

Fus'eye : Nouvel outil de phénotypage spectral au champ pour quantifier la Fusariose de l'épi sur céréales

Valérie CADOT^{1*}, Hadhami GARBOUGE^{1&14}, Nicolas MASCHER¹, Jorick CELARIER¹, Julien GARNIER¹, Frederic SERRE², Martin ECARNOT³, Pierre ROUMET³, Sylvie ROCHE², Jean Philippe MAIGNIEL¹, Hugo LAMMENS¹, Isabelle SERANDAT¹, Lama AL BASSIT², Gabriel BEUDIN⁴, Frederic MINARD⁴, Camille WABINSKI-DAUCHY⁵, Michael COCHARD⁵, Patrice SENELLART⁶, Sebastien CUVELIER⁷, Pascal GIRAUDEAU⁸, Carine ANDRE⁹, Auberi AVALLE¹⁰, Philippe LEREBOUR¹⁰, Sylvie DUTRIEZ¹¹, Jérôme AUZANNEAU¹², Stéphane PORREZ¹³, Christelle SABLAYROLLES¹³, David ROUSSEAU¹⁴

1 - GEVES - 49071 BEAUCOUZE & 49370 Erdre-en-Anjou

2 - INRAE UE PHACC & TSCF - 63000 Clermont-Ferrand

3 - INRAE UMR AGAP - 34000 Montpellier

4 - RAGT 2n - 28150 Louville-la-Chenard

5 - FLORIMOND DESPREZ Veuve & Fils - 32700 Lectoure

6 - KWS MOMONT - 28150 Allonnes

7 - DSV - 28140 Terminiers

8 - SECOBRA - 78580 Maule

9 - SYNGENTA - 28000 Chartres

10 - UNISIGMA - 60480 Froissy

11 - LIDEA - 28150 Reclainville

12 - AGRIOBTENTIONS - 78660 Orsonville

13 - ARVALIS - Station expérimentale, 91720 Boigneville & 31450 Montesquieu

14 - UNIVERSITE D'ANGERS IMORPHEN - 49000 Angers

*Coordinateur : Valérie CADOT, valerie.cadot@geves.fr

1 Introduction

La fusariose de l'épi causée par un complexe d'espèces dont la principale est *Fusarium graminearum*, est une maladie qui affecte de nombreuses céréales à paille en Europe. Elle entraîne une réduction du rendement de l'ordre de 0.2t/ha mais aussi la contamination des grains en fusariotoxines, se révélant nocive pour la santé humaine et animale. Pour limiter cette maladie et l'accumulation de ces toxines au champ, la réglementation CTPS encourage le développement de variétés résistantes à la fusariose de l'épi, en leur octroyant un bonus afin de faciliter leur inscription au catalogue français et défavorise les variétés sensibles en délivrant un malus. L'effort de sélection en blé tendre en France a permis une élévation du niveau de résistance à la fusariose des variétés inscrites en France depuis 2008, avec une baisse significative des variétés sensibles au profit des variétés intermédiaires et résistantes (Cadot et Maigniel, 2013).

Afin d'estimer le niveau de résistance à la fusariose des variétés de blé tendre, blé dur et triticale, lors du processus d'inscription, des estimations visuelles du taux d'épillets fusariés sont actuellement réalisées dans le réseau CTPS piloté par le GEVES, avec des essais inoculés au champ, incluant des expérimentateurs du GEVES, des sélectionneurs et des instituts techniques. Mais ces notations visuelles fastidieuses requièrent des experts qualifiés pour identifier et quantifier les symptômes correctement en les différenciant notamment de ceux générés par *Microdochium spp.*

Disposer d'un outil d'évaluation de la résistance fiable, reproductible, permettant du phénotypage à grande échelle est aujourd'hui indispensable pour identifier de potentielles sources de résistance et pour mieux

en comprendre les bases génétiques exploitables en sélection. La subjectivité des notations et/ou la présence d'autres pathogènes (Rouille, *Microdochium...*) peuvent rendre non robustes les notations visuelles.

Concernant le phénotypage au champ automatisé, très peu d'études étaient recensées lors du lancement du projet Fus'eye : citons l'imagerie RGB dans le visible sur blé tendre, mesurant le taux d'épillets fusariés (Serre *et al.*, 2015). Le protocole mis en œuvre est fondé sur l'analyse de photographies prises à partir d'un simple reflex numérique complémenté par des éclairages flash. Deux algorithmes ont été mis en œuvre. « SegEpis » permet d'isoler les seuls pixels appartenant aux épis et « SegFusa », basé sur la couleur, permet de calculer sur les photographies segmentées avec « SegEpis », la surface des épis présentant des symptômes de fusariose.

L'imagerie multi et hyperspectrale sont en plein essor. Elle résulte du couplage entre la spectroscopie et l'imagerie, génère une information en hyper cube dont la dimension spectrale dépend du nombre de longueurs d'ondes utilisées. Les expérimentations réalisées sur la fusariose du blé que ce soit sur grains (Cadot *et al.*, 2015 ; Jaillais *et al.*, 2015) ou sur épis (Serre *et al.*, 2015 ; Faure *et al.*, 2018) montrent qu'aujourd'hui, il apparaît envisageable de développer une méthodologie « plein champ » basée sur une approche multispectrale. En effet, les études de comparaison de l'imagerie en RVB et multispectrale pour la détection de la fusariose sur épi en parcelle ont montré l'avantage du multispectral en réduisant les faux positifs dans les parcelles saines, avec une capacité de calibration supérieure, une moindre sensibilité aux variations de couleur des génotypes et à la maturité des épis (Dammer *et al.*, 2011). Le choix des longueurs d'onde permet d'affiner les contrastes (Oldenburg *et al.*, 2015), ce qui peut



être extrêmement utile dans le cas de mélange de pathogènes. Beaucoup d'études ont utilisé l'imagerie hyperspectrale en laboratoire dans le proche infra-rouge sur épis ou sur grains mais le haut débit n'est pas forcément associable ; par exemple pour quantifier le taux de grains fusariés ou la teneur en DON (Tekle *et al.*, 2015), ou pour différencier *Fusarium subglutinans*, *F. proliferatum* et *F. verticillioides* sur grains de maïs (Williams *et al.*, 2012) ou sur blé (Delwiche *et al.*, 2011). Pour une détection précoce de la fusariose sur épi, une caméra hyperspectrale a été utilisée entre 400 et 1000 nm, avec des mesures au stade optimal, début du stade laitieux (BBCH 75), donnant un taux satisfaisant de bonne classification (87%). Mais l'utilisation de toutes les longueurs d'onde s'est avérée trop consommatrice en temps. Une autre méthode HBI (Derived Head Blight Index) a été testée, ciblant les longueurs d'ondes 550-560 nm et 665-675 nm mais les études doivent se poursuivre pour améliorer le taux de bonne classification (67%) (Bauriegel *et al.*, 2011).

L'objectif du projet Fus'eye est d'utiliser l'analyse spectrale pour définir un nouvel outil de phénotypage au champ pour évaluer la résistance variétale à la fusariose des épis, en blé tendre, blé dur et triticale, en utilisant une méthode non destructive permettant d'objectiver les notations sur épis et de mieux distinguer le FHB des autres pathogènes (Rouilles, *Microdochium*...).

Disposer d'un outil d'évaluation de la résistance fiable, reproductible, permettant du phénotypage à grande échelle est aujourd'hui indispensable pour identifier de potentielles sources de résistance et pour mieux en comprendre les bases génétiques exploitables en sélection.

2 Matériel et méthode

Le développement du phénotypage par imagerie spectrale de la fusariose s'est déroulé en 4 étapes indiquées **Figure 1, A à D**.

► 2.1 Sélection des longueurs d'onde à partir d'images hyperspectrales en laboratoire

Un des enjeux du programme Ecophyto IRIGAM (2015-2017) a consisté à évaluer la capacité de l'imagerie hyperspectrale pour quantifier la fusariose sur épis de blé tendre, blé dur et triticale afin de remplacer l'œil humain au champ de 2016 à 2018 (Faure *et al.*, 2018). Le projet FSOV Fus'eye piloté par le GEVES a ensuite pris le relais en 2018-2019.

Trois phases ont été effectuées pour valider les longueurs d'onde discriminantes de la fusariose sur épis :

Phase 1 : Création de la base de données hyperspectrale

L'acquisition des images hyperspectrale a été effectuée en laboratoire par le GEVES, en lien avec INRAE PHACC, sur le site de Montpellier à l'INRAE AGAP, par la caméra hyperspectrale NEO Hypspec VNIR. Cette caméra comprend 216 longueurs d'onde sur une plage spectrale allant de 400 nm à 1000 nm. En 2019, 532 images à 2 dates d'acquisition ont été acquises et se cumulent aux données préexistantes du projet IRIGAM (2016 et 2017) et au pré projet (2018), permettant de constituer une base de données de 1506 images hyperspectrales, avec 5 épis /image de 10 à 20 variétés

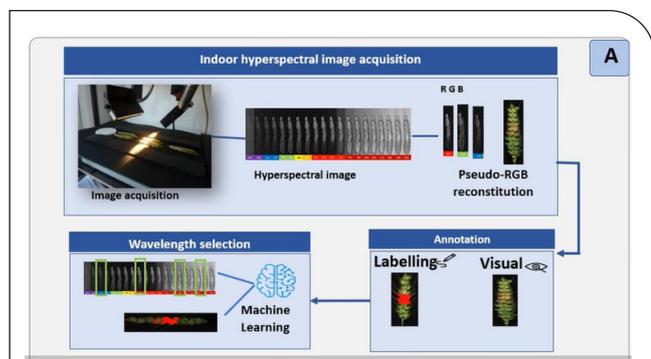


Figure 1A : Sélection des longueurs d'ondes discriminantes *Fusarium Section Discolor* en conditions contrôlées avec une caméra hyperspectrale.

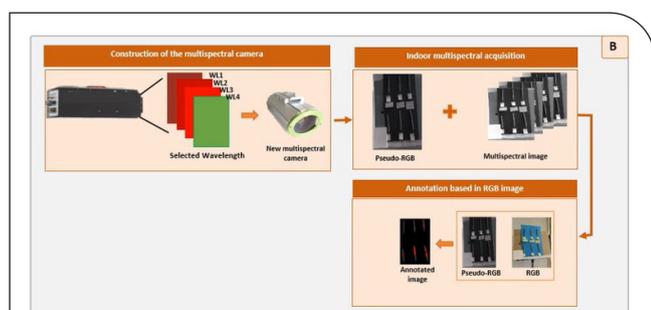


Figure 1B : Étude du transfert de ces longueurs d'onde dans une caméra multispectrale en laboratoire et étude de leurs spécificités.

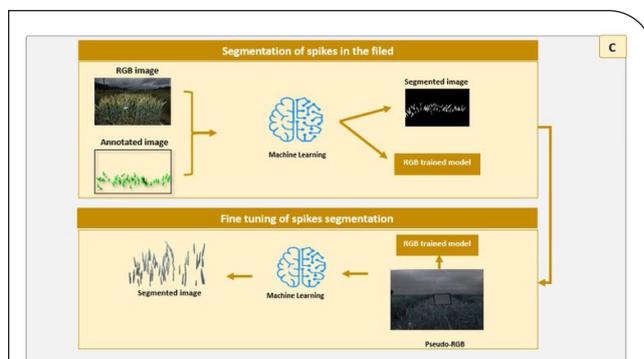


Figure 1C : Segmentation des épis au champ par deep learning.

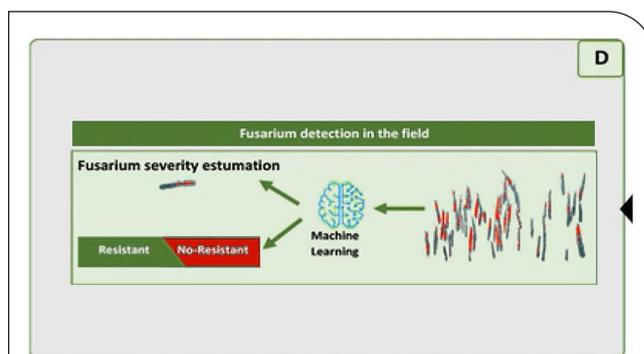


Figure 1D : Identification et quantification de la fusariose au champ par machine learning, avec conception d'un vecteur piéton.

pour les 3 espèces : blé tendre, blé dur et triticale. Ces images ont été acquises entre 240°C/j à 570°C/j après inoculation par *F. graminearum* dans 4 essais. Afin d'étudier aussi en 2019 l'impact de la congélation des épis sur la détection de la fusariose, la base a été découpée en 2, avec 50% pixels d'épis congelés et 50% d'épis non congelés pour les 3 espèces.

Données de référence

Des images RGB ont été reconstruites à partir des images hyperspectrales (**Photo 1**) pour servir de données de référence, selon 3 modalités :

- Notes visuelles données par 3 experts à partir des images RGB reconstruites, correspondant au taux de symptômes de fusariose présents sur chaque épi,
- Zones fusariées repérées et annotées visuellement par un expert sur chacune des images
- Analyses sanitaires par le GEVES- SNES en cas de doute pour confirmer la présence de *Fusarium Discolor* ou de *Microdochium*



Construction de données d'apprentissage

Une base d'apprentissage a été créée pour pouvoir appliquer des méthodes de sélection supervisées afin d'identifier les longueurs d'ondes les plus pertinentes. Trois bases d'apprentissage de 500 000 pixels ont été créées avec 50% des pixels appartenant à la classe « sain » et 50% des pixels appartenant à la classe « fusa ». Cinq épis ont été analysés pour chaque variété.

Phase 2 : Sélection des longueurs d'onde pour la discrimination de la fusariose (Figure 2)

A l'aide des données hyperspectrales des jeux de données respectifs, 4 méthodes de sélection supervisées ont été retenues pour sélectionner les longueurs d'onde les plus pertinentes pour détecter la fusariose sur épi :

1. Analyse discriminante pas à pas (ADPP) séquentielle
2. Covariance Selection (Covsel) :
3. Analyse discriminante pas à pas (ADPP) non séquentielle, avec un sous-ensemble de 2 longueurs d'onde sélectionnées.
4. Analyse discriminante pas à pas (ADPP) non séquentielle avec un sous-ensemble de 3 longueurs d'onde sélectionnées.

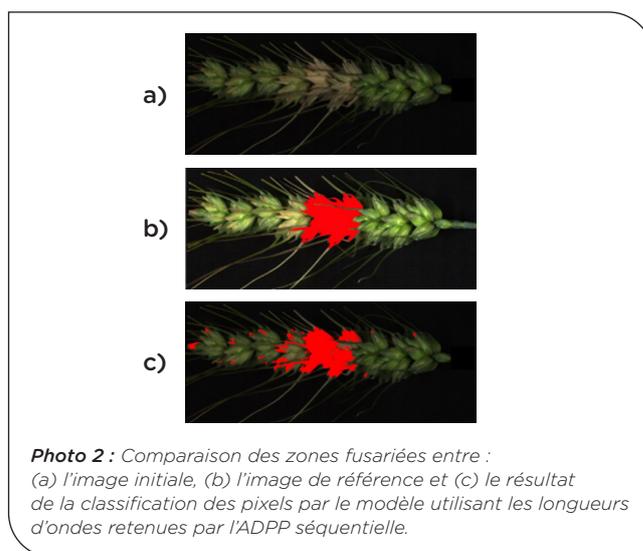
Ces analyses chimiométriques ont été réalisées sur 4 années de données pour le blé tendre, 3 années pour le blé dur et 2 années pour le triticale.



Phase 3. Validation des longueurs d'ondes sélectionnées pour discriminer la fusariose de l'épi

Pour chaque méthode de sélection, un modèle de classification utilisant uniquement les longueurs d'onde sélectionnées a été créé. Celui-ci permet de classer les pixels de chaque épi en deux classes sain/fusariés et de calculer le pourcentage de pixels appartenant à la classe fusariée. Ce taux de pixels fusariés a été comparé aux données de référence pour valider les longueurs d'onde retenues

Pour chaque épi, une comparaison de la zone fusariée prédite par les 4 modèles et la référence (annotations d'experts) a été réalisée à l'aide d'une matrice de confusion indiquant le bon positionnement de la zone fusariée détectée par analyse multispectrale par rapport à l'expertise visuelle, cad le taux moyen de bonne classification (**Photo 2**).



► 2.2 Validation en laboratoire du transfert des longueurs d'onde discriminant la fusariose dans une caméra multispectrale et étude de leurs spécificités

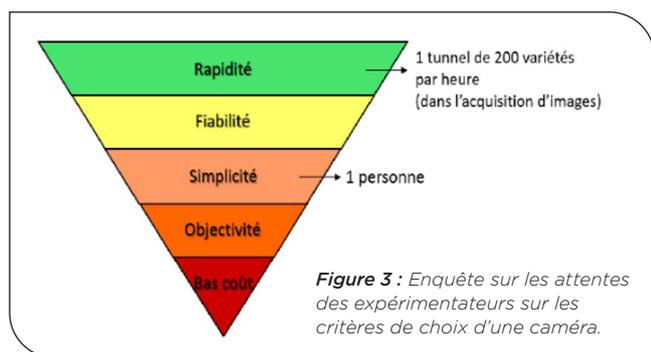
L'étude en laboratoire a pour objectif d'étudier la potentialité des capteurs sélectionnés à révéler uniquement les symptômes de Fusariose sur épis ainsi que la spécificité de ses longueurs d'onde par rapport à d'autres pathogènes (rouille jaune, *Microdochium sp.*).

Cahier des charges du prototype

Un cahier des charges a été rédigé par le GEVES, validé par tous les partenaires, pour sélectionner des caméras avec comme objectif final l'utilisation au champ, après validation de son aptitude à détecter la fusariose en laboratoire de façon spécifique. Parmi les spécifications requises, citons notamment :

- des longueurs d'ondes se rapprochant des 4 longueurs d'onde sélectionnées entre 400 et 1000 nm,
- une résolution assez fine pour bien différencier les épillets lors d'une acquisition transversale d'une ligne d'épi de 1 m de longueur, à une distance de 0.6 à 0.8 m,
- un système de prise de vue par Global Shutter pour éviter les problèmes de flou lié à un temps d'exposition trop long en cas de vent,
- une caméra devant s'affranchir des variations de lumière du soleil.

En complément, une enquête a été réalisée à l'INRAE PHACC pour définir les critères de choix d'une caméra par les expérimentateurs (**Figure 3**).



Comparaison des performances des premières caméras sélectionnées

En 2019, une recherche de capteurs candidats a permis d'identifier 3 caméras pouvant répondre au cahier des charges ainsi qu'une caméra RGB :

- 2 caméras hyperspectrales pour valider l'approche spectre spécifique : Specim + Hinalea
- 1 capteur hyperspectral AQiT sensor Carbon Bee pour l'approche Deep Learning
- 1 capteur RGB Nikon qui représente la méthode de référence.

Un pré test comparatif de ces caméras a été réalisé à l'INRAE PHACC, en lien avec le GEVES, selon 3 facteurs :

- Distance d'acquisition et résolution de la caméra
- Vent pour tester la netteté
- Luminosité avec ou sans éclairage, avec différentes sources d'éclairage testées : xénon et halogène.

À la suite de cette pré-étude, la caméra hyperspectrale Hinalea et le capteur Aqit Sensor ont été retenus pour être testés au champ en juin 2019 dans 4 essais inoculés par *F. graminearum*. Mais la caméra Hinalea n'a pas pu être fournie à temps par ARDOP pour juin 2019, tandis que le capteur AQiT Sensor s'est avéré non performant (faible corrélation avec les annotations visuelles, problème d'images surexposées, seul le capteur RGB était exploitable). C'est pourquoi il a été décidé de construire une caméra multispectrale sur mesure.

Conception sur mesure de la caméra multispectrale CMS4

La caméra multispectrale CMS4 de Silios, de 4.2 MP a été conçue sur mesure pour contenir les 4 bandes spectrales sélectionnées. Sa résolution spatiale est de 30-50 nm. L'objectif était dans un premier temps de tester sa performance en laboratoire dans un environnement contrôlé en 2020, à partir d'épis prélevés dans les essais inoculés au champ, puis de valider ses performances directement au champ. Un objectif de



12 mm a été choisi pour avoir au moins 25 épis en ligne transversale à une distance d'acquisition de 75 cm. La caméra initialement petite et légère (170 g) a été alourdie par un boîtier IP de 1.4 Kg pour protéger la caméra contre la pluie et la poussière (**Photo 3**).

Dispositifs expérimentaux et matériel végétal

Des essais inoculés au champ par *Fusarium* section Discolor ont servi à collecter 6 épis par variété pour réaliser ensuite l'acquisition des images en labo afin de comparer la performance des caméras multispectrales et RGB.

De 2019 à 2020, 4 essais ont été inoculés sur 30 variétés, avec 10 variétés en blé tendre, 10 en blé dur et 10 en triticale :

- INRAE Clermont Ferrand (63) : pulvérisation de *F. graminearum*, souche FG10008 (chénotype DON, 15 aDON), à 1.10^6 spores/ml
- GEVES Anjouère (49) : pulvérisation en mélange de *F. graminearum*, souche FG10008 et *F. culmorum*, souche 09-03 = R964
- Arvalis Montesquieu (31) et Boigneville (91) : dépôt de cannes de maïs de *F. graminearum*
- Suite à des faibles pressions en fusariose des sites 63 et 31, un 5^{ème} site, Louville (28) de RAGT2n a été rajouté en 2020.

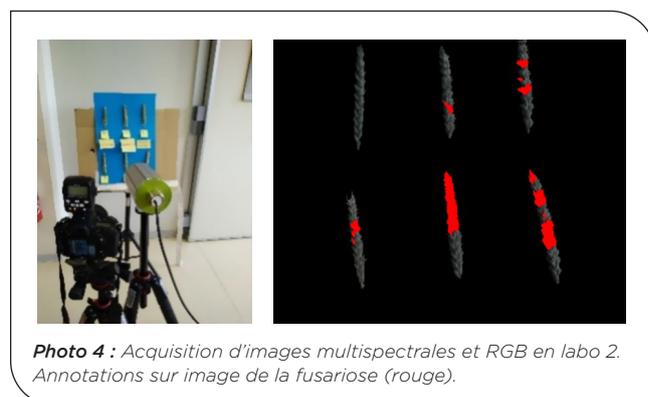
Facteurs testés et dispositif d'acquisition

Plusieurs expérimentations en labo ont été menées avec la caméra multispectrale CMS4 pour discriminer les épis fusariés/épillets sains en lumière naturelle (2 sites : RAGT Louville 28 et GEVESD Anjouère 49) et en éclairage contrôlé (site INRAE Clermont Ferrand 63). 6 épis par variété à 2 dates de prélèvement ont été pris en photos par les caméras multispectrales CMS4 et RGB Nikon Reflex D750, 24 MP, en vue transversale.

Données de référence

Un protocole d'annotation de la fusariose a été élaborés par le GEVES à l'aide de Photoshop ou Gimp, en vue de disposer d'images de référence pour développer des algorithmes de détection de la fusariose.

- 546 épis ont été annotés sur les images en pseudo RGB de la CMS4, en transposant les symptômes de fusariose des images RGB prises avec la caméra Nikon (**Photo 4**).
- Des analyses sanitaires, réalisées par le GEVES SNES, ont confirmé les pathogènes présents sur épis, notamment en cas de contamination naturelle par *Microdochium sp.*
- Des notations visuelles des épis fusariés ont également servi de référence.



Traitement des données pour discriminer les classes Fusa/sain

Pour construire un algorithme de classification de la fusariose sur épis, différents modèles basés sur le machine learning furent testés au GEVES, en utilisant l'application Classification Learner sur Matlab. L'analyse de la performance des modèles s'est appuyée sur les indicateurs de précision, rappel et justesse ainsi que sur les matrices de confusion.

- **Justesse (Accuracy) = $(VP+VN) / (VP+FP+VN+FN)$** : taux de pixels correctement prédits (sain ou fusa) par rapport à tous les pixels
- **Précision = $VP/(VP+FP)$** : taux de pixels fusariés bien prédits par rapport au taux total de pixels fusariés prédits
- **Rappel (Recall) = $VP/(VP+FN)$** : taux de pixels fusariés bien prédits par rapport aux taux de pixels fusariés de référence (annotés)

VP= Vrai Positif fusarié, VN= Vrai Négatif sain

Des prétraitements furent testés pour améliorer les performances des modèles. Une étude a aussi porté sur la détermination du taux de données d'entraînement par rapport au jeu de données complet, en faisant varier ce taux de 20 à 80% afin d'avoir les meilleurs indicateurs de justesse, rappel et précision.

Étude de la spécificité des longueurs d'onde

• Avec la caméra multispectrale CMS4 pour différencier la fusariose du microdochium

L'objectif de cette étude réalisée par le GEVES est de tester la spécificité de la caméra CMS4 pour différencier la fusariose du microdochium.

Matériel végétal

En 2020, les acquisitions d'images en labo ont porté sur le site de Louville (28), sur 22 épis issus de 14 variétés de blé tendre.

Acquisition et traitement des données

Des acquisitions d'images avec les caméras CMS4 et RGB ont eu lieu en laboratoire, selon le même protocole expliqué précédemment pour discriminer les classes Fusa/sain. Les annotations Fusa/micro se sont également appuyées sur les résultats des analyses sanitaires réalisées par le GEVES (Photo 5).

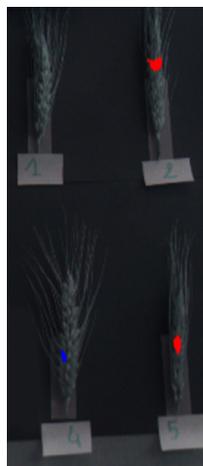


Photo 5 : Annotation sur images et analyses sanitaires du microdochium (en bleu) et de la fusariose (en rouge).

Les données d'entraînement ont été équilibrées sur la base de la classe la moins représentée. Une normalisation a été appliquée par rapport au spectralon et un prétraitement par flou gaussien, également. La réalisation du test a porté sur 50 tirages aléatoires des données équilibrées, représentant 60% du jeu de données entier.

Différents modèles de classification basés sur le machine learning ont été comparés en utilisant l'application Classification learner de Matlab pour discriminer les classes Fusa/micro, et en évaluant les performances des modèles selon les mêmes indicateurs que l'étude précédente pour discriminer les classes Fusa/sain.

• Avec un spectromètre à fibre optique ASD et la caméra hyperspectrale Neo Hypspx pour différencier Microdochium de Fusarium

L'objectif de cette étude réalisée par l'INRAE AGAP, en lien avec le stagiaire GEVES (ESIR Rennes) a été d'évaluer la potentialité de discriminer des épis contaminés par *Fusarium* ou par *Microdochium* en comparant 2 outils spectraux : la spectrométrie proche infrarouge et l'imagerie hyperspectrale.

Matériel végétal

En 2020, les échantillons provenaient de 3 sites (Montesquieu (31), Boigneville (91), Louville (28)), représentés par 3 espèces, Blé tendre, Blé dur, et Triticale, avec 10 variétés chacun. A 2 dates (450°j et 550°j après floraison), 6 épis ont été récoltés par variété, puis envoyés frais à l'UMR INRAE AGAP de Montpellier. Sur chaque épi, 2 épillets ont été prélevés pour être mesurés par spectrométrie infrarouge, puis stockés de manière individuelle dans un tube Eppendorf de 5 mL pour réaliser des analyses sanitaires au GEVES- SNES afin de vérifier la présence de *Microdochium* ou de *Fusarium* section *Discolor* sur chaque épillet.

Acquisition et Traitement des données

Les mesures spectrométriques ont été réalisées avec 2 instruments :

- Un spectromètre proche infrarouge ASD LabSpec 2500, mesurant la réflectance entre 400 et 2500 nm. 2 spectres sont moyennés.
- Une caméra hyperspectrale NEO Hypspx 1024 (Photo 6), permettant d'obtenir des images dont les pixels ont une dimension de 0,28 x 0,28 mm, et chaque pixel possède un spectre de 400 à 1000 nm.



Photo 6 : Dispositif de prise d'image hyperspectrale sur épis.

Grace au stage de 6 mois de Duncan Sourdin au GEVES (ESIR Rennes), nous disposons d'un outil qui permet d'extraire rapidement les spectres de tous les pixels d'un épillet et d'en stocker la moyenne.

Les spectres et les données de référence issues des résultats de l'analyse sanitaire sont traités avec le package rnlrs du logiciel R. Les fonctions de ce package permettent de prétraiter les spectres et de mettre en œuvre les algorithmes de discrimination. Dans ce travail, les algorithmes de PLS-DA et PLS-DA locale (package rnlrs, logiciel R) sont comparés, pour la discrimination d'épillets porteurs de Fusarium contre Microdochium.

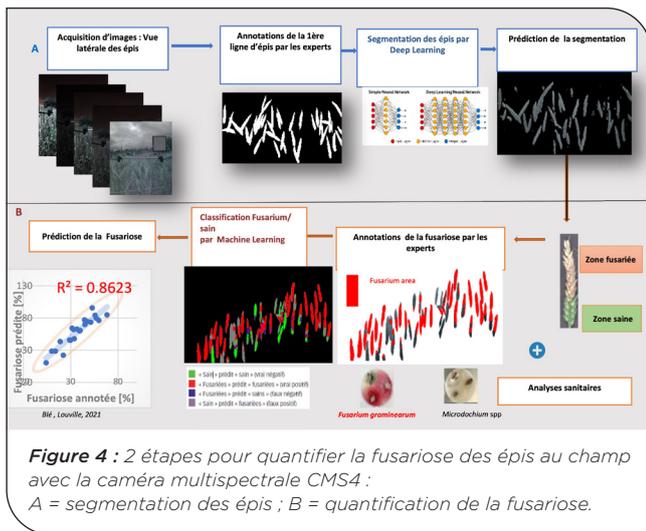
► 2.3 Étude de la caméra multispectrale CMS4 au champ

Principe

Avec l'Université d'Angers, le GEVES a proposé 2 étapes pour quantifier la fusariose des épis (Figure 4)

La 1^{ère} étape consiste à développer un 1^{er} algorithme de segmentation des épis, en utilisant le deep learning. Cet algorithme a été développé par Hadhami Garbougé en thèse, à l'Université d'Angers, en lien avec le GEVES.

La 2^{ème} étape consiste à réutiliser ces épis segmentés pour développer un 2^{ème} algorithme pour différencier les pixels fusariés des pixels sains, basé sur le machine learning. Cet algorithme a été développé par le GEVES.



2.3.1 Segmentation des épis au champ par deep learning

L'objectif de cette étude est de développer un algorithme segmentant la première ligne d'épis.

Acquisition des images

De 2019 à 2021, des acquisitions d'images RGB et multispectrales (Caméra CMS4) ont été réalisées au champ par le GEVES sur les 3 espèces, blé tendre, blé dur et triticale.

Segmentation manuelle

Le GEVES a développé un protocole et un tutoriel pour segmenter manuellement les épis de la 1^{ère} ligne sur Photoshop ou Gimp des images RGB et Pseudo RGB issues des images multispectrales. Ces images acquises de 2019 à 2022 ont servi de référence pour automatiser la segmentation des épis par l'Université d'Angers :

- en 2019 : 237 images RGB Nikon de 4 sites fusariose,
- en 2020 : 115 images RGB et 146 images de la caméra CMS4 de 3 sites,

- en 2021 : 182 images de la caméra CMS4 de 2 sites,
- en 2022 : 210 images de la caméra CMS4 de 7 sites.

Base de données : images RGB et multispectrales

Le réseau de neurones convolutionnel, U-Net a été utilisé pour segmenter les épis (Figure X). Afin d'augmenter le nombre d'images d'entraînement du modèle, la technique de Data augmentation par un Flip horizontal a été utilisée. Ainsi en 2019, 210 images RGB ont été obtenues en entraînement à partir de 105 images initiales et 250 images multispectrales en entraînement en 2021 (Tableau 1 et Figure 5).

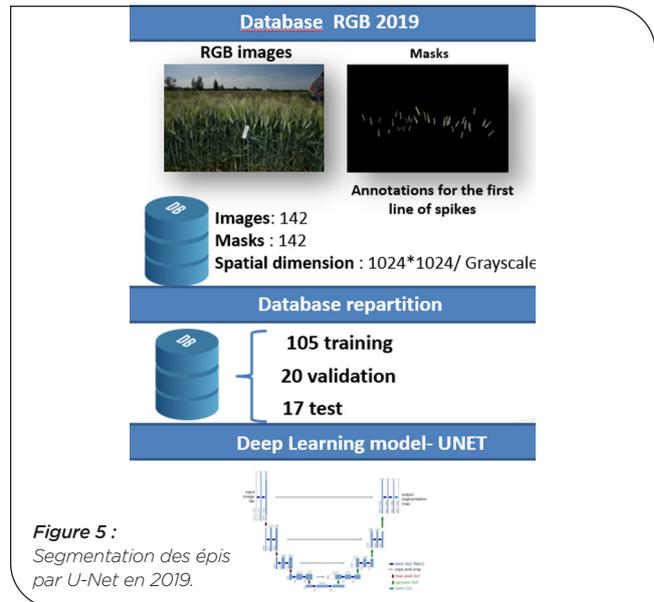


Figure 5 : Segmentation des épis par U-Net en 2019.

Base de données	2019 RGB	2021 MULTISPECTRALES
Entraînement (Data augmentation)	210 (105*2)	250 (125*2)
Validation	20	28
Test	17	30
Nb images totales	247	298

Tableau 1 : Nombre d'images RGB et multispectrales utilisées pour les modèles en 2019 et 2021.

L'évaluation des résultats a été calculée à l'aide de différents indicateurs de performance : le coefficient de Sørensen-Dice. Le processus de Fine tuning a été utilisé pour tirer parti des poids du modèle entraîné avec les images RGB pour l'entraînement d'un modèle multispectral.

2.3.2 Identification de la fusariose au champ par machine learning

Matériel végétal

Petit panel en 2021 :

Suite à une faible pression fusariose en 2020, dû à un manque d'irrigation en période covid, des études complémentaires ont été refaites en 2021 pour améliorer les modèles de la caméra multispectrale CMS4 au champ sur 105 images d'épis issus de 2 sites inoculés par *Fusarium section Discolor*, incluant des variétés en demande d'inscription, des témoins CTPS à la fusariose :

- GEVES Anjouère 49 : 75 images de variétés de blé tendre d'hiver, blé dur, triticale,
- RAGT2n Louville 28 : 30 images en blé tendre.

Grand panel en 2022 :

En 2022, la caméra CMS4 a été testée sur un plus large panel de variétés et de sites inoculés par *Fusarium* section *Discolor* afin de valider le modèle fusariose ou l'améliorer avec ces nouvelles données 2022. L'étude a porté sur blé tendre, blé dur et triticale, avec implantation d'essais inoculés de 100 variétés/site par 9 semenciers, intégrant principalement du blé tendre ; de l'ordre de 60 variétés, complété par environ 20 variétés en blé dur et triticale. Suite à des pressions insuffisantes de fusariose dans 3 lieux (Réclainville, Orsonville et Monbéqui), l'acquisition d'images a porté sur 7 lieux en blé tendre avec 415 images, 5 lieux en blé dur avec 102 images et 4 lieux en Triticale avec 86 images, soit un total de 603 images multispectrales et RGB (**Tableau 2**).

Semenciers	Sites (Dpt)	BTH	BDH	TRITI	Nb d'images
KWS Momont	Allonnes 28	58	20	20	98
Syngenta	Chartres 28	98	22	20	140
Unisigma	Froissy 60 essai Fusa	21	0	0	21
Unisigma	Froissy 60 essai Rouille Jaune	25	0	6	31
Florimond Desprez	Lectoure 32	63	20	20	103
Ragt2n	Louville 28	50	0	0	50
Secobra	Maule 78	62	21	0	83
DSV	Terminiers 28	38	19	20	77
Nb images/espèce		415	102	86	603

Tableau 2 : Nombre d'images multispectrales et RGB acquises dans 7 sites en 2022.

Dispositif d'acquisition au champ

Un protocole d'acquisition a été défini en 2021, indiquant comment faire la balance des blancs, régler l'exposition de l'image, codifier le nom des images afin de les exploiter dans les programmes ensuite. Ce protocole prend également en compte 2 manières de supporter les caméras : avec le vecteur trépied et avec le vecteur brouette. Dans les 2 cas, l'acquisition est assez rapide : après un pré-réglage de 10 minutes, les acquisitions groupées des images multispectrales et RGB prennent environ 2 minutes/variété.

L'acquisition des images a été réalisée avec 2 caméras : une caméra Sony RX0, prenant des images RGB, et la caméra multispectrale CMS4.

Le spectralon blanc en cas de nuage (255) ou gris en cas de soleil (127) permet de « normaliser » les valeurs des pixels, entre images. Il est incorporé à une position fixe de 75 cm des deux caméras dans les 2 vecteurs, représentant aussi la distance entre la caméra et la ligne d'épi d'intérêt (**Photo 7**).

En 2021, les acquisitions ont été faites entre 350°C et 550°C jour après inoc. Le vecteur Brouette Makita été utilisé à l'Anjouère et le vecteur trépied plus facilement déplaçable à Louville.

En 2022, le trépied a été utilisé en 2022 chez les semenciers.

Création des images de référence

- Annotation de la fusariose sur images
Comme en laboratoire, un protocole a été établi pour réaliser les annotations de la fusariose sur épis sur Photoshop ou Gimp, à partir des épis segmentés manuellement, en transposant les zones fusariées détectées sur les images RGB de la Sony sur les images CMS4. Un code couleur a été instauré pour les différents pathogènes (Fusariose, Microdochium, rouille jaune) ou les zones saines. En 2022, en blé tendre d'hiver, 77 images ont été annotées et en blé dur d'hiver, 43 images ont été annotées.

- Notations visuelles des expérimentateurs au champ
Deux types de référence ont pu être utilisées.

- Notation visuelle : note de 1 à 9, échelles différentes selon les expérimentateurs
- Le taux d'épillets fusariés sur 25 épis/parcelle

Un coefficient $R^2=0.71$ a été déterminé entre la notation visuelle et le % épillets fusariés par l'expérimentateur à Louville en 2022 sur blé tendre.

Modèles de machine learning pour identifier et quantifier la fusariose au champ

Les jeux de données de 2021 et 2022 ont été équilibrés entre pixels « sains » et fusariés.

Les données d'apprentissage représentent 60% de tous les pixels retenus, et 40% pour les données de test. L'application Classification Learner a été utilisée pour créer et comparer les performances de différents modèles de classification de machine learning sur Matlab, à partir de différents jeux d'entraînement. Les indicateurs de justesse, rappel et précision ont été calculés, à parti des résultats de la matrice de confusion.

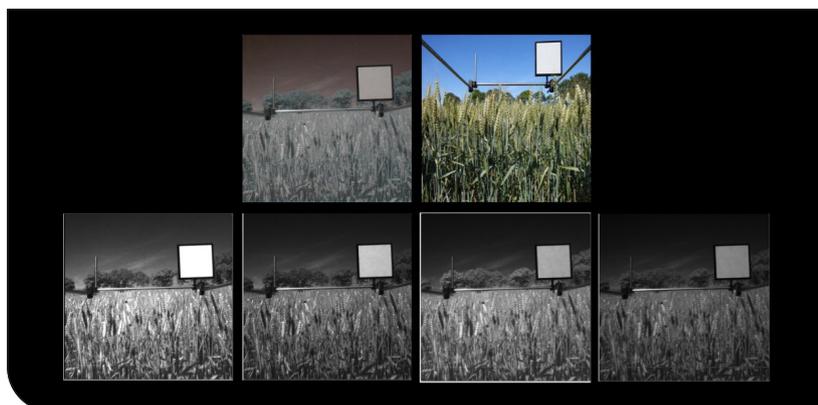
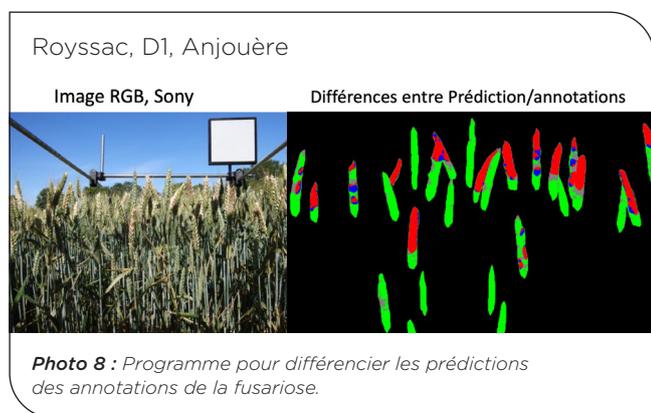


Photo 7 : Exemple d'images acquises au champ avec les cameras RGB et CMS4.

Le GEVES a amélioré Les programmes de machine learning créés en 2020 sous Matlab pour différencier les pixels fusariés des pixels sains, en créant **3 programmes spécifiques** :

- **Le premier programme Matlab** a été développé avec les 3 meilleurs modèles sélectionnés : Fine Gaussian SVM, Coarse KNN, et Bagged trees pour comparer leurs performances.
- **Le 2^{ème} programme Matlab** a été développé pour visualiser et prédire les zones fusariées et saines des épis et calculer une matrice de confusion par rapport aux annotations de référence. On obtient ainsi des images où on peut facilement distinguer les vraies positifs et négatifs pour les zones fusariées et saines et les faux positifs et négatifs (**Photo 8**).
 - **Pixels verts (VN)** : Sains prédit Sains
 - **Pixels rouges (VP)** : Fusariés prédit Fusariés
 - **Pixels bleus (FN)** : Fusariés prédit Sains
 - **Pixels gris (FP)** : Sains prédit Fusariés



- **Le 3^{ème} programme Matlab établit un classement de la résistance des variétés**, basé sur la prédiction de % de pixels fusariés, par comparaison avec le % pixels fusariés annotés, avec une sortie sur un fichier Excel, afin d'étudier la qualité de prédiction (R^2) du classement de la résistance variétale par imagerie multispectrale par rapport aux données de référence (annotation sur images ou notations visuelles).

► 2.4 Construction de vecteurs kit piéton support des caméras multispectrales et RGB au champ

Un cahier des charges du vecteur piéton a été défini et validé par les partenaires du projet. Il doit être maniable par une personne, et supporter les capteurs, l'ordinateur, les batteries, le spectralon ainsi que les batteries alimentant l'automatisation du déplacement vertical du capteur. La construction a été menée par l'INRAE PHACC et l'INRAE ex IRSTEA spécialisée dans la robotique agricole, en lien avec le GEVES.

3 Résultats

► 3.1 Sélection des longueurs d'ondes optimales pour la détection de Fusarium Section Discolor à partir d'images hyperspectrales en laboratoire

Sélection des longueurs d'ondes les plus pertinentes pour la discrimination de la fusariose de l'épi

Selon la méthode de sélection utilisée (ADPP séquentielle ou non séquentielle, Covsel), deux à cinq longueurs d'ondes ont été retenues en blé tendre (**Figure 6**) mais aussi en blé dur et triticale (**Figure 7**). Pour chaque sous-ensemble, les longueurs d'onde sélectionnées sont similaires, avec 3 appartenant au visible et la 4^{ème} au proche infrarouge. Elles reflètent les variations de teneur en chlorophylle et en eau entre les zones saines et fusariées. De plus, la sélection des longueurs d'ondes à partir des différentes bases d'apprentissage a permis de mettre en avant une similarité des longueurs d'ondes retenues entre les années.

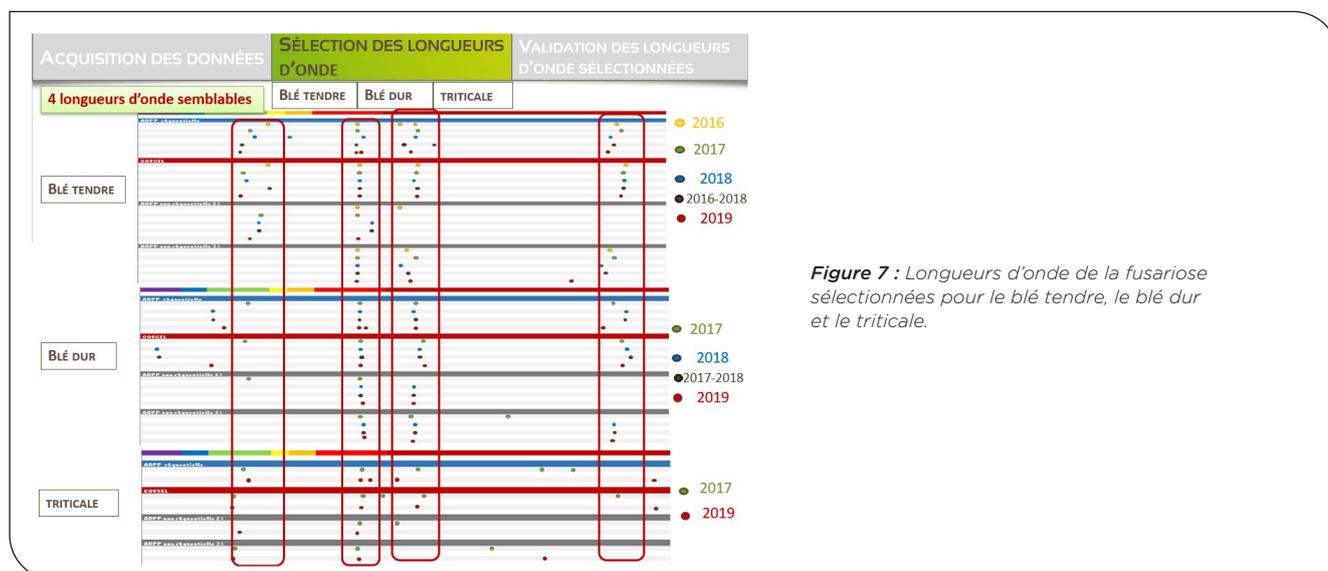
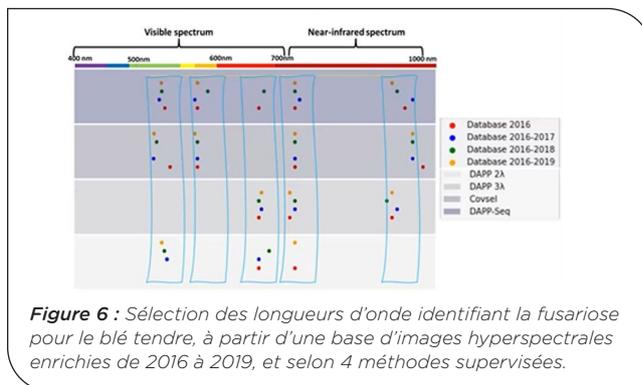
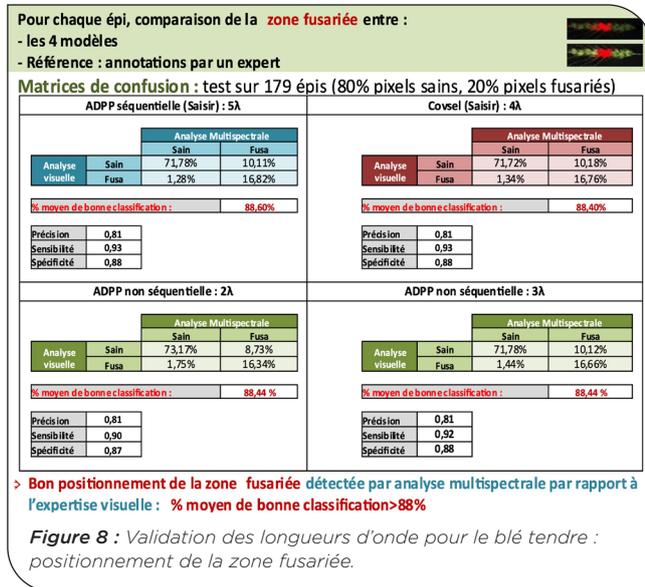


Figure 7 : Longueurs d'onde de la fusariose sélectionnées pour le blé tendre, le blé dur et le triticale.

Validation des longueurs d'ondes sélectionnées

Le pourcentage de bonne classification des zones fusariées détectées par analyse multispectrale par rapport à l'expertise visuelle est élevé pour les 3 espèces, d'après le calcul issu des matrices de confusion :

- Blé tendre : > 88 % pour les 4 modèles (Figure 8)
- Blé dur : > 80 % pour les 4 modèles ?
- Triticale : > 87 % pour 3 modèles (sauf ADPP 2λ)



Pour chaque épi, le taux de surface fusariée obtenu par les différents modèles a également été comparé aux notations de référence par expertise visuelle, montrant une bonne prédiction du taux de surface fusariée, pour les 3 espèces :

- Blé tendre : 4 méthodes validées, avec $R^2 > 0,85$ (Tableau 3)
- Blé dur : 3 méthodes validées sur 4 ; la méthode ADPP 2λ n'a pas été retenue, avec $R^2_{moy} > 0,80$.
- Triticale : 3 méthodes validées sur 4 ; la méthode ADPP 2λ n'a pas été retenue, avec $R^2 > 0,76$.

R^2	Variables	Expert 1: S	Expert 2: G	Expert 3: M	ADPP Saisir	Covsel	ADPP 3λ	ADPP 2λ
		179 images	Expert 1:5	1	0,95	0,97	0,85	0,84
	Expert 2: G		1	0,96	0,85	0,85	0,85	0,87
	Expert 3: M			1	0,88	0,87	0,87	0,89
	ADPP Saisir				1	1,00	1,00	0,99
	Covsel					1	1,00	0,99
	ADPP 3 A						1	0,98
	ADPP 2 A							1

Tableau 3 : Blé tendre : Coefficient de détermination entre le taux de surface fusariée obtenu par les modèles supervisés et les expertises visuelles des données 2019, avec les longueurs d'onde sélectionnées en 2019.

En conclusion, quatre longueurs d'onde ont été validées allant du visible au proche infra-rouge pour les 3 espèces pour discriminer la fusariose, avec pour objectif leur transfert dans une caméra multispectrale, plus économe en termes de stockage d'images qu'une caméra hyperspectrale.

Étude de l'effet de la congélation sur l'identification des longueurs d'onde identifiant la fusariose des épis

En blé tendre, nous avons montré que les longueurs d'onde identifiées à partir des données 2016-2018 utilisées sur la base de données 2019 comprenant 560 images hyperspectrales, avec 50% pixel d'épis congelés et 50% d'épis non congelés, ont permis la reconstitution des zones fusariées, aussi bien sur épis congelés qu'épis non congelés. **Il n'y a donc pas d'effet de la congélation sur les longueurs d'onde identifiant la fusariose**, ce qui permettra une plus grande souplesse temporelle pour réaliser des acquisitions hyperspectrales dans le futur.

Identification des longueurs d'onde différenciant Microdochium/Fusariose

Si une bonne prédiction des zones saines et fusariées a été montrée, une confusion de l'ordre de 16% demeure pour différencier les zones avec du *Microdochium* ou de la fusariose dans les essais inoculés fusariose du 49 et 63 ; avec une sous-estimation du taux de mal classé en *Microdochium* car le taux de zones saines est élevé (80%).

3.2 Validation en laboratoire du transfert des 4 longueurs d'onde discriminant la fusariose dans la caméra multispectrale CMS4

Parmi les différentes expérimentations en labo, nous ne présenterons que celles qui ont apporté des conclusions intéressantes.

3.2.1 Différenciation des pixels fusariés/sains

Concernant le jeu de données d'épis de blé tendre combinant annotation visuelle confirmée par analyse sanitaire des 2 sites GEVES 49 et RAGT 28, avec une variabilité de précocité, le modèle SVM Fine Gaussian est celui qui a donné les meilleures performances pour les données d'entraînement, d'après les indicateurs suivants :

- Justesse : 65.2%
- Précision : 63.3%
- Rappel : 56.1%

La meilleure prédiction de la fusariose en test s'avère être celle qui utilise un jeu d'entraînement représentant 60% des données (Tableau 4), avec 70% en précision et justesse et 71% en rappel.

Quantité de données de l'entraînement	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%
Précision	64% ± 4%	67% ± 4%	73% ± 4%	63% ± 4%	70% ± 4%	66% ± 4%	70% ± 4%
Rappel	65% ± 5%	72% ± 5%	71% ± 3%	65% ± 5%	71% ± 3%	67% ± 3%	72% ± 3%
Justesse	65% ± 2%	69% ± 2%	69% ± 3%	66% ± 2%	70% ± 2%	68% ± 2%	70% ± 3%

Tableau 4 : Prédiction de la fusariose sur des données en test, selon le taux de données d'entraînement.

Des prétraitements ont été effectués pour améliorer les performances des modèles ; notamment, la normalisation par rapport au spectralon et le flou gaussien pour réduire des problèmes de faux positifs dans les interstices entre épillets lors de la reconstruction des images prédites. En



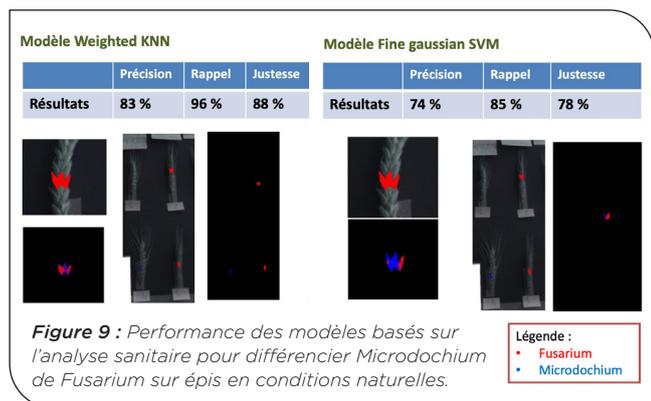
équilibrant les données d'entraînement sur la base de la classe la moins représentée, les résultats ont également été fiabilisés.

- Un modèle entraîné sur deux dates de notation et plusieurs sites s'avère plus robuste qu'un modèle entraîné sur une seule date, et un seul site.
- Les modèles de prédiction de la fusariose ont été améliorés par des pré-traitements de normalisation par rapport au spectralon (référentiel blanc), de flou gaussien pour enlever les faux positifs des interstices, et d'équilibrage des classes (sain/fusa, sites, dates) du jeu de données d'entraînement pour éviter une surestimation des performances de la classe majoritaire (la classe saine).
- Les meilleurs résultats pour discriminer les zones fusariées /saines sur épis ont obtenus en utilisant les résultats de l'analyse sanitaire combinés aux annotations visuelles plutôt que les annotations visuelles seules.

3.2.2 Étude de la spécificité des longueurs d'onde par rapport à d'autres pathogènes sur épis

• Avec la caméra multispectrale CMS4 pour différencier la fusariose du Microdochium

Dans l'expérimentation pour différencier *Fusarium*/*Microdochium* sp., basée sur l'annotation sur images confirmée par analyses sanitaire, en éclairage naturelle en labo, les résultats de test montrent que les 2 meilleurs modèles pour discriminer *Fusarium*/*Microdochium* sont le **Weighted KNN** et le **Fine Gaussian SVM** (Figure 9).



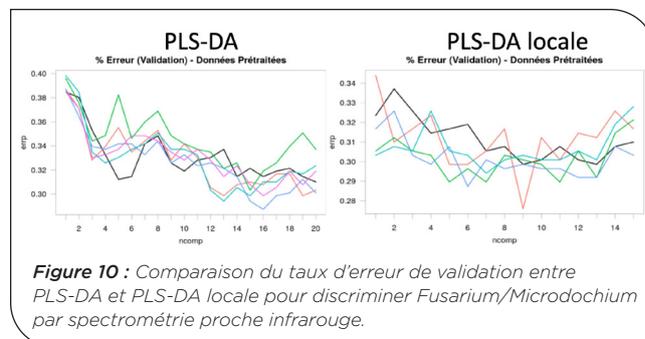
Ces résultats prometteurs sont néanmoins à prendre avec précaution car réalisés sur un faible nombre d'épis (22 épis de 14 variétés). Ils devront être confirmés sur un plus grand panel.

• Avec un spectromètre à fibre optique ASD et la caméra hyperspectrale NeoHypex pour différencier *Microdochium* de *Fusarium*

Discrimination *Fusarium* / *Microdochium* par Spectromètre proche infrarouge ASD

Puisqu'il s'agit de montrer une faisabilité, la stratégie choisie est celle d'utiliser l'ensemble des données en validation croisée. Les résultats présentés sont donc les erreurs de prédiction en validation (dans la validation croisée) en fonction du nombre de composantes du modèle PLS (présenté entre parenthèses). Chaque validation croisée est répétée, donc une courbe d'un graphique est une des répétitions. En prenant l'ensemble des données, issues des tous les sites,

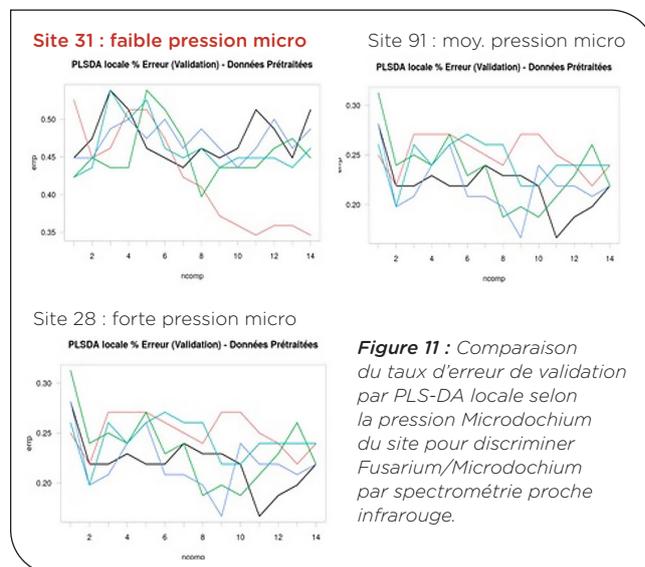
toutes les dates et toutes les variétés, la discrimination *Fusarium* / *Microdochium* est faite avec une erreur de 32% (15 composantes) avec la PLS-DA, contre 30% (9 composantes) avec la PLS-DA locale (Figure 10). Dans la suite des résultats, la PLS-DA locale donnera systématiquement des résultats au moins aussi bons que la PLS-DA, qui ne sera donc plus montrée. Dans les figures suivantes, l'erreur de prédiction (errp) affichée entre 0 et 1 correspond à un pourcentage entre 0 et 100.



Le résultat global a été comparé à des modèles similaires, qui ne conservent qu'un seul niveau d'un facteur, notamment le lieu et l'espèce.

Facteur lieu : selon la pression de *Microdochium*

Il est intéressant de voir que le taux d'erreur décroît avec la pression *Microdochium* présente sur le site. Ainsi, le site 31, présentant une pression *Microdochium* très faible présente une erreur plus grande (supérieur à 45%) que le site 91 à pression moyenne (erreur de l'ordre de 29%), lui-même ayant une erreur supérieure au site 28, à forte pression (erreurs de l'ordre de 22,7%) (Figure 11).



Facteur Espèce

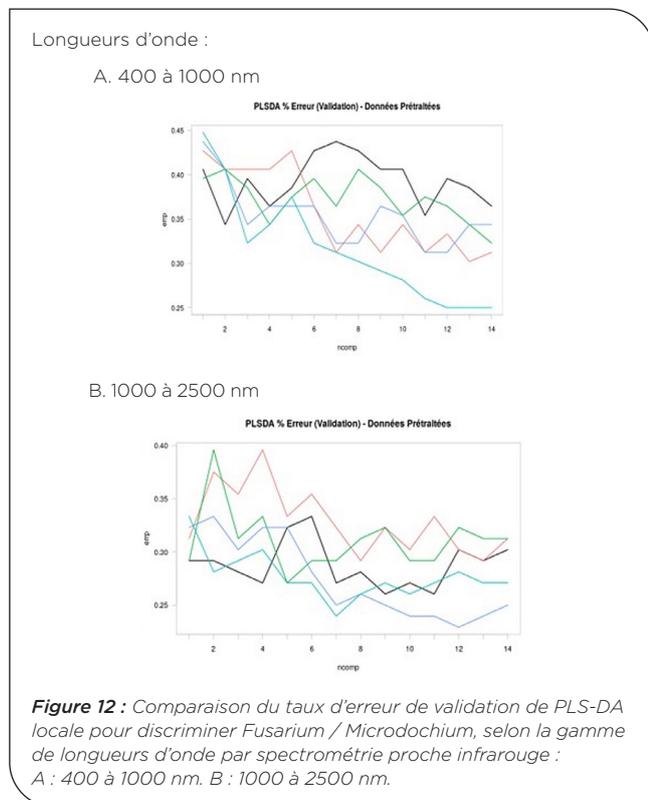
La validation est meilleure pour le modèle n'incluant que le blé tendre. Le moins bon modèle est obtenu pour le triticale (Tableau 5).

Blé tendre d'hiver	Blé dur d'hiver	Triticale
28,1% (14)	33,2% (2)	36,1% (13)

Tableau 5 : Erreur du taux de prédiction *Microdochium*/*Fusarium* selon l'espèce par spectrométrie proche infrarouge.

Dans l'objectif, de mieux comprendre le comportement du modèle de discrimination, et d'envisager l'utilisation d'un nombre limité de longueurs d'onde, il est important d'analyser les zones du spectre qui ont le plus d'influence sur le modèle.

Pour cela, le même modèle a été réalisé, à partir des données du site 28 à forte pression, en ne conservant que les longueurs d'onde de 400 à 1000nm, ou de 1000 à 2500 nm.



Il est à noter que, dans la zone 400-1000nm, il existe quelques pics, correspondant à l'absorption des pigments (chlorophylle, anthocyane, caroténoïdes), mais les pics sont plus nombreux et plus larges dans la gamme 1000-2500nm, où l'on retrouve l'absorption des molécules contenant des liaisons -OH (dont l'eau), et -NH₂ (dont les protéines). L'erreur de validation est 32,8% pour la gamme 400-1000 nm, et de 26,9% pour la gamme 1000-2500nm (**Figure 12**).

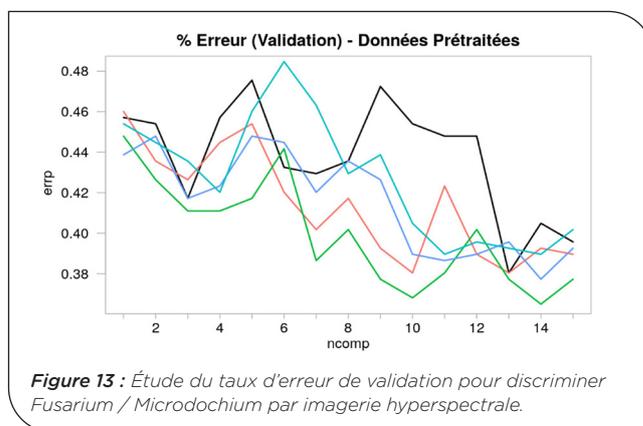
La gamme 1000-2500 nm semble plus informative pour la discrimination *Fusarium* / *Microdochium* mais le modèle reste meilleur en utilisant l'ensemble du spectre

Filtrage des épis peu attequés pour améliorer la validation.

Afin de ne garder que les épis où la présence du champignon est forte, seuls sont conservés les épis dont les 2 épis sont contaminés par le même champignon. L'erreur de validation devient, pour le jeu de données global, 22,1% contre 30% sans ce filtrage. Cette amélioration ne provient pas de l'effet de baisse de l'effectif : Un tirage aléatoire du même nombre d'échantillons que ce filtre change peu l'erreur de validation (30,9%). En appliquant cette contrainte aux échantillons du Lieu 28, l'erreur devient 15,1% et 23,7% pour le lieu 91.

Discrimination *Fusarium* / *Microdochium* par imagerie hyperspectrale

Les mêmes conditions ont été appliquées en utilisant les spectres issus de la caméra hyperspectrale (NEO Hypspec VNIR-1800), avec 216 longueurs d'onde, allant de 400 à 1000 nm (**Figure 13**).



Le modèle réalisé sur blé tendre d'hiver donne un pourcentage d'erreur légèrement plus élevé, qu'en blé dur et triticale (**Tableau 6**).

Blé tendre d'hiver	Blé dur d'hiver	Triticale
39,5% (1)	35,9% (3)	36,4%

Tableau 6 : Erreur du taux de prédiction *Microdochium/fusarium* selon l'espèce par imagerie hyperspectrale.

La discrimination en PLS-DA locale sur l'ensemble des données donne une erreur de 37,7%. La stratégie de ne conserver que les épis dont les 2 épis sont contaminés par le même champignon a un effet très fort sur les données de caméra hyperspectrale. L'erreur de validation devient, pour le jeu de données global, 21,9%.

En conclusion, les modèles incluant l'ensemble des données, aussi bien avec des mesures de spectrométrie que l'imagerie hyperspectrale, donnent des résultats mitigés, avec des pourcentages d'erreur supérieurs à 30% pour la discrimination de *Fusarium* contre *Microdochium*. Cependant, cette étude montre des résultats encourageants signifiant qu'il est possible d'obtenir une information capable de faire cette discrimination dans certaines conditions. Avec le spectromètre ASD, et en élaborant un modèle sur les données du lieu 28, on obtient une erreur inférieure à 23%. De plus, en ne conservant que les épis où la sévérité de l'attaque du champignon est importante, cette erreur descend à 15%, soit 85% de bonne prédiction *Fusarium*/*Microdochium*.

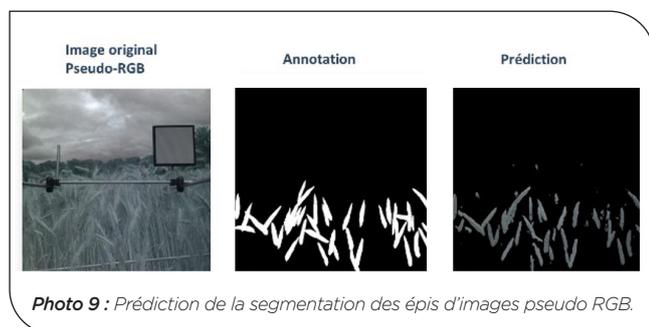
Au final, la gamme spectrale 1000-2500 nm s'avère la plus informative pour la discrimination *Microdochium*/*Fusarium*, même si, le fait de rajouter la gamme 400-1000 nm améliore la validation du modèle.

Enfin, les mesures réalisées avec la caméra hyperspectrale peuvent également permettre d'obtenir une bonne discrimination *Fusarium*/*Microdochium* puisque des pourcentages d'erreur de 21,9% ont été obtenus dans le cas des épis fortement contaminés.

► 3.3 Validation de la caméra multispectrale au champ

3.3.1 Segmentation des épis au champ par deep learning

La performance de 3 modèles a été évaluée par l'Université d'Angers en utilisant U-net pour segmenter les épis de la 1^{ère} ligne, par comparaison avec la segmentation manuelle (**Photo 9**).



Pour bénéficier des avantages du premier modèle de segmentation basé sur les images RGB, les poids finaux de ce modèle ont été transférés comme poids d'entrée pour le nouveau modèle pour les images pseudo-RGB de la caméra multispectrale. Enfin, un autre modèle a été développé en utilisant directement les images pseudo-RGB. Le **tableau 7** illustre les performances de ces modèles par comparaison de l'indice de Dice, montrant de meilleures performances pour le modèle avec Fine tuning.

	Training	Validation	Test
RGB	0.83 ± 0.03	0.79 ± 0.02	0.75 ± 0.02
Pseudo-RGB	0.78 ± 0.01	0.75 ± 0.02	0.71 ± 0.02
Fine tuning	0.88 ± 0.03	0.84 ± 0.02	0.79 ± 0.03

Tableau 7 : Comparaison du coefficient de Dice des 3 modèles de segmentation des épis de blé sur les images acquises en plein champ.

Afin d'étudier l'impact du nombre d'images utilisées sur l'apprentissage par transfert, plusieurs modèles ont été testés en utilisant un nombre différent d'images pour l'entraînement et en traçant la courbe du coefficient de Dice en fonction du nombre d'images utilisées (**Figure 14**). La figure 13 nous indique une stabilité de l'indice de Dice à partir de 100 images multispectrales pour l'entraînement.

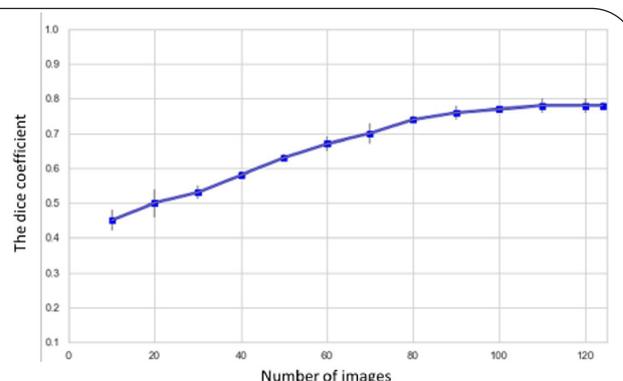


Figure 14 : Coefficient de Dice en fonction du nombre d'images dans la base de données d'entraînement pour le fine tuning.

En 2022, 210 images ont été segmentées manuellement, avec 30 images par lieu, dont 10 images par espèce (BTH, BDH, Triticale) ou en ajoutant plus d'images BTH en cas d'absence BDH ou Triticale.

6 modèles ont été testés :

- 4 modèles avec données 2021
- 2 modèles avec données 2021-2022

Les résultats des meilleurs modèles selon l'indice de Dice sont le modèle 1 pour le blé tendre et le modèle 6 pour le blé dur et le triticale. Mais l'indice de Dice minimum étant parfois à 0 indique la nécessité de revoir les images par site et espèce pour expliquer ces variations (**Tableau 8**). Il est important que le protocole d'acquisition soit bien respecté.

Espèces	Sites	Données entraînement 2021												Données entraînement 2021-22					
		Modèle 1			Modèle 2			Modèle 3			Modèle 4			Modèle 5			Modèle 6		
		Moy.	Min	Max	Moy.	Min	Max	Moy.	Min	Max	Moy.	Min	Max	Moy.	Min	Max	Moy.	Min	Max
BDH	Allonnes	0.46	0.25	0.69	0.36	0.14	0.54	0.34	0.14	0.59	0.39	0.18	0.59	0.34	0.22	0.45	0.44	0.28	0.57
	Chartres	0.25	0.00	0.46	0.20	0.02	0.37	0.09	0.03	0.17	0.16	0.03	0.36	0.44	0.11	0.65	0.53	0.10	0.68
	Lectoure	0.82	0.29	0.94	0.73	0.40	0.82	0.72	0.37	0.82	0.69	0.20	0.82	0.56	0.38	0.72	0.67	0.37	0.80
	Maule	0.59	0.15	0.88	0.41	0.25	0.67	0.38	0.12	0.53	0.43	0.32	0.66	0.44	0.26	0.58	0.58	0.43	0.71
	Terminiers	0.86	0.37	0.98	0.63	0.40	0.79	0.65	0.42	0.82	0.66	0.48	0.85	0.45	0.36	0.65	0.52	0.42	0.72
	Moy	0.54	0.19	0.74	0.44	0.22	0.61	0.39	0.18	0.54	0.44	0.21	0.63	0.48	0.31	0.63	0.57	0.36	0.70
BTH	Allonnes	0.27	0.10	0.48	0.32	0.14	0.49	0.16	0.03	0.31	0.30	0.06	0.48	0.64	0.54	0.71	0.66	0.57	0.72
	Chartres	0.87	0.83	0.91	0.75	0.69	0.80	0.72	0.64	0.77	0.76	0.70	0.81	0.53	0.41	0.64	0.58	0.50	0.70
	Froissy	0.35	0.02	0.82	0.25	0.01	0.58	0.22	0.00	0.62	0.30	0.01	0.66	0.47	0.29	0.69	0.53	0.33	0.72
	Lectoure	0.85	0.71	0.93	0.70	0.35	0.82	0.73	0.63	0.80	0.75	0.69	0.78	0.60	0.51	0.70	0.71	0.64	0.76
	Louville	0.48	0.00	0.88	0.38	0.01	0.75	0.39	0.02	0.71	0.40	0.00	0.76	0.39	0.01	0.55	0.49	0.01	0.62
	Maule	0.82	0.63	0.95	0.68	0.42	0.81	0.69	0.43	0.82	0.68	0.47	0.81	0.47	0.31	0.57	0.56	0.36	0.68
	Terminiers	0.54	0.22	0.85	0.41	0.04	0.71	0.34	0.07	0.68	0.49	0.24	0.74	0.45	0.38	0.53	0.50	0.44	0.55
	Moy	0.60	0.36	0.83	0.50	0.24	0.71	0.46	0.26	0.67	0.53	0.31	0.72	0.51	0.35	0.63	0.58	0.41	0.68
Triti	Allonnes	0.76	0.67	0.85	0.60	0.53	0.69	0.63	0.55	0.73	0.65	0.59	0.74	0.61	0.50	0.68	0.65	0.58	0.70
	Chartres	0.24	0.01	0.65	0.22	0.02	0.49	0.14	0.00	0.34	0.18	0.01	0.50	0.54	0.48	0.63	0.60	0.54	0.66
	Froissy	0.07	0.01	0.18	0.08	0.02	0.20	0.07	0.01	0.17	0.09	0.03	0.20	0.43	0.26	0.61	0.51	0.30	0.69
	Lectoure	0.71	0.71	0.93	0.63	0.35	0.85	0.63	0.63	0.84	0.67	0.69	0.85	0.66	0.58	0.76	0.73	0.65	0.80
	Terminiers	0.70	0.04	0.92	0.47	0.05	0.64	0.51	0.04	0.70	0.53	0.04	0.67	0.39	0.33	0.47	0.48	0.40	0.54
		Moy	0.51	0.30	0.73	0.41	0.20	0.59	0.41	0.25	0.58	0.44	0.28	0.61	0.52	0.42	0.63	0.59	0.48

Tableau 8 : Comparaison des modèles de segmentation des épis, selon l'indice de Dice.

Une interface utilisateur a été réalisée en 2022 pour la partie segmentation automatique réalisée sur Python, ce qui rend donc le lancement de la segmentation plus facile pour un expérimentateur.

3.3.2 Identification de la fusariose au champ par machine learning

• sur un panel réduit en 2021

Parmi 6 modèles élaborés en 2021 (combinant date et site), le plus performant est celui prenant en compte les 2 sites Louville et Anjouère à 2 dates de notation (D1 et D2), aussi bien pour le blé tendre qu'en blé dur (Tableau 9 et 10).

Méthodes	Test	Précision	Rappel	Justesse	R ²
Bagged_Trees	Anjouère D1	24.22%	63.51%	88.30%	0.59
	Louville D2	52.85%	85.70%	66.18%	0.85
Coarse_KNN	Anjouère D1	30.18%	59.68%	91.13%	0.69
	Louville D2	54.04%	87.78%	67.63%	0.86
Fine_Gaussian_SVM	Anjouère D1	31.77%	58.62%	91.68%	0.73
	Louville D2	54.59%	87.28%	68.21%	0.86

Tableau 9 : Pour le modèle D1 D2 Louville-Anjouère sélectionné pour le blé tendre : comparaison de 3 méthodes de machine learning.

Modèles	Méthodes	Test	Précision	Rappel	Justesse	R ²
Modèle 6 : D1 et D2 Anjouère	Fine_Gaussian_SVM	Anjouère D1	25.0%	49.1%	91.1%	0.60
		Anjouère D2	44.6%	92.5%	70.0%	0.93
		Anjouère D3	70.6%	88.4%	73.4%	0.90
Modèle D1-D2-Louville-Anjouère	Fine_Gaussian_SVM	Anjouère D1	25.9%	36.0%	92.5%	0.62
		Anjouère D2	45.1%	91.4%	70.5%	0.91
		Anjouère D3	73.6%	83.1%	74.3%	0.94
Modèle BDH D1-D2-D3	Bagged_Trees	Anjouère D1	20.9%	86.0%	84.7%	0.53
		Anjouère D2	57.8%	90.3%	81.4%	0.99
		Anjouère D3	70.6%	85.9%	72.6%	0.94
	Coarse_KNN	Anjouère D1	19.8%	65.1%	86.5%	0.43
		Anjouère D2	55.1%	86.0%	79.3%	0.97
		Anjouère D3	69.6%	89.1%	72.6%	0.89
	Fine_Gaussian_SVM	Anjouère D1	21.1%	60.9%	88.0%	0.48
		Anjouère D2	55.7%	85.3%	79.7%	0.97
		Anjouère D3	70.6%	88.5%	73.4%	0.89

Tableau 10 : Comparaison des meilleurs modèles pour le blé dur, d'après les indicateurs de performance².

Pour les variétés de blé tendre d'hiver de Louville, Le modèle D1D2 Louville Anjouère avec la méthode de Fine Gaussian permet une très bonne prédiction de la fusariose à Louville en se basant sur les annotations sur images, avec R=0.93 (Figure 15). La corrélation s'avère logiquement moins élevée avec les notations visuelles (R=0.73) avec la note de 1 à 9, et encore plus faible avec le taux d'épillets fusariés (R=0.54). AU GEVES Anjouère, la prédiction de la fusariose selon les annotations est aussi acceptable avec R²=0.73 (Tableau 11).

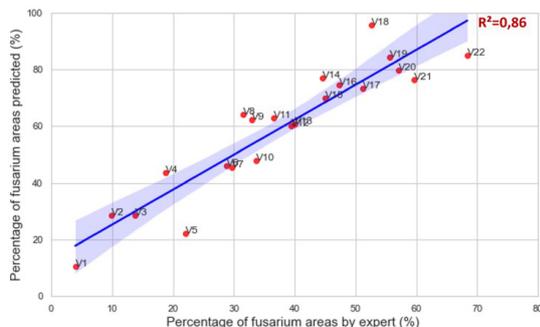


Figure 15 : Corrélation entre la prédiction des surfaces d'épis fusariés et les données annotées sur images à Louville à la date 2 pour le blé tendre.

Matrice de corrélation (Pearson) :				
Variables	% fusa annotées sur	% épillets fusariés visuellement	Note visuelle (1 à 9)	% fusa prédit
% fusa annotées sur images	1	0.459	0.671	0.929
% épillets fusariés visuellement	0.459	1	0.867	0.549
Note visuelle (1 à 9)	0.671	0.867	1	0.737
% fusa prédit	0.929	0.549	0.737	1

Les valeurs en gras sont différentes de 0 à un niveau de signification alpha=0,05

Tableau 11 : Matrice de corrélation de Pearson entre prédiction de la fusariose par imagerie multispectrale et données de référence à Louville à la date 2 (>450°C J après inoc) pour le blé tendre.

En blé dur, une bonne prédiction de la fusariose (R²=0.93) a également été trouvée au GEVES de l'Anjouère, en utilisant le même modèle que pour le blé tendre, notamment à une date tardive de notation >550°C jour (Figure 16).

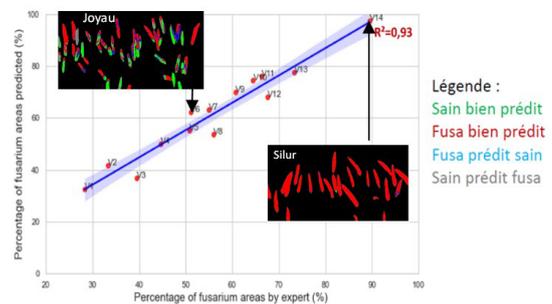


Figure 16 : Corrélation entre la prédiction des surfaces d'épis fusariés et les données annotées sur images à l'Anjouère à la date 3 pour le blé dur, avec la méthode Fine Gaussian.

En triticales, le modèle D1D2 Louville Anjouère utilisé en blé ne donne pas de bons résultats sur les 30 variétés testées au GEVES de l'Anjouère. Un modèle triticales devra être prévu.

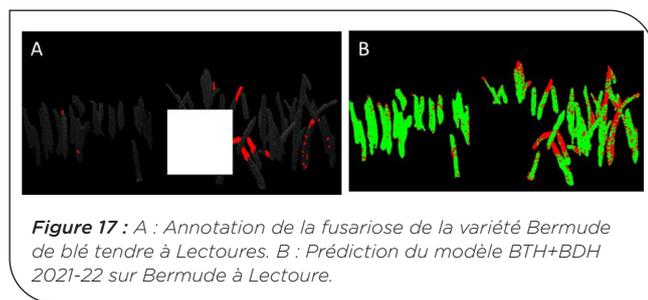
• Validation sur un large panel

Les performances de 3 modèles de prédiction de la fusariose ont été comparées en blé tendre et en blé dur à partir des images annotées sur des épis segmentés manuellement. Le 1^{er} modèle reprend celui de 2021 de D1D2 Louville-Anjouère, avec la méthode Fine Gaussian, le 2^{ème} modèle combine des données d'apprentissage de 2021 et 2022 en blé tendre, et le 3^{ème} modèle combine des données d'apprentissage de 2021-2022 en blé tendre et blé dur. Le tableau 12 montre un faible gain sur la précision et la justesse avec l'ajout de données de 2022 et un gain de 7 % en rappel pour les données BTH 2022, en passant de 63% avec le modèle BTH-BDH ou juste BTH 2022. En blé dur, le modèle BTH BDH 2021-22

Modèles	Données	VP	FN	FP	VN	Précision	Rappel	Justesse
Fine_Gaussian_SVM BTH 2021-2022	BTH 2021 2022 Entraînement	262785	122138	110024	274869	70.49%	68.27%	69.84%
	BTH 2022 Test	80153	33346	36736	76763	68.57%	70.62%	69.13%
	BDH 2022 Test	20108	10358	13010	17456	60.72%	66.00%	61.65%
Fine Gaussian SVM BTH-BDH 2021-2022	BTH-BDH 2021-2022 Entraînement	228735	95646	96624	227757	70.30%	70.51%	70.36%
	BTH 2022 Test	80055	33444	39057	74442	67.21%	70.53%	68.06%
	BDH 2022 Test	21333	9133	13880	16586	60.58%	70.02%	62.23%
Fine_Gaussian_SVM BTH 2021	BTH 2022 Test	71751	41748	35067	78432	67.17%	63.22%	66.16%
	BDH 2022 Test	20876	9590	13382	17084	61%	69%	62%

Tableau 12 : Comparaison des 3 modèles de prédiction de la fusariose en blé dur et en blé tendre sur les données d'entraînement et de test 2022.

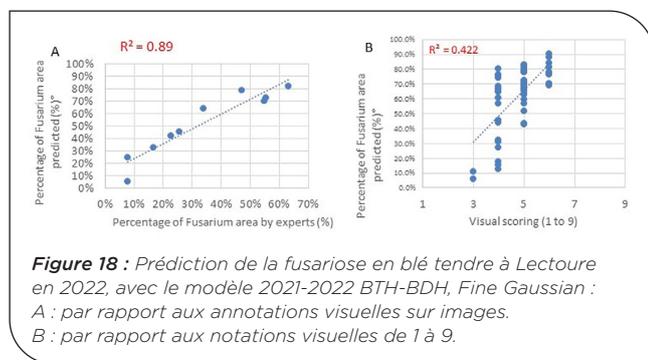
s'avère légèrement meilleur en rappel que le modèle BTH. En conclusion, nous avons retenu le modèle BTH BDH 2021-22 pour la prédiction de la fusariose sites 2022 en blé tendre et blé dur (**Figure 17**).



La synthèse des matrices de confusion (**Tableau 13**) pour la prédiction de la fusariose pour les 7 lieux indique une justesse assez bonne, mais souvent biaisée par le % important de bonne détection des épillets sains. La précision et le rappel sont souvent faibles hormis à Lectoure qui a présenté une belle pression fusariose ; ce qui a permis une annotation plus fiable et une meilleure prédiction de la fusariose (**Figure 18**).

Espèces	Sites	VP en %	FN en %	FP en %	VN en %	Precision	Rappel	Justesse	R ² (annotations)
BDH	Allonnes (28)	3%	2%	8%	87%	16%	43%	90%	0.97
	Chartres	2%	5%	6%	87%	18%	21%	87%	0.90
	Lectoure (32)	38%	9%	36%	17%	52%	82%	56%	0.34
	Maule (78)	16%	15%	27%	42%	35%	49%	58%	0.35
	Terminiers (28)	9%	6%	36%	50%	16%	63%	57%	0.54
BTH	Allonnes (28)	4%	3%	6%	87%	36%	48%	91%	0.70
	Chartres	2%	2%	10%	85%	17%	47%	87%	0.85
	Froissy (60)	2%	4%	9%	84%	18%	38%	85%	0.18
	Lectoure (32)	28%	7%	24%	42%	46%	72%	69%	0.89
	Louville (28)	17%	10%	23%	50%	40%	60%	68%	0.49
	Maule (78)	18%	10%	29%	42%	37%	63%	60%	0.16
	Terminiers (28)	7%	5%	31%	58%	18%	58%	63%	0.31

Tableau 13 : Matrice de confusion et indicateurs de performance pour les 7 sites par espèce.



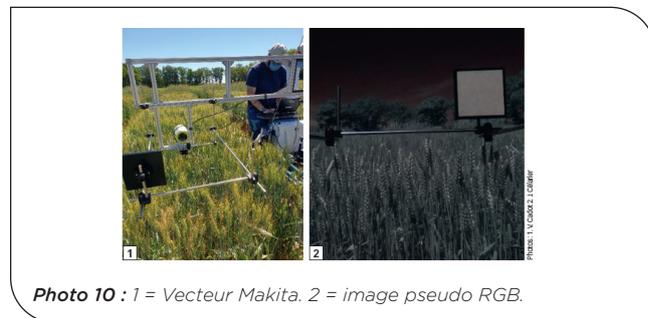
Concernant la corrélation entre prédiction fusariose et annotations, elle est variable d'un lieu à l'autre, en étant correcte à Chartres, Allonnes et Lectoure BTH, moyenne à Maule BDH, Terminiers et Lectoure BDH, et faible à Maule BTH et Froissy BTH (pression fusariose très faible). Les corrélations avec les notes visuelles s'avèrent plus faible qu'avec les annotations sur image, comme en 2021, du fait que l'image prédite ne représente qu'un sous-ensemble de la parcelle notée visuellement.

► 3.4 Construction de vecteurs kit piéton support des caméras multispectrales et RGB au champ

1^{er} type de vecteur : brouette motorisée Makita

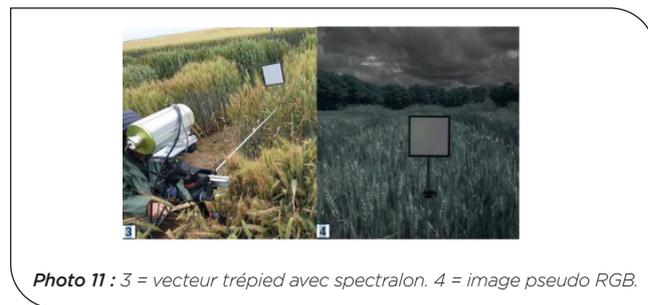
Ce vecteur a été fabriqué à partir d'une brouette électrique Makita tout terrain à 3 roues, avec un bras latéral portant les caméras multispectrales et RGB ainsi que le

spectralon, tout en tenant compte du poids des batteries pour alimenter les logiciels des caméras multispectrales consommatrices en énergie et en commande (**Photo 10**). Ce 1^{er} vecteur a été utilisé au GEVES de l'Anjouère pour les acquisitions au champ de 2020 et 2021. Sa stabilité et son encombrement ne permettant pas un transport aisé, un 2^{ème} vecteur plus léger a été conçu pour les acquisitions sur d'autres sites.



2^{ème} type de vecteur : trépied avec spectralon

Ce 2^{ème} vecteur plus léger a été élaboré pour être facilement déplaçable pour effectuer les acquisitions d'images multispectrales et RGB chez les semenciers (**Photo 11**). Il comporte un trépied, et une barre fixe avec au bout des 75 cm le spectralon. Ce 2^{ème} vecteur a été utilisé pour les acquisitions en 2021 et en 2022 chez les semenciers. En 2022, le boîtier de la caméra CMS4 a été allégé par Silios, avec superposition des caméras RGB et CMS4 pour être mises sur trépied.



4 Discussion

Le projet FSOV Fus'eye a permis d'avancer sur la mise à disposition d'un nouvel outil de phénotypage, en utilisant l'imagerie multispectrale sur un vecteur piéton pour évaluer le comportement de la résistance variétale à la fusariose du blé tendre, blé dur et triticale, en remplacement des notations visuelles. Des analyses chimiométriques basées sur des méthodes mathématiques de discrimination supervisée des images hyperspectrales (400 nm-1000 nm), initiées dans le projet CASDAR Irigam (2015-17), se sont poursuivies dans ce projet, identifiant quatre longueurs d'ondes dans le visible et le proche -infrarouge permettant de discriminer les pixels sains des pixels fusariés. Ces longueurs d'onde ont été transférées dans la caméra multispectrale CMS4, conçue sur mesure, dans le but de développer des algorithmes d'intelligence artificielle discriminant les zones fusariées sur des épis segmentés. Sur le panel de variétés 2021, des corrélations élevées ont été obtenues entre annotations sur images et prédictions de la fusariose, en utilisant le modèle de machine learning Fine Gaussian SVM, mais les résultats s'avèrent variables

selon le site sur le panel élargi de 2022. Différentes hypothèses peuvent expliquer cette variabilité de résultats : la qualité des annotations manuelles de la fusariose et de segmentation des épis est cruciale pour disposer d'un modèle de prédiction fiable. Cette étape d'annotation est très lourde en temps et concentration et exige une bonne expertise, ce qui n'est pas toujours facile sur une image. C'est pourquoi, certaines annotations fusariose de 2022 ont été refaites dans un autre projet européen en 2023 et un logiciel d'annotation semi-automatique a été initié pour gagner en rapidité et fiabilité. Après réannotations de certaines images, un gain de 10% a été obtenu sur la précision et le rappel ; et un gain de 36% sur la justesse.

La performance semble liée à la pression fusariose, plus la pression est forte (Louville et Anjouère 2021, Lecture 2022), plus les annotations ont été faciles, et meilleure a été la performance des modèles.

D'où l'importance d'avoir recours à des analyses sanitaires pour confirmer des confusions possibles avec d'autres pathogènes et de prévoir aussi dans le futur des logiciels d'aide aux annotations semi automatiques par I.A. L'étude en labo de la spécificité des modèles développés pour les images multispectrales issues de la caméra CMS4 pour discriminer *Fusarium* de *Microdochium* semble encourageante mais cette étude demande une confirmation sur un plus grand nombre d'épis. En complément de cette étude en labo, une étude au champ au GEVES issue d'un essai inoculé par *Microdochium nivale* et *majus* sur 22 variétés de blé tendre, dans le cadre du projet FSOV Resistamicro, a montré que l'algorithme de la fusariose ne détecte pas correctement le *Microdochium* comme de la fusariose, avec un $R^2=0$; ce qui est encourageant sur la spécificité d'identification de la fusariose et non du

Microdochium, mais ne prouve pas que l'algorithme est vraiment spécifique de la fusariose, au vu d'un seul essai contaminé par un complexe *Fusarium-Microdochium*. Il serait intéressant de poursuivre ces analyses de prédiction avec d'autres essais ayant exclusivement du *Microdochium* pour disposer de données de référence plus fiables.

Concernant la performance de la segmentation des épis, elle est variable selon les sites. Pour obtenir de bonnes performances, il est important de bien respecter le protocole d'acquisition, avec des images standardisées et en évitant de prendre des prises de vue trop surplombantes. Si le vecteur brouette est opérationnel et permet un bon cadrage pour obtenir des images standardisées, il n'est pas facilement déplaçable entre sites et une amélioration de sa stabilité serait utile. Ce 1^{er} vecteur a été utilisé uniquement sur le site du GEVES, et c'est le vecteur trépied, plus léger et maniable qui a été utilisé pour l'acquisition des images multispectrales et RGB sur les autres sites. Ce 2^{ème} vecteur a pour inconvénient de rentrer dans les parcelles, ce qui les abîme et ne permet pas toujours de belles images standardisées, avec des variations d'angle du spectal, et de hauteur. Une amélioration serait d'utiliser un kit piéton depuis l'allée. L'idéal serait de réaliser des acquisitions sur des parcelles et non des pépinières lignes pour éviter les problèmes de perspectives depuis l'allée, mais ce dispositif en parcelle prend trop de place, et n'est pas actuellement utilisé par les sélectionneurs ou le GEVES.

Cette étude se poursuit via de nouveaux projets européens, en développant des annotations semi automatiques, et en testant d'autres méthodes d'intelligence artificielle et d'autres capteurs.

Ce travail a été valorisé dans *Phytoma* (Cadot & al., 2022).

Références bibliographiques

Bauriegel E., A. Giebel, W.B. Herppich (2011). Hyperspectral and chlorophyll fluorescence imaging to analyse the impact of *Fusarium culmorum* on the photosynthetic integrity of infected wheat ears, *Sens*. 11 3765-3779.

Cadot V. and Maigniel J.-P. (2013). Testing varieties at GEVES for resistance to *Fusarium* head blight on cereals: A way to improve genetic progress in the French Catalogue and to reduce the use of pesticides. In *Book of abstracts of 12th European Fusarium Seminar*, 12-16 May, Bordeaux (France), p.99.

Cadot V., Vadaine R., Demilly D., Maigniel J.-P. (2015). Multi-spectral camera and imaging: a new tool for assessment of wheat resistance to *Fusarium graminearum* and preliminary study for assessment of DON content. In *Book of abstracts of 13th European Fusarium Seminar*, 10-14 may, Martina Franca (Italy), p. 160.

Cadot V. 2022. L'imagerie, au service de la sélection variétale. *Phytoma* n° 751, Février 2022. 32-35

Garbougé H. 2022 Deep learning applied to multi-component imagery for variety testing problems, Thèse de doctorat soutenue le 9/11/2022, p81-106

Dammer K.H., Möller B., Rodemann B., Heppner D. (2011). Detection of head blight (*Fusarium ssp.*) in winter wheat by color and multispectral image analyses. *Crop Protection*, Volume 30, Issue 4, April 2011, 420-428.

Delwiche S.R., Kim M.S., Dong Y. (2011). *Fusarium* damage assessment in wheat kernels by Vis/NIR hyperspectral

imaging. *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety*, Volume 5, Issue 2, June 2011, 63-71.

Faure M., Serre F., Lasserre-Zuber P., Roche S., Maigniel J.P., Saintenac C., Cadot V. (2018). Two approaches for the detection and quantification of *Fusarium* Head Blight on common wheat: hyperspectral imaging on ears and multispectral imaging on kernels. 14th European Fusarium Seminar. Austria, Tulln. 8-11 April, 2018.

Jaillais B., Roumet P., Pinson-Gadais L., Bertrand D. (2015). Detection of *Fusarium* head blight contamination in wheat kernels by multivariate imaging. *Food Control* 54:250-258

Oldenburg E., Ellner F., Kraft M. (2015). Detecting and quantifying fusarium ear rot symptoms in maize by spectral imaging technology. In *Book of abstracts of 13th European Fusarium Seminar*, 10-14 may, Martina Franca (Italy), p.204

Serre F., Faure M., Abadi M., Desray P., Roche S., Joannin M., Vinot M., Petit S., Tourvieille de Labrouhe D. (2015). Phénotypage au champ des céréales pour la fusariose de l'épi (FHB) par analyse automatique d'image. 11e Conf. Int. sur les maladies des plantes. Tours (7-9 décembre).

Tekle S., Måge I., Segtnan V.H. Åsmund Bjørnstad (2015). Near-Infrared Hyperspectral Imaging of *Fusarium*-Damaged Oats (*Avena sativa L.*), January 2015, Volume 92, Number 1- 73 - 80.

Williams P.J., P. Geladi, T.J. Britz, and M. Manley (2012). Investigation of fungal development in maize kernels using NIR hyperspectral imaging and multivariate data analysis. *J. Cereal Sci.* 55 272-278.

Fus'eye : Nouvel outil de phénotypage spectral au champ pour quantifier la Fusariose de l'épi sur céréales

Valérie CADOT^{1*}, Hadhami GARBOUGE^{1&14}, Nicolas MASCHER¹, Jorick CELARIER¹, Julien GARNIER¹, Frederic SERRE², Martin ECARNOT³, Pierre ROUMET³, Sylvie ROCHE², Jean Philippe MAIGNIEL¹, Hugo LAMMENS¹, Isabelle SERANDAT¹, Lama AL BASSIT², Gabriel BEUDIN⁴, Frederic MINARD⁴, Camille WABINSKI-DAUCHY⁵, Michael COCHARD⁵, Patrice SENELLART⁶, Sébastien CUVELLIER⁷, Pascal GIRAUDEAU⁸, Carine ANDRE⁹, Auberi AVALLE¹⁰, Philippe LEREBOUR¹⁰, Sylvie DUTRIEZ¹¹, Jérôme AUZANNEAU¹², Stéphane PORREZ¹³, Christelle SABLAYROLLES¹³, David ROUSSEAU¹⁴

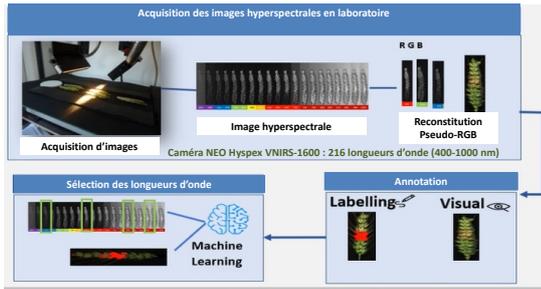
La fusariose de l'épi causée par un complexe d'espèces dont la principale est *Fusarium graminearum*, est une maladie qui affecte de nombreuses céréales à paille en Europe. Elle entraîne une réduction du rendement de l'ordre de 0.2t/ha mais aussi la contamination des grains en fusariotoxines, se révélant nocive pour la santé humaine et animale. Pour limiter cette maladie et l'accumulation de ces toxines au champ, la réglementation CTPS encourage le développement de variétés résistantes à la fusariose de l'épi, en leur octroyant un bonus afin de faciliter leur inscription au Catalogue français et défavoriser les variétés sensibles en délivrant un malus.

Afin d'estimer le niveau de résistance à la fusariose des variétés de blé tendre, blé dur et triticale, lors du processus d'inscription, des estimations visuelles du taux d'épaves fusariés sont actuellement réalisées par les expérimentateurs du réseau CTPS piloté par le GEVES, avec des essais inoculés au champ. Mais ces notations visuelles requièrent des experts qualifiés pour identifier et quantifier les symptômes, et présentent des risques de confusion avec *Microdochium* spp. L'objectif du projet FSOV Fus'eye est de développer une nouvelle méthode de phénotypage basée sur l'imagerie multispectrale pour quantifier spécifiquement la fusariose sur épis des céréales à paille, dans le cadre de l'évaluation de la résistance variétale au champ.

MATERIEL ET METHODES

RESULTATS

1. Identification des longueurs d'onde discriminantes de la fusariose des épis

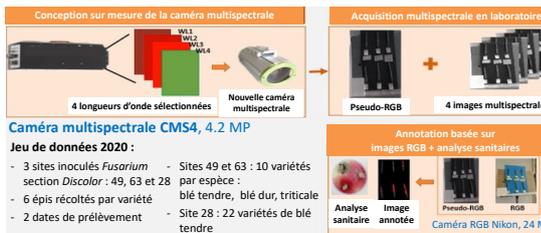


Chaque point représente les longueurs d'onde sélectionnées suivant les méthodes de sélection supervisées : ADPP non séquentielle, CovSel et ADPP séquentielle, et à partir des bases d'apprentissage 2016 à 2019.

4 longueurs d'onde discriminantes de la fusariose ont été validées, allant du visible au proche infra-rouge pour les 3 espèces



2. Transfert des longueurs d'onde vers une camera multispectrale en labo



1. Différenciation des pixels «Fusa/Sains»

Prediction de la fusariose de variétés de blé tendre en test, selon le taux de données d'entraînement

Taux de données d'entraînement	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%
Précision	64% ± 4%	67% ± 4%	73% ± 4%	63% ± 4%	70% ± 4%	66% ± 4%	70% ± 4%
Rappel	65% ± 5%	72% ± 5%	71% ± 5%	65% ± 5%	71% ± 5%	67% ± 5%	72% ± 5%
Justesse	65% ± 2%	69% ± 2%	69% ± 2%	66% ± 2%	70% ± 2%	68% ± 2%	70% ± 2%

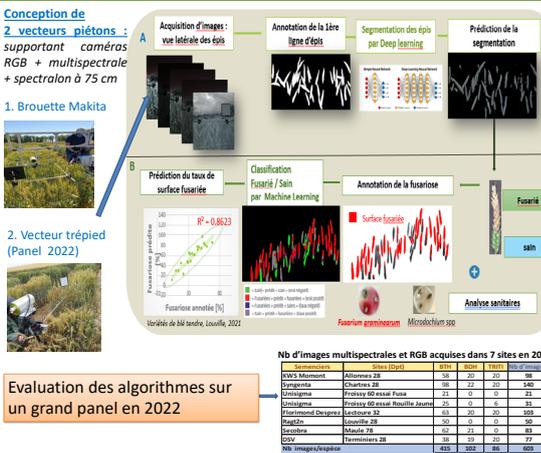
- Meilleur modèle de machine learning : Fine Gaussian SVM.
- Meilleure prédiction de la fusariose en test : pour le jeu d'entraînement représentant 60% des données

2. Différenciation des pixels «Fusa/Microdochium»

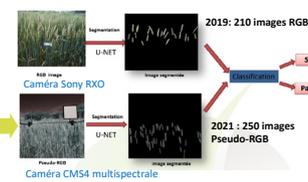
Modèle	Précision	Rappel	Justesse
Modèle Weighted KNN	83%	86%	88%
Modèle Fine gaussian SVM	74%	85%	78%

2 meilleurs modèles de machine learning pour discriminer Fusarium /Microdochium sont : Weighted KNN et Fine Gaussian SVM (données du site 28, sur 14 variétés & 22 épis)

3. Algorithmes pour la segmentation des épis et l'identification & quantification de la fusariose au champ de blé tendre et blé dur



1. Modèle de segmentation des épis



Modèles de segmentation des épis de blé au champ, évalués selon l'indice de Dice

	Training	Validation	Test
RGB	0.83 ± 0.03	0.79 ± 0.02	0.75 ± 0.02
Pseudo-RGB	0.78 ± 0.01	0.75 ± 0.02	0.71 ± 0.02
Fine tuning	0.88 ± 0.03	0.84 ± 0.02	0.79 ± 0.03

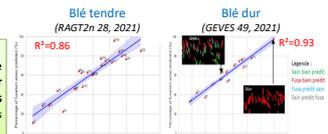
- Utilisation du réseau de neurones convolutionnel U-Net pour segmenter les épis.
- Meilleur modèle de segmentation par Fine Tuning (utilisant le poids des images RGB pour segmenter les épis des images multispectrales)

2. Modèle fusariose

2021 : Panel restreint à 2 sites
- Comparaison de différents modèles de machine learning pour discriminer la fusariose - Meilleur modèle : Fine Gaussian SVM pour classifier pixels fusariés/sains, à partir de 105 images acquises sur 2 sites (GEVES 49 et RAGT2n 28) sur blé tendre, blé dur et triticale

2022 : Panel élargi à 7 sites

- Comparaison de nouveaux modèles avec les données 2021-2022. Sélection du modèle Fine Gaussian SVM 2021 pour le blé tendre, et du modèle Fine Gaussian SVM 2021-2022 pour le triticale et blé dur.
- Variabilité des performances avec les annotations selon les lieux. Meilleure corrélation dans les sites à plus forte pression fusariose (Lectoure, Chartes, Allannes)



Epaves	Site	VF en %	PF en %	FP en %	Précision	Rappel	Justesse	R²
Blé dur	Chartes 28	21	21	21%	21%	21%	21%	0.21
	Lectoure 28	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Lectoure 2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2021	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Lectoure 2021	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2021-2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
Blé tendre	Chartes 28	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Lectoure 28	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Lectoure 2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2021	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Lectoure 2021	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25
	Chartes 2021-2022	25	25	25%	25%	25%	25%	0.25

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

- Le projet FSOV Fus'eye a permis d'avancer sur la mise à disposition d'un nouvel outil de phénotypage, en utilisant l'imagerie multispectrale sur un vecteur piéton pour évaluer le comportement de la résistance variétale à la fusariose du blé tendre, blé dur et triticale.
- Des analyses chimiométriques basées sur des méthodes de discrimination supervisée des images hyperspectrales ont permis d'identifier quatre longueurs d'ondes dans le visible et le proche infra-rouge, permettant de discriminer les pixels sains des pixels fusariés.
- Ces longueurs d'onde ont été transférées dans une caméra multispectrale conçue sur mesure, CMS4, dans le but de développer des algorithmes d'intelligence artificielle discriminant les zones fusariées sur épis segmentés. L'étude en labo pour discriminer Fusarium de Microdochium semble encourageante mais demande une confirmation sur un plus grand nombre d'épis.

- Sur le panel de variétés 2021, des corrélations élevées ont été obtenues entre annotations sur images et prédictions de la fusariose avec le modèle de machine learning Fine Gaussian SVM pour le blé tendre et le blé dur.
- Sur le panel élargi de 2022, les performances des modèles de segmentation des épis et de discrimination de la fusariose sont variables selon les sites, pouvant s'expliquer par une pression fusariose trop faible dans certains sites, rendant les annotations sur images moins fiables et, une moins bonne standardisation des images pour le vecteur trépié, avec des images trop surplombantes. Pour obtenir de meilleures performances, il sera important de bien respecter le protocole d'acquisition.
- Cette étude se poursuit au niveau européen, en développant des annotations semi-automatiques, et en testant d'autres méthodes d'intelligence artificielle et d'autres capteurs.

