress Nutritif Chez Les Végétaux de Grandes Cultures. Application à La Culture de La Pomme de Terre.” PhD Thesis, Université Laval.
- Guillouet, Simon, Arnaud Haincaud, and Fabien Moreau. 2010. “La Photosynthèse.” 2010.
- Guy, Bernard. 1998. “Optique Des Milieux Isotropes et Anisotropes et Course d’orientation.”
- Hacini, Meriem. 2014. “Restauration d’Images Par Les Méthodes Variationnelles.”
- Hagen, Nathan A., Liang S. Gao, Tomasz S. Tkaczyk, and Robert T. Kester. 2012. “Snapshot Advantage: A Review of the Light Collection Improvement for Parallel High-Dimensional Measurement Systems.” *Optical Engineering* 51 (11): 111702.
- Han, Simeng, and Frédéric Cointault. 2013. “Détection Précoce de Maladies Sur Feuilles Par Traitement d’images.” In *Orasis, Congrès Des Jeunes Chercheurs En Vision Par Ordinateur*. Cluny, France.
- Hanifi, Majdoulayne. 2009. “Extraction de Caractéristiques de Texture Pour La Classification d’images Satellites.” Phd, Université de Toulouse, Université Toulouse III - Paul Sabatier.
- Hasan, Mohamadally, and Fomani Boris. 2006. “Svm: Machines à Vecteurs de Support Ou Séparateurs à Vastes Marges.” *Rapport Technique, Versailles St Quentin, France. Cité*, 64.
- Hassis, Wala. 2014. “Etude de structures avancées pour la détection IR quantique à haute température,” April.
- Hermes, M., R. Brandstrup Morrish, L. Huot, L. Meng, S. Junaid, J. Tomko, G. R. Lloyd, et al. 2018. “Mid-IR Hyperspectral Imaging for Label-Free Histopathology and Cytology.” *Journal of Optics* 20 (2): 023002.
- Herring, Mark, Thomas Chrien, Valerie Duval, and Timothy Krabach. 1993. “Imaging Spectrometry: Concepts and System Trade-Offs,” July.
- Herwaarden, A. W. van, D. C. van Duyn, B. W. van Oudheusden, and P. M. Sarro. 1990. “Integrated Thermopile Sensors.” *Sensors and Actuators A: Physical* 22 (1): 621–30.
- Hilali, Hassane. 2009. “Application de La Classification Textuelle Pour l’extraction Des Règles d’association Maximales.” PhD Thesis, Université du Québec à Trois-Rivières.
- Hobilalaina, Rabetsira, Rabibisoa, and Raharimalala. 2009. “Importance de l’Eau Dans La Plante.” Scribd. 2009.
- Homayouni, Saeid. 2005. “Caractérisation Des Scènes Urbaines Par Analyse Des Images Hyperspectrales,” Thèse, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris.
- Huang, Jianrong, Huaijian Liao, Yubo Zhu, Jiayi Sun, Qihua Sun, and Xiangdong Liu. 2012. “Hyperspectral Detection of Rice Damaged by Rice Leaf Folder (*Cnaphalocrocis Medinalis*).” *Computers and Electronics in Agriculture* 82 (March): 100–107.
- Hun, Catherine. 2002. “Exploitation de La Texture d’images de Speckle Pour Caractériser, de Façon Globale, l’état de Surface Des Chaussées à l’échelle de Microtexture.” PhD Thesis, Université Louis Pasteur-Strasbourg I.
- Hwang, S. H., J. C. Shin, J. D. Song, W. J. Choi, J. I. Lee, and H. Han. 2005. “Detection Wavelength Tuning of InGaAs/GaAs Quantum Dot Infrared Photodetector with Thermal Treatment.” *Microelectronics Journal, Low Dimensional Structures and Devices Conference*, 36 (3): 203–6.
- ISMAILI, Mlle Oumaima ALAOUI. 2016. “L’Université Paris–Saclay.” PhD Thesis, Orange Labs.
- Jacob, Frédéric. 1999. “Utilisation de La Télédétection Courtes Longueurs d’onde et Infrarouge Thermique à Haute Résolution Spatiale Pour l’estimation Des Flux d’énergie à l’échelle de La Parcelle Agricole.” *These de l’université Paul Sabatier, Toulouse* 3.
- Jacquemoud, Stéphane. 2002. “Stéphane Jacquemoud.” PhD Thesis, Université Paris 7.

- Jacques, Julien. 2005. "Contributions à l'analyse de sensibilité et à l'analyse discriminante généralisée," December..
- Janssen, S., K. Schmitt, M. Blanke, M. L. Bauersfeld, J. Wöllenstein, and W. Lang. 2014. "Ethylene Detection in Fruit Supply Chains." *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 372 (2017): 20130311.
- Jepsen, P. U., D. G. Cooke, and M. Koch. 2011. "Terahertz Spectroscopy and Imaging – Modern Techniques and Applications." *Laser & Photonics Reviews* 5 (1): 124–66.
- Jérémie, Mathurin. 2019. "Nanospectroscopie Infrarouge Avancée : Développements Instrumentaux et Applications." PhD Thesis.
- Jerominek, Hubert, Francis Picard, Nicholas R. Swart, Martin Renaud, Marc Levesque, Mario Lehoux, Jean-Sebastien Castonguay, et al. 1996. "Micromachined Uncooled VO<sub>2</sub>-Based IR Bolometer Arrays." In *Infrared Detectors and Focal Plane Arrays IV*, 2746:60–71. International Society for Optics and Photonics.
- Jin, Jia, and Quan Wang. 2019. "Evaluation of Informative Bands Used in Different PLS Regressions for Estimating Leaf Biochemical Contents from Hyperspectral Reflectance." *Remote Sensing* 11 (2): 197.
- Jones, Hamlyn G. 2013. *Plants and Microclimate: A Quantitative Approach to Environmental Plant Physiology*. Cambridge university press.
- Kumar Seelan, Santhosh, Soizik Laguette, Grant M Casady, and George Seielstad. 2003. "Remote Sensing Applications for Precision Agriculture: A Learning Community Approach." *Remote Sensing of Environment - Remote Sens Environ* 88 (November): 157–69.
- Kalaji, Hazem M., Anjana Jajoo, Abdallah Oukarroum, Marian Brestic, Marek Zivcak, Izabela A. Samborska, Magdalena D. Cetner, Izabela Łukasik, Vasilij Goltsev, and Richard J. Ladle. 2016. "Chlorophyll a Fluorescence as a Tool to Monitor Physiological Status of Plants under Abiotic Stress Conditions." *Acta Physiologiae Plantarum* 38 (4): 102.
- Kalisch, Dirk Christian. 1997. "Fixed Optics Fourier Transform Spectrometers with Photodetector-Arrays." PhD Thesis, Dublin City University.
- Katsoulas, Nikolaos, Angeliki Elvanidi, Konstantinos P. Ferentinos, Murat Kacira, Thomas Bartzanas, and Constantinos Kittas. 2016. "Crop Reflectance Monitoring as a Tool for Water Stress Detection in Greenhouses: A Review." *Biosystems Engineering* 151 (November): 374–98.
- Kawasaki, Takayasu, Jun Fujioka, Takayuki Imai, and Koichi Tsukiyama. 2012. "Effect of Mid-Infrared Free-Electron Laser Irradiation on Refolding of Amyloid-Like Fibrils of Lysozyme into Native Form." *The Protein Journal* 31 (8): 710–16.
- Kawasaki, Takayasu, Takayuki Imai, and Koichi Tsukiyama. 2014. "Use of a Mid-Infrared Free-Electron Laser (MIR-FEL) for Dissociation of the Amyloid Fibril Aggregates of a Peptide." *Journal of Analytical Sciences, Methods and Instrumentation* 4 (1): 9–18.
- Kinder, Thomas, Thomas Müller-Wirts, Björn Breitenstein, Dirk Selmar, Michael Schwerdtfeger, Maik Scheller, Ole Peters, and Martin Koch. 2012. "In-Vivo-Messung Des Blattwassergehalts Mit Terahertz-Strahlung." *BioPhotonik* 1: 40–2.
- Klueva, N. Y., E. Maestri, N. Marmioli, and H. T. Nguyen. 2001. "Mechanisms of Thermotolerance in Crops." *Crop Responses and Adaptations to Temperature Stress*. Food Products Press, Binghamton, NY, 177–217.
- Knipling, Edward B. 1970. "Physical and Physiological Basis for the Reflectance of Visible and Near-Infrared Radiation from Vegetation." *Remote Sensing of Environment* 1 (3): 155–159.
- Kole, Matthew R., Rohith K. Reddy, Matthew V. Schulmerich, Matthew K. Gelber, and Rohit Bhargava. 2012. "Discrete Frequency Infrared Microspectroscopy and Imaging with a Tunable Quantum Cascade Laser." *Analytical Chemistry* 84 (23): 10366–72.

- Kotak, Sachin, Jane Larkindale, Ung Lee, Pascal von Koskull-Döring, Elizabeth Vierling, and Klaus-Dieter Scharf. 2007. "Complexity of the Heat Stress Response in Plants." *Current Opinion in Plant Biology, Physiology and Metabolism*, 10 (3): 310–16.
- Kotchi. 2004. "Détection Du Stress Hydrique Par Thermographie Infrarouge. Application à La Culture de La Pomme de Terre." 2004.
- Kuan, D., A. Sawchuk, T. Strand, and P. Chavel. 1987. "Adaptive Restoration of Images with Speckle." *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 35 (3): 373–83.
- Kuan, Darwin T., Alexander A. Sawchuk, Timothy C. Strand, and Pierre Chavel. 1985. "Adaptive Noise Smoothing Filter for Images with Signal-Dependent Noise." *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 2: 165–177.
- Kumar, Meeta, Mrunali Kamble, Shubhada Pawar, Prajakta Patil, and Neha Bonde. 2011. "Survey on Techniques for Plant Leaf Classification." *International Journal of Modern Engineering Research* 1 (2): 538–544.
- Kuska, Matheus, Mirwaes Wahabzada, Marlene Leucker, Heinz-Wilhelm Dehne, Kristian Kersting, Erich-Christian Oerke, Ulrike Steiner, and Anne-Katrin Mahlein. 2015. "Hyperspectral Phenotyping on the Microscopic Scale: Towards Automated Characterization of Plant-Pathogen Interactions." *Plant Methods* 11 (1): 28.
- Laaroussi, Youness. 2012. "Nouvelles Approches Technologiques Pour La Fabrication de Lasers à Émission Verticale Dans Le Moyen Infrarouge." PhD Thesis.
- Lacroux, Alain. 2011. "Les Avantages et Les Limites de La Méthode « Partial Least Square » (PLS): Une Illustration Empirique Dans Le Domaine de La GRH." *Revue de Gestion Des Ressources Humaines*, no. 2: 45–64.
- Laffaille, Pierre. 2013. "Lasers à cascade quantique moyen infrarouge à base d'InAs," December.
- Lahiji, G.R., and K.D. Wise. 1982. "A Batch-Fabricated Silicon Thermopile Infrared Detector." *IEEE Transactions on Electron Devices* 29 (1): 14–22.
- Lambert, Guillaume. 2008. "Harmoniques cohérentes du Laser à Electrons Libres générées à partir d'harmoniques produites dans les gaz sur le prototype de l'accélérateur SCSS," February.
- Lang, Michael. 1996. "Fluorescence Imaging of Water and Temperature Stress in Plant Leaves - ScienceDirect." 1996.
- Lara, M. A., L. Lleó, B. Diezma-Iglesias, J. M. Roger, and M. Ruiz-Altisent. 2013. "Monitoring Spinach Shelf-Life with Hyperspectral Image through Packaging Films." *Journal of Food Engineering* 119 (2): 353–61.
- Le Goff, Matthieu. 2017. "Techniques d'analyse de contenu appliquées à l'imagerie spatiale." Phd.
- Le Gratiot, Aymeric. 2016. "Développement d'un Polarimètre de Mueller à Codage Spectral Utilisant Une Swept-Source: Application à La Microscopie à Balayage Laser." PhD Thesis.
- Lebrun, Gilles. 2006. "Sélection de modèles pour la classification supervisée avec des SVM (Séparateurs à Vaste Marge). Application en traitement et analyse d'images.," November.
- Lee, Jong-Sen. 1980. "Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics." *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 2: 165–168.
- Lee, Matthew, Yanbo Huang, Haibo Yao, Steven J. Thomson, and Lori M. Bruce. 2014. "Effects of Sample Storage on Spectral Reflectance Changes in Corn Leaves Excised From the Field." *Journal of Agricultural Science* 6 (8): 214.



- Lee, Tian-Shyug, Chih-Chou Chiu, Chi-Jie Lu, and I-Fei Chen. 2002. "Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique." *Expert Systems with Applications* 23 (3): 245–54.
- Li, Lei, Qin Zhang, and Danfeng Huang. 2014. "A Review of Imaging Techniques for Plant Phenotyping." *Sensors* 14 (11): 20078–111.
- Li, Q. B., and F. P. Chiang. 1992. "Three-Dimensional Dimension of Laser Speckle." *Applied Optics* 31 (29): 6287–6291.
- Li, Qingli, Xiaofu He, Yiting Wang, Hongying Liu, Dongrong Xu, and Fangmin Guo. 2013. "Review of Spectral Imaging Technology in Biomedical Engineering: Achievements and Challenges." *Journal of Biomedical Optics* 18 (10): 100901.
- Lichtenthaler, Hartmut K. 1996. "Vegetation Stress: An Introduction to the Stress Concept in Plants." *Journal of Plant Physiology* 148 (1): 4–14.
- Lins, Emery C., José Belasque, and Luis G. Marcassa. 2009. "Detection of Citrus Canker in Citrus Plants Using Laser Induced Fluorescence Spectroscopy." *Precision Agriculture* 10 (4): 319–30.
- Louot, Christophe. 2018. "Sources de Supercontinuum Pour La Microspectroscopie Raman Cohérente Large-Bande." PhD Thesis.
- Lu, Guolan, and Baowei Fei. 2014. "Medical Hyperspectral Imaging: A Review." *Journal of Biomedical Optics* 19 (1): 010901.
- Luquet, D, A Bégué, A Vidal, P Clouvel, J Dautzat, A Olioso, X. F Gu, and Y Tao. 2003. "Using Multidirectional Thermography to Characterize Water Status of Cotton." *Remote Sensing of Environment* 84 (3): 411–21.
- Magnanensi, Jérémy. 2015. "Amélioration et Développement de Méthodes de Sélection Du Nombre de Composantes et de Prédicteurs Significatifs Pour Une Régression PLS et Certaines de Ses Extensions à l'aide Du Bootstrap." PhD Thesis, Strasbourg.
- Maher, Najeh. 1997. "Filtrage et Analyse Des Images Radar." *Faculté des Sciences et de Génie Electrique, Université Laval*.
- Mantri, Nitin, Vikas Patade, Suprasanna Penna, Rebecca Ford, and Edwin Pang. 2012. "Abiotic Stress Responses in Plants: Present and Future." In *Abiotic Stress Responses in Plants*, 1–19. Springer, New York, NY.
- Marguerit, Elisa. 2010. "Déterminisme Génétique Des Réponses Au Déficit Hydrique de La Transpiration et de La Croissance, Induites Par Le Porte-Greffe, Chez La Vigne : Approche Intégrée de Génétique Quantitative et d'écophysiologie." PhD Thesis, Bordeaux 2.
- Mathieu-Dupas, Eve. 2010. "Algorithme des k plus proches voisins pondérés et application en diagnostic." PhD Thesis.
- Matsuda, Osamu, Ayako Tanaka, Takao Fujita, and Koh Iba. 2012. "Hyperspectral Imaging Techniques for Rapid Identification of Arabidopsis Mutants with Altered Leaf Pigment Status." *Plant and Cell Physiology* 53 (6): 1154–1170.
- Meganem, Inès. 2012. "Méthodes de Séparation Aveugle de Sources Pour l'imagerie Hyperspectrale : Application à La Télédétection Urbaine et à l'astrophysique." Phd, Université de Toulouse, Université Toulouse III - Paul Sabatier.
- Meyer, Bill, Robert F. Cannata, Arthur Stout, Andrew Gin, Peter Taylor, Eric Woodbury, John Deffner, and Fred Ennerson. 1996. "Amber's Uncooled Microbolometer LWIR Camera." In *Infrared Detectors and Focal Plane Arrays IV*, 2746:13–22. International Society for Optics and Photonics.
- Michel, Fabrice. 2005. "Développement et Première Application d'une Installation de Shearographie." PhD Thesis, Université de Liège, Belgique.

- Mishra, Puneet, Mohd Shahrime Mohd Asaari, Ana Herrero-Langreo, Santosh Lohumi, Belén Diezma, and Paul Scheunders. 2017. “Close Range Hyperspectral Imaging of Plants: A Review.” *Biosystems Engineering* 164 (December): 49–67.
- Missaoui, Ayoub. 2018. “Etude de La Conversion de La Biomasse En Energie Par Un Procédé Hydrothermal de Carbonisation-Characterisation Des Produits Issus Des Grignons d’olive.” PhD Thesis.
- Mokrani, Arnaud. 2016. “L’eau et les activités agricoles.” Planet-Vie. 2016.
- Monchau, Jean-Pierre. 2013. “Mesure d’émissivité Pour La Thermographie Infrarouge Appliquée Au Diagnostic Quantitatif Des Structures.” PhD Thesis, Paris Est.
- Moreau, François, and Roger Prat. 2016. “Cours\_termS\_spe\_ch7.” 2016.
- Mosavi, Amir, Mohsen Salimi, Sina ardabili, Timon Rabczuk, Shahaboddin Shamshirband, and Annamaria Varkonyi-Koczy. 2019. “State of the Art of Machine Learning Models in Energy Systems, a Systematic Review.” *Energies* 12 (April).
- Mouzali, Salima. 2015. “Modélisation spectrale de détecteurs matriciels infrarouge HgCdTe : application à un micro-spectromètre,” November.
- Nader, Christelle Abou. 2016. “Approche Multiparamètre de l’analyse Du Champ de Speckle et Applications.” PhD Thesis.
- Naidu, Rayapati A., Eileen M. Perry, Francis J. Pierce, and Tefera Mekuria. 2009. “The Potential of Spectral Reflectance Technique for the Detection of Grapevine Leafroll-Associated Virus-3 in Two Red-Berried Wine Grape Cultivars.” *Computers and Electronics in Agriculture* 66 (1): 38–45.
- Nemissi, Mohamed. 2009. “Classification et Reconnaissance Des Formes Par Algorithmes Hybrides.” PhD Thesis.
- Nuthammachot, Narissara, Worradorn Phairuang, and Dimitris Stratoulis. 2017. “Removing Speckle Noise in Sentinel-1A Radar Satellite Imagery Using Filtering Techniques.” *Journal of Remote Sensing and GIS Association of Thailand:RESGAT* 18 (February): 80–92.
- Oddy, C. J., and A. J. Rye. 1983. “Segmentation of SAR Images Using a Local Similarity Rule.” *Pattern Recognition Letters* 1 (5–6): 443–449.
- Oerke, Erich-Christian, Katja Herzog, and Reinhard Toepfer. 2016. “Hyperspectral Phenotyping of the Reaction of Grapevine Genotypes to Plasmopara Viticola.” *Journal of Experimental Botany* 67 (18): 5529–43.
- Okumura, K., Y. Ogawa, H. Ito, and H. Inaba. 1985. “Optical Bistability and Monolithic Logic Functions Based on Bistable Laser/Light-Emitting Diodes.” *IEEE Journal of Quantum Electronics* 21 (4): 377–82.
- Oukarroum, Abdallah. 2007. “Vitalité Des Plantes d’orge (‘ Hordeum Vulgare’ L.) En Conditions de Stress Hydrique et Thermique Analysée Par La Fluorescence Chlorophyllienne.” PhD Thesis, University of Geneva.
- Oyelade, O. J., O. O. Oladipupo, and I. C. Obagbuwa. 2010. “Application of k Means Clustering Algorithm for Prediction of Students Academic Performance.” *ArXiv:1002.2425 [Cs]*, February.
- Pearlman, J. S., P. S. Barry, C. C. Segal, J. Shepanski, D. Beiso, and S. L. Carman. 2003. “Hyperion, a Space-Based Imaging Spectrometer.” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41 (6): 1160–73.
- Peñuelas, Josep, and Iolanda Filella. 1998. “Visible and Near-Infrared Reflectance Techniques for Diagnosing Plant Physiological Status.” *Trends in Plant Science* 3 (4): 151–156.
- Petersen, Christian Rosenberg, Uffe Møller, Irnis Kubat, Binbin Zhou, Sune Dupont, Jacob Ramsay, Trevor Benson, et al. 2014. “Mid-Infrared Supercontinuum Covering the 1.4–13.3 Mm Molecular Fingerprint Region Using Ultra-High NA Chalcogenide Step-Index Fibre.” *Nature Photonics* 8 (11): 830–34.

- Petit, Johann. 2013. "Identification et Validation Fonctionnelle de Gènes Candidats Contrôlant La Composition de La Cuticule Chez Le Fruit de Tomate." PhD Thesis.
- Phillips, Mark C., and Nicolas Hô. 2008. "Infrared Hyperspectral Imaging Using a Broadly Tunable External Cavity Quantum Cascade Laser and Microbolometer Focal Plane Array." *Optics Express* 16 (3): 1836–45.
- Piederriere, Yann. 2003. "Etude Du Speckle de Milieux Diffusants Liquides. Application à La Détermination de Paramètres Biophysiques." PhD Thesis, Université de Bretagne occidentale-Brest.
- Piel, Clément. 2002. "Diffusion Du CO<sub>2</sub> Dans Le Mésophylle Des Plantes à Métabolisme C<sub>3</sub>." PhD Thesis, Paris 11.
- Pierre Bousquet. 1969. "Spectroscopie instrumentale. 3e cycle, par P. Bousquet. Préf. de P. Jacquinot, 1969." *Bulletin de Minéralogie* 92 (5): 522–23.
- Prestat, Emmanuel. 2010. "Les réseaux bayésiens : classification et recherche de réseaux locaux en cancérologie," May. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00707732>.
- Prieto-Blanco, X., C. Montero-Orille, B. Couce, and R. de la Fuente. 2006. "Analytical Design of an Offner Imaging Spectrometer." *Optics Express* 14 (20): 9156–68.
- Putley, E. H. 1977. "Thermal Detectors." In *Optical and Infrared Detectors*, edited by Robert J. Keyes, 71–100. Topics in Applied Physics. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Qin, Jianwei, Moon Kim, Kuanglin Chao, Diane Chan, Stephen Delwiche, and Byoung-Kwan Cho. 2017. "Line-Scan Hyperspectral Imaging Techniques for Food Safety and Quality Applications." *Applied Sciences* 7 (January): 125.
- Ramona, Mathieu. 2010. "Classification automatique de flux radiophoniques par Machines à Vecteurs de Support," June. <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00529331>.
- Ravel, Sylvain. 2017. "Démixage d'images hyperspectrales en présence d'objets de petite taille," December.
- Renaud, Jeanne. 2015. "Etude Du Rôle Des H<sup>+</sup>-ATPases de La Membrane Plasmique Dans La Régulation Des Mouvements Stomatiques Chez Arabidopsis Thaliana." Thesis, Aix-Marseille.
- Rogalski, Antoni. 1997. "Infrared Thermal Detectors versus Photon Detectors: I. Pixel Performance." In *Material Science and Material Properties for Infrared Optoelectronics*, 3182:14–25. International Society for Optics and Photonics.
- Rogalski, Antonio. 2010. *Infrared Detectors*. CRC Press.
- Roggo, Y., A. Edmond, P. Chalus, and M. Ulmschneider. 2005. "Infrared Hyperspectral Imaging for Qualitative Analysis of Pharmaceutical Solid Forms." *Analytica Chimica Acta* 535 (1): 79–87.
- Rogouschi, Nicoleta. 2009. "Classification à Base de Modèles de Mélanges Topologiques Des Données Catégorielles et Continues." Thesis, Paris 13.
- Rousseau, Céline, Etienne Belin, Edouard Bove, David Rousseau, Frédéric Fabre, Romain Berruyer, Jacky Guillaumès, Charles Manceau, Marie-Agnès Jacques, and Tristan Boureau. 2013. "High Throughput Quantitative Phenotyping of Plant Resistance Using Chlorophyll Fluorescence Image Analysis." *Plant Methods* 9 (1): 17.
- Rousseau, David, Yann Chéné, Etienne Belin, Georges Semaan, Ghassen Trigui, Karima Boudehri, Florence Franconi, and François Chapeau-Blondeau. 2015. "Multiscale Imaging of Plants: Current Approaches and Challenges." *Plant Methods* 11 (1): 6.
- Ruellan, Jérémie. 2015. "Conception, Fabrication et Caractérisation d'un Capteur de Conductivité Thermique à Base de Nanofils de Silicium." Thesis, Grenoble Alpes.
- Ruget, Françoise, R Bonhomme, and M Chartier. 1996. "Estimation Simple de La Surface Foliaire de Plantes de Maïs En Croissance." *Agronomie* 16 (9): 553–62.

- Seigneurin-Berny, Daphné. 2000. “Recherche de Nouveaux Systèmes de Transport à Travers l’enveloppe Du Chloroplaste. Caractérisation de Nouvelles Protéines Hydrophobes.” PhD Thesis.
- Servadio, Zarah. 2011. “Apports de l’imagerie à Haute Résolution Spectrale et Spatiale Dans Les Bilans de Volume et Bilans Radiatifs Au Piton de La Fournaise.” PhD Thesis, La Réunion.
- Shaulov, Avner. 1984. “Broad Band Infrared Thermal Detector.” *Sensors and Actuators* 5 (3): 207–15.
- Shaw, Joseph A., Paul W. Nugent, Nathan Kaufman, Nathan J. Pust, Devin Mikes, Cassie Knierim, Nathan Faulconer, Randal Larimer, Angela DesJardins, and Berk Knighton. 2012. “Multispectral Imaging System on Tethered Balloons for Optical Remote Sensing Education and Outreach.” In *Optics Education and Outreach II*, 8481:84810T. International Society for Optics and Photonics.
- Shen, S. C. 1994. “Comparison and Competition between MCT and QW Structure Material for Use in IR Detectors.” *Microelectronics Journal* 25 (8): 713–39.
- Shortt, Rebecca, Anne Verhallen, and Pam Fisher. 2015. “Surveiller l’humidité du sol pour améliorer les décisions d’irrigation.” 2015.
- Simard, J. R., and F. Christnacher. 2006. “Imagerie Hyperspectrale Active Appliquée à La Caractérisation Des Sols Contaminés Au TNT.”
- Sizov, Fedir F., Zinoviia F. Tsybrii, Vyacheslav V. Zabudsky, Oleksandr G. Golenkov, Volodymyr A. Petryiakov, Sergey A. Dvoretzky, Nikolai Michailov, Anna V. Shevchik-Shekera, Ihor O. Lysiuk, and Ernesto Dieguez. 2015. “Mercury–cadmium–telluride Thin Layers as Subterahertz and Infrared Detectors.” *Optical Engineering* 54 (12): 127102.
- Smith, K, M Steven, and J.J. Colls. 2004. “Use of Hyperspectral Derivative Ratios in the Red-Edge Region to Identify Plant Stress Responses to Gas Leaks.” *Remote Sensing of Environment* 92 (August): 207–17.
- Soltani, Mariem. 2014. *Partitionnement Des Images Hyperspectrales de Grande Dimension Spatiale Par Propagation d’affinité*. Rennes 1.
- Sosik, John J., Surinder S. Kahai, and Michael J. Piovoso. 2009. “Silver Bullet or Voodoo Statistics? A Primer for Using the Partial Least Squares Data Analytic Technique in Group and Organization Research.” *Group & Organization Management* 34 (1): 5–36.
- Soukupova, J., B. N. Rock, and J. Albrechtova. 2002. “Spectral Characteristics of Lignin and Soluble Phenolics in the near Infrared- a Comparative Study.” *International Journal of Remote Sensing* 23 (15): 3039–55.
- Stagakis, S., Victoria González-Dugo, Patricio Cid, M. L. Guillén-Climent, and Pablo J. Zarco-Tejada. 2012. “Monitoring Water Stress and Fruit Quality in an Orange Orchard under Regulated Deficit Irrigation Using Narrow-Band Structural and Physiological Remote Sensing Indices.” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 71: 47–61.
- Strutynski, Clément. 2016. “Fibres tellurites pour sources supercontinuum infrarouges : gestion des profils opto-géométriques et des absorptions extrinsèques,” May.
- Swiader, John M., and Ame Moore. 2002. “Spad-Chlorophyll Response to Nitrogen Fertilization and Evaluation of Nitrogen Status in Dryland and Irrigated Pumpkins\*.” *Journal of Plant Nutrition* 25 (5): 1089–1100.
- Sylla, Diogone. 2014. “Fusion de Données Provenant de Différents Capteurs Satellitaires Pour Le Suivi de La Qualité de l’eau En Zones Côtières. Application Au Littoral de La Région PACA.” Thesis, Toulon. <http://www.theses.fr/2014TOUL0013>.
- Szymańska, Ewa, Edoardo Saccenti, Age K. Smilde, and Johan A. Westerhuis. 2012. “Double-Check: Validation of Diagnostic Statistics for PLS-DA Models in Metabolomics Studies.” *Metabolomics* 8 (Suppl 1): 3–16.

- Tanaka, J., M. Shiozaki, F. Aita, T. Seki, and M. Oba. 2014. “Thermopile Infrared Array Sensor for Human Detector Application.” In *2014 IEEE 27th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems (MEMS)*, 1213–16.
- Tauber, Clovis. 2005. “Filtrage Anisotrope Robuste et Segmentation Par B-Spline Snake : Application Aux Images Échographiques.” PhD Thesis. February 21, 2005.
- Tenenhaus, Arthur. 2006. “Apprentissage dans les espaces de grande dimension : Application à la caractérisation de tumeurs noires de la peau à partir d’images.” Phdthesis, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI.
- Tétreault, Garneau, Laurence, and Daniel Venneman. 2018. “Optimisation de l’irrigation à l’aide de Tensiomètres Dans Les Pommiers - Recherche Google.” January 8, 2018.
- Tonnoir, Antoine. 2015. “Conditions Transparentes Pour La Diffraction d’ondes En Milieu Élastique Anisotrope.” PhD Thesis.
- Tousignant, Marie-Edith, and Michel Delorme. 2006. “Connaître Le Fonctionnement de La Plante Pour Mieux Gérer Son.” Studylibfr.Com. September 2006.
- Tregcoat, O., N. Ollat, G. Grenier, and C. Van Leeuwen. 2001. “Etude Comparative de La Précision et de La Rapidité de Mise En Oeuvre de Différentes Méthodes d’estimation de La Surface Foliaire de La Vigne.” *Journal International Des Sciences de La Vigne et Du Vin* 35 (1): 31–39.
- Ullah, Saleem, Martin Schlerf, Andrew K. Skidmore, and Christoph Hecker. 2012. “Identifying Plant Species Using Mid-Wave Infrared (2.5–6 $\mu$ m) and Thermal Infrared (8–14 $\mu$ m) Emissivity Spectra.” *Remote Sensing of Environment* 118 (March): 95–102.
- Volchkov, Valentin, Michael Pasek, Vincent Denechaud, Musawwadah Mukhtar, Alain Aspect, Dominique Delande, and Vincent Josse. 2017. “Measurement of Spectral Functions of Ultracold Atoms in Disordered Potentials.” *Physical Review Letters* 120 (July).
- Wang, Ruikang K., and Valery V. Tuchin. 2016. *Advanced Biophotonics: Tissue Optical Sectioning*. CRC Press.
- Wolfe, William L. 1997. *Introduction to Imaging Spectrometers*. SPIE Press.
- Wood, R. Andrew, Tom Rezachek, Paul W. Kruse, and R. N. Schmidt. 1995. “IR SnapShot Camera.” In *Infrared Technology XXI*, 2552:654–60. International Society for Optics and Photonics.
- Wu, Di, and Da-Wen Sun. 2013. “Advanced Applications of Hyperspectral Imaging Technology for Food Quality and Safety Analysis and Assessment: A Review — Part I: Fundamentals.” *Innovative Food Science & Emerging Technologies* 19 (July): 1–14.
- Yamori, Wataru, Kouki Hikosaka, and Danielle Way. 2013. “Temperature Response of Photosynthesis in C3, C4, and CAM Plants: Temperature Acclimation and Temperature Adaptation.” *Photosynthesis Research* 119 (June).
- Yu, Ke-Qiang, Yan-Ru Zhao, Xiao-Li Li, Yong-Ni Shao, Fei Liu, and Yong He. 2014. “Hyperspectral Imaging for Mapping of Total Nitrogen Spatial Distribution in Pepper Plant.” *PLOS ONE* 9 (12): e116205.
- Zennouhi, Rachid. 2013. “Contribution à La Segmentation Des Images Couleurs Par Classification Des Pixels Dans l’espace HSV et Application de l’imagerie Pour La Détection Du Stress Hydrique Chez Mentha Spicata L.”
- Zennouhi, Rachid, and L.H Masmoudi. 2009. “A New 2D Histogram Scheme for Colour Image Segmentation: The Imaging Science Journal: Vol 57, No 5.” 2009.
- Zhang, Chu, Fei Liu, Wenwen Kong, and Yong He. 2015. “Application of Visible and Near-Infrared Hyperspectral Imaging to Determine Soluble Protein Content in Oilseed Rape Leaves.” *Sensors* 15 (7): 16576–88.
- Zhang, Minghua, Zhihao Qin, Xue Liu, and Susan Ustin. 2003. “Detection of Stress in Tomatoes Induced by Late Blight Disease in California, USA, Using Hyperspectral

- Remote Sensing.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 4 (November): 295–310.
- Zhu, X. X., and R. Bamler. 2013. “A Sparse Image Fusion Algorithm With Application to Pan-Sharpener.” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51 (5): 2827–36.
- Zygielbaum, Arthur. 2009. “Detection and Measurement of Water Stress in Vegetation Using Visible Spectrum Reflectance.” *Theses and Dissertations in Geography*, 4.

**Titre :** Imagerie hyperspectrale active basée sur un laser QCL largement accordable dans l'infrarouge moyen

**Mots clés :** imagerie hyperspectrale, laser QCL accordable, infrarouge moyen, stress hydrique, classification des plantes.

**Résumé :** L'imagerie thermique et la récente disponibilité des lasers QCL (Quantum Cascade Laser) largement accordables, nous permettent de proposer un système d'imagerie hyperspectrale active fonctionnant dans l'infrarouge moyen (MIR), où la sortie du système consiste en une série de sous-images à bande étroite disposées sur le spectre de réflectance de l'échantillon, formant un hypercube de données acquises par la technique d'acquisition « staring ». Afin d'évaluer plus précisément les capacités de l'imagerie hyperspectrale active, nous proposons un système de mesure composé de quatre lasers accordables QCL (afin de couvrir les longueurs d'onde de 3,9  $\mu\text{m}$  à 4,7  $\mu\text{m}$  et de 7,5  $\mu\text{m}$  à 11  $\mu\text{m}$ ), et de deux caméras : InSb refroidie pour la gamme spectrale

3-5  $\mu\text{m}$  et un bolomètre pour la gamme 7,5-13  $\mu\text{m}$ . Nous présentons également l'algorithme d'acquisition et de traitement des images pour obtenir les spectres des mesures sur la surface des feuilles des plantes. Enfin, nous présentons et discutons les résultats obtenus en utilisant la technique de classification PLS-DA pour caractériser l'état hydrique de différentes plantes dans des conditions de croissance contrôlées au sein de laboratoire, séparées en deux classes : les plantes de témoins ont été maintenues à 80 % de la capacité du champ (CC) et les plantes stressées à 20 %. Des premiers résultats ont montré la capacité du système proposé à séparer les plantes pour une détection précoce du stress hydrique.

**Title:** Active hyperspectral imaging based on widely tunable QCL laser in mid-infrared range

**Keywords:** hyperspectral imaging, tunable QCL laser, mid-infrared, water stress, plant classification.

**Abstract:** Thermal imaging and the recent availability of widely tunable infrared QCL lasers (Quantum Cascade Laser) allow us to propose an active hyperspectral imaging system operating in mid-infrared (MIR) band, where the system output consists in series of narrow band sub-images arranged across the reflectance spectrum of the sample, forming a hypercube data acquired by « staring » acquisition technique. In order to evaluate more precisely the capacities of the active hyperspectral imaging, we propose a system composed of four powerful QCL tunable lasers (in order to cover 3,9  $\mu\text{m}$  to 4,7  $\mu\text{m}$  and 7,5  $\mu\text{m}$  to 11  $\mu\text{m}$  wavelengths) and two cameras: an InSb cooled

camera for 3-5  $\mu\text{m}$  range and a bolometer for 7,5-13  $\mu\text{m}$  range. We present the algorithm for image acquisition, image and data processing to obtain spectra of averaged zones of plant leaves. Finally, we present and discuss results using PLS-DA classification technique to characterize health status of different plants under controlled growing conditions, separated in two classes: reference ones were maintained at 80 % of field capacity and stressed ones at 20 %. Initial results have shown the ability of proposed system to separate plants for early water stress detection.