

FsoV



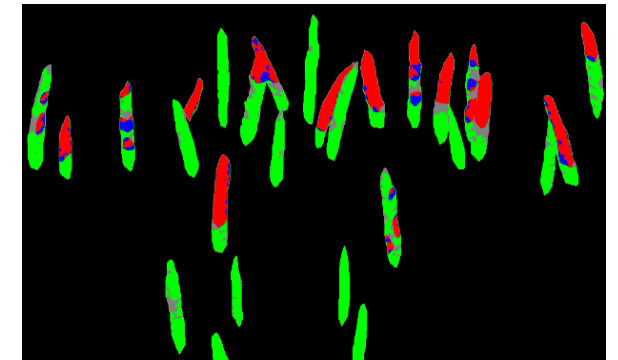
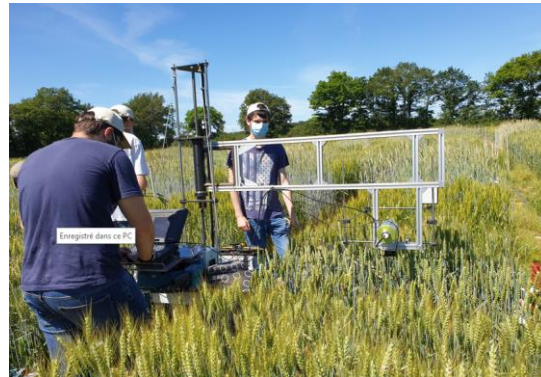
# Fus'Eye: Nouvel outil de phénotypage spectral au champ pour quantifier la fusariose de l'épi sur céréales (2018-2022)



Cadot Valérie



9 semenciers :



- 1. Contexte et objectif**
- 2. Identification des longueurs d'onde discriminantes de la fusariose des épis**
- 3. Validation du transfert des longueurs d'onde vers une caméra multispectrale en labo**
- 4. Etudes spectrales en labo pour discriminer Fusariose de Microdochium**
- 5. Passage au champ :**
  - a) Modèles de Deep learning pour la segmentation des épis au champ**
  - b) Modèles de Machine learning pour la discrimination de la fusariose au champ**
- 6. Conclusions - Perspectives**



# 1. Contexte et objectif

- ❑ *Fusarium graminearum* : perte de rdt et fusariotoxines
- ❑ Inscription de variétés résistantes au Catalogue français en blé tendre, blé dur, triticale, évaluées par notations visuelles dans réseau d'essais CTPS inoculés
- ❑ Risque de confusion avec *Microdochium* spp sur épis



**Objectif : Création d'un nouvel outil de phénotypage basé 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**



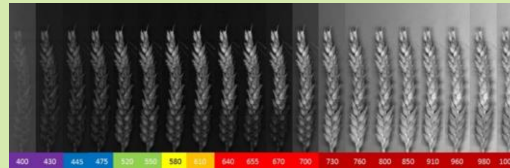


## 2. Identification des longueurs d'onde discriminantes de la fusariose des épis

**Objectif : Identifier les longueurs d'onde les plus pertinentes pour quantifier la fusariose sur épi, à l'aide d'une caméra hyperspectrale**

### CRÉATION DES DONNÉES

- Données hyperspectrales
- Données de références



Reconstitution RGB

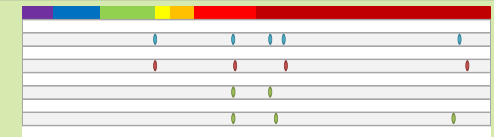
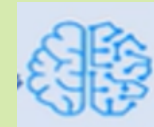


Annotation



### SÉLECTION DES LONGUEURS D'ONDE

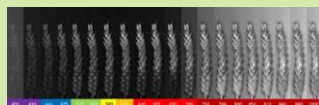
- Les plus pertinentes pour détecter la fusariose sur épi



### VALIDATION DES LONGUEURS D'ONDE SÉLECTIONNÉES

- Création du modèle de classification utilisant uniquement les longueurs d'onde sélectionnées

- Evaluation du modèle créé :



Modèle



Comparaison avec les données de références

Image hyperspectrale d'un nouvel épi

% de pixels appartenant à la classe fusa



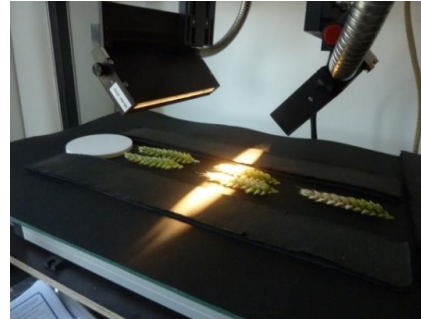
# A. ACQUISITION DES DONNEES

## Matériel végétal



- Essais inoculés par *Fusarium graminearum*
- 4 années : **2016 à 2019**
- 2 sites : 49 et 63
- 5 épis récoltés par variété
- Pour 2016-2018 (CASDAR IRIGAM) :
  - 20 variétés de blé tendre/site
- Pour 2019 :
  - 10 variétés de blé tendre
  - 10 variétés blé dur
  - 10 variétés triticales

## Données hyperspectrales



- **Caméra hyperspectrale : Neo Hypspx:**  
216 longueurs d'onde de 400nm à 1000nm,  
2,7 nm, 2048 pixels

### - Base hyperspectrale :

**1506 images :**

240°C/j à 570°C/j

2016 : 1 date d'acquisition  
189 épis => **189 images**

2017 : 3 dates d'acquisition  
589 épis => **589 images**

2018 : 1 date d'acquisition  
189 épis => **189 images**

2019 : 2 dates d'acquisition  
532 épis => **532 images**

## Données de références

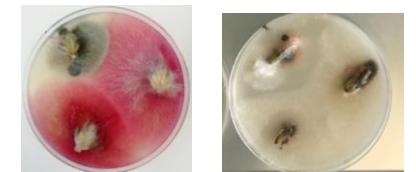
- **Notes visuelles** données par 3 experts, à partir des images RGB reconstruites, (532 épis en 2019)

Nom de l'image	Site de provenance (nombre)	Expert 1	Expert 2	Expert 3
Adagio_49_1.png	49	5	5	5
Adagio_49_2.png	49	10	10	22
Adagio_49_3.png	49	36	36	36
Adagio_49_4.png	49	22	82,7	82,7
Adagio_49_5.png	49	50	95	95
Adagio_63_1.png	63	0	0	0
Adagio_63_2.png	63	10	10	10
Adagio_63_3.png	63	22	22	22
Adagio_63_4.png	63	36	50	67

- **Zones fusariées annotées visuellement** (532 épis en 2019)

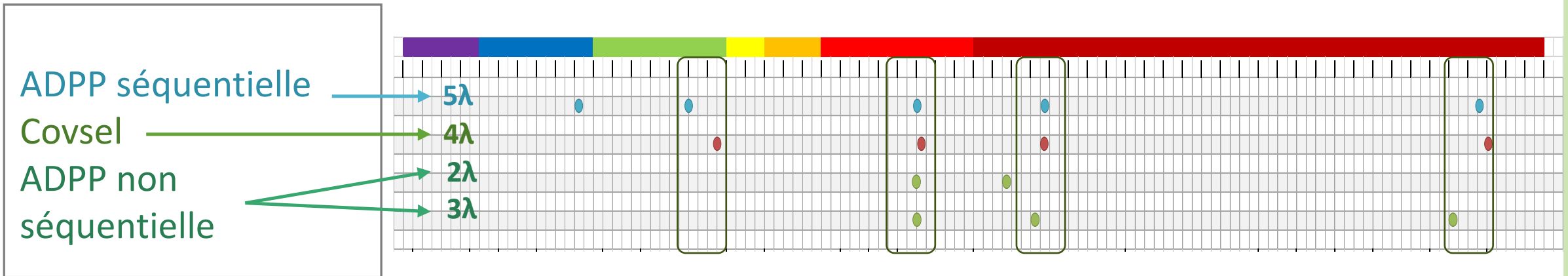


- **Analyses sanitaires :**  
**Fusa/Microdochium**



## Blé tendre :

4 sous ensembles de longueurs d'onde retenus par les modèles de classification :



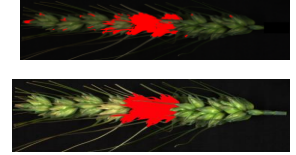
⇒ 2 à 5 longueurs d'onde sélectionnées dans le visible et le proche infrarouge

⇒ Longueurs d'onde quasi similaires quelle que soit la méthode utilisée

Valider les longueurs d'onde sélectionnées ⇔ tester les différents modèles créés



Pour chaque épi, comparaison de la **zone fusariée** prédite par les 4 méthodes avec la référence  
- Référence : annotations sur image de la zone fusariée par un expert



⇒ Bonne prédiction pour les 4 méthodes du positionnement de la zone fusariée par rapport à l'expertise visuelle

⇒ Taux moyen de bonne classification > 88%

ADPP séquentielle (Saisir) : 5λ				Covsel (Saisir) : 4λ			
		Analyse Multispectrale				Analyse Multispectrale	
		Sain	Fusa			Sain	Fusa
Analyse visuelle	Sain	71,78%	10,11%	Analyse visuelle	Sain	71,72%	10,18%
	Fusa	1,28%	16,82%		Fusa	1,34%	16,76%
		% moyen de bonne classification : 88,60%				% moyen de bonne classification : 88,40%	
Précision	0,81			Précision	0,81		
Sensibilité	0,93			Sensibilité	0,93		
Spécificité	0,88			Spécificité	0,88		
ADPP non séquentielle : 2λ				ADPP non séquentielle : 3λ			
		Analyse Multispectrale				Analyse Multispectrale	
		Sain	Fusa			Sain	Fusa
Analyse visuelle	Sain	73,17%	8,73%	Analyse visuelle	Sain	71,78%	10,12%
	Fusa	1,75%	16,34%		Fusa	1,44%	16,66%
		% moyen de bonne classification : 88,44 %				% moyen de bonne classification : 88,44 %	
Précision	0,81			Précision	0,81		
Sensibilité	0,90			Sensibilité	0,92		
Spécificité	0,87			Spécificité	0,88		



Pour chaque épi et chaque année, comparaison entre :

- Le taux de surface fusariée obtenu par les différentes méthodes de sélection
- Les notations de référence par expertise visuelle

### Effet stade des épis ?

Longueurs d'onde 2019 → Test sur les données 2019

⇒ Bonne prédiction de la fusariose entre 300°C/j et 500°C/j

R <sup>2</sup>	Variables	ADPP Saisir	Covsel	ADPP 3 λ	ADPP 2 λ
250°C/J: 12 images	Expert 1 :S	0,62	0,76	0,68	0,72
	Expert 2: G	0,39	0,47	0,50	0,53
	Expert 3 :M	0,72	0,83	0,78	0,80
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,58</b>	<b>0,69</b>	<b>0,65</b>	<b>0,68</b>
300°C/J: 44 images	Expert 1 :S	0,88	0,89	0,91	0,92
	Expert 2: G	0,73	0,73	0,76	0,77
	Expert 3 :M	0,82	0,83	0,84	0,85
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,81</b>	<b>0,82</b>	<b>0,84</b>	<b>0,85</b>
350°C/J: 17 images	Expert 1 :S	0,83	0,82	0,86	0,87
	Expert 2: G	0,93	0,93	0,93	0,93
	Expert 3 :M	0,70	0,70	0,72	0,73
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,82</b>	<b>0,82</b>	<b>0,84</b>	<b>0,85</b>
400°C/J: 52 images	Expert 1 :S	0,76	0,74	0,78	0,80
	Expert 2: G	0,86	0,85	0,86	0,87
	Expert 3 :M	0,79	0,77	0,81	0,84
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,80</b>	<b>0,79</b>	<b>0,81</b>	<b>0,84</b>
450°C/J: 19 images	Expert 1 :S	0,77	0,78	0,77	0,78
	Expert 2: G	0,79	0,81	0,87	0,84
	Expert 3 :M	0,85	0,87	0,87	0,88
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,81</b>	<b>0,82</b>	<b>0,84</b>	<b>0,83</b>
500°C/J: 24 images	Expert 1 :S	0,87	0,86	0,85	0,89
	Expert 2: G	0,90	0,89	0,90	0,92
	Expert 3 :M	0,90	0,89	0,88	0,91
	<b>Moy Experts</b>	<b>0,89</b>	<b>0,88</b>	<b>0,88</b>	<b>0,91</b>





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

4 longueurs d'onde discriminantes de la fusariose validées pour BTH, BDH et triticales

- allant du visible au proche infra-rouge
- qq soit la méthode de sélection



# 3. Validation du transfert des longueurs d'onde vers une caméra multispectrale en labo

## Matériel végétal



## Données multispectrales



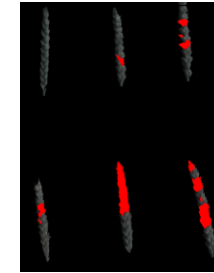
- **Caméra multispectrale : CMS4 Silios 4.2 MP**
- **Caméra RGB Nikon Reflex, 24 MP**

### Base multispectrale :

**2020 : 2 dates d'acquisition  
546 épis => 91 images**

## Données de références

**1° Annotation des zones fusariées** par un expert sur images (546 épis en 2020)



**2° Annotation d'après analyse sanitaire**



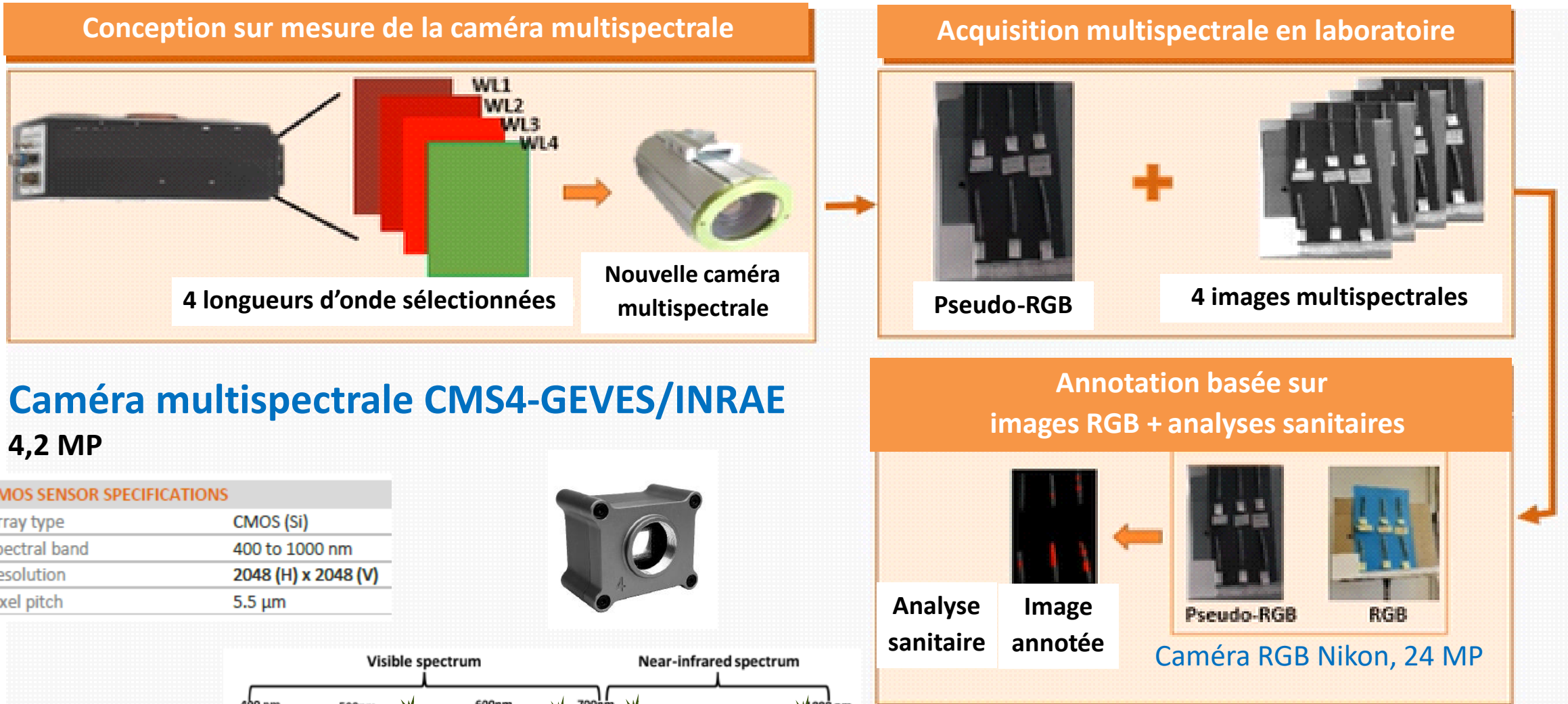
Résultat AS	Couleur associée
Fusariose section Discolor	Rouge (255, 0, 0)
Microdochium	Bleu (0, 0, 255)
Fusariose + Microdochium	Magenta (255, 0, 255)
Sain	Vert (0, 255, 0)

**3° Estimation visuelle du taux d'épillets fusariés**  
par 1 expert sur images (546 épis en 2020)

Var	Loc	CollectDate	Numero Da	Temp. Sum in Obs Fusa
Bermude	Anjouère 49- FR	16/06/2020	D1	463 10
Bermude	Anjouère 49- FR	16/06/2020	D1	463 0
Bermude	Anjouère 49- FR	16/06/2020	D1	463 5
<b>Bermude</b>	Anjouère 49- FR	16/06/2020	D1	463 95



# 3. Validation du transfert des longueurs d'onde vers une caméra multispectrale en labo



# Indicateurs de performance des modèles et visualisation sur image en 4 couleurs

❑ Précision =  $VP/(VP+FP)$

$VP = Fusa$  et  $VN = sain$

Quantification du taux de vrais pixels fusariés par rapport à l'ensemble des pixels fusariés prédits par le modèle

❑ Rappel (Recall) =  $VP/(VP+FN)$

Quantification du taux de vrais pixels fusariés par rapport à l'ensemble des pixels fusariés de référence

❑ Justesse (Accuracy) =  $(VP+VN)/(VP + FP + VN + FN)$

Taux de bonne identification des classes fusa et sain.

Référence expert

Prédiction

Matrice de confusion	Prédiction	
	Classe 1	Classe 2
Classe 1	VP	FN
Classe 2	FP	VN

Matlab: reconstruction image avec les VP, VN, FP, FN en 4 couleurs:

- Rouge : pixels "Fusariés" prédits "Fusariés" = VP (Vrai Positif)
- Gris : pixels "Sains" prédits "Fusariés" = FP (Faux Positif)
- Bleu : pixels "Fusariés" prédits "Sains" = FN (Faux Négatif)
- Vert : pixels "Sains" prédits "Sains" = VN (Vrai Négatif)

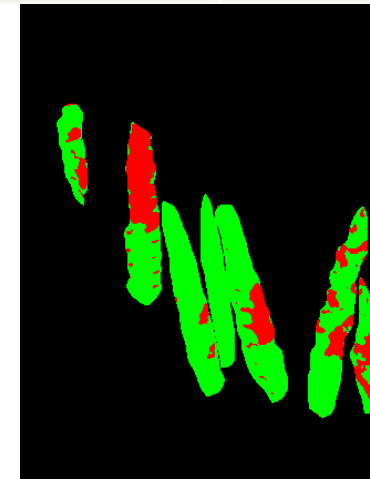


Image de prédiction

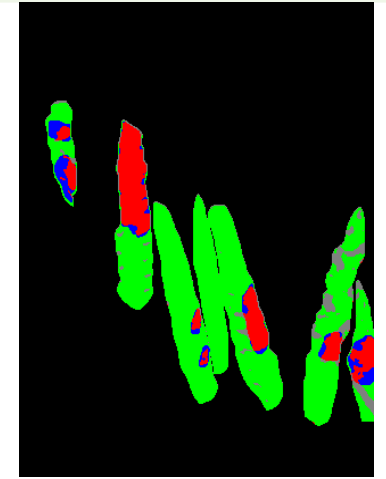


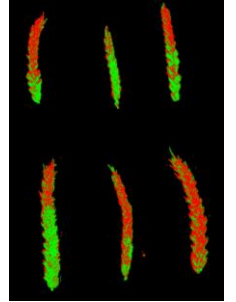
Image de différenciation



### 3. Validation du transfert des longueurs d'onde vers une caméra multispectrale en labo

#### Différenciation des pixels «Fusa/Sains»

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



- Données de ref : **annotation visuelle + analyse sanitaire**
- Normalisation de la caméra
- Réalisation du test sur **50 tirages aléatoires de données équilibrées**
- Comparaison de différents modèles de classification avec l'application **Classification Learner** de Matlab.

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%

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





# 4. Etudes spectrales pour discriminer Fusariose de Microdochium

## a) avec la camera CMS4



### Différenciation des pixels « Fusa/Microdochium »

Légende :

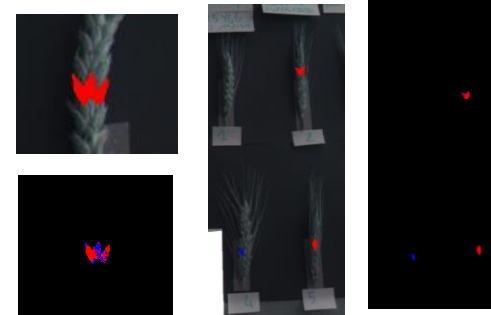
• Fusarium

• Microdochium

- **Données de référence** sur **annotations sanitaires**
- Normalisation par rapport au spectralon
- Flou gaussien de taille 7
- Test sur **50 tirages aléatoires de données équilibrées** représentant 60% du jeu de données entier
- Comparaison de différents modèles de classification avec l'application **Classification Learner de Matlab**.

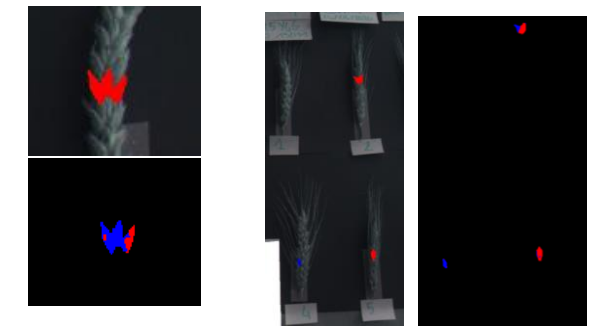
Modèle Weighted KNN

	Précision	Rappel	Justesse
Résultats	83 %	96 %	88 %



Modèle Fine gaussian SVM

	Précision	Rappel	Justesse
Résultats	74 %	85 %	78 %



**2 meilleurs modèles de machine learning pour discriminer Fusarium /Microdochium sont **Weighted KNN et Fine Gaussian SVM****



***Faible nb données : 14 variétés & 22 épislets de 22 épis, site 28***  
***A confirmer sur jeu plus important***

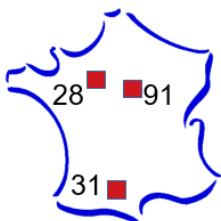


## b) par Spectrométrie Proche Infra Rouge (SPIR) & Caméra HyperSpectrale (CHS)

### 3 espèces :

- Blé tendre : 34 var.
- Blé dur : 20 variétés
- Triticale 20 variétés

### 3 sites



### SPIR (ASD)



### Caméra hyperspectrale (Neo-Hyspex)



### Echantillons :

- 6 épis/variété, 2 épillets/épi
- SPIR : 400-2500 nm ; 2 spectres /épillets ; 1170 spectres : 82% Fusa/18% Micro
- Caméra HS : 400-1000nm ; 40 épillets/plaque ; 962 spectres : 83%Fusa/17% Micro
- Analyse sanitaire SNES sur épillets

### Conclusion sur Erreur Fusa/micro :

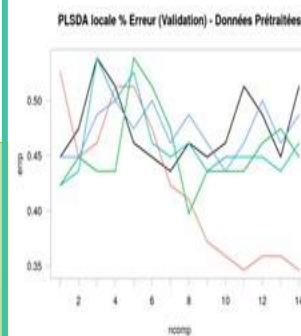
- SPIR: erreur ~ 30 % < CHS : erreur ~ 38 %
- SPIR & CHS efficace si Micro. ++ → err. ~ 22 %
- Gamme 1000-2500 nm (26.9%) serait + discriminante que 400-1000 nm (32,8%), mais meilleur modèle sur la gamme complète 400-2500 nm
- Erreur + faible en SPIR pour BTH (28%) / BDH (33%) et triticale (36%) mais pas en CHR

### Analyses des données spectrales

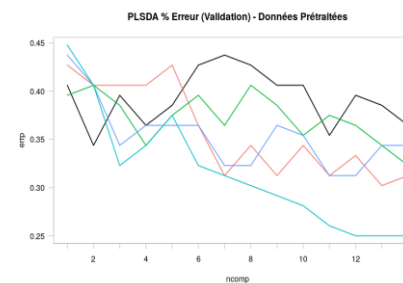
- R (package rsnifs)
- Prétraitements : Normalisation SNV + dérivée
- Discrimination Fusarium / Microdochium :
  - ❖ Équilibrage des effectifs
  - ❖ PLSDA/ PLSDA locale
  - ❖ Validation croisée (avec répétitions)

### Tx d'erreur en f° du nbre de composantes PLS

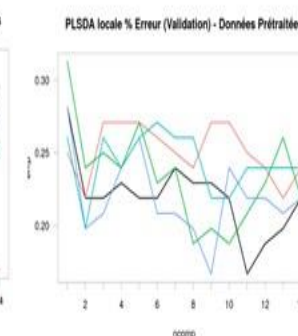
Site 31 : faible pression micro



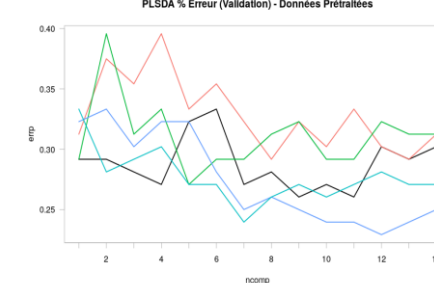
λ 400 à 1000nm



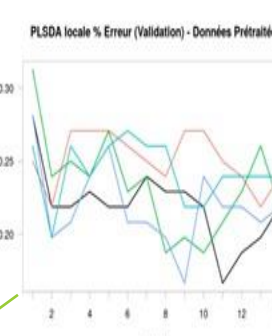
Site 91: moy. pression micro



λ 1000 à 2500nm



Site 28 : forte pression micro

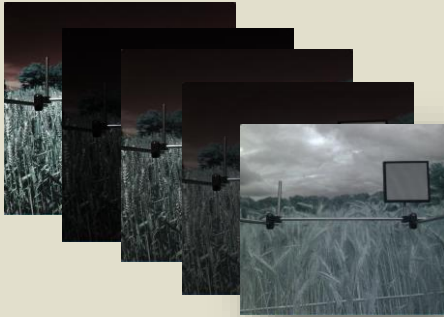


# 5. Passage au champ

## Stratégie mise en place pour discriminer la fusariose

A

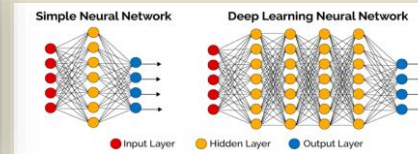
Acquisition d'images :  
vue latérale des épis



Annotation de la 1ère  
ligne d'épis



Segmentation des épis  
par Deep learning

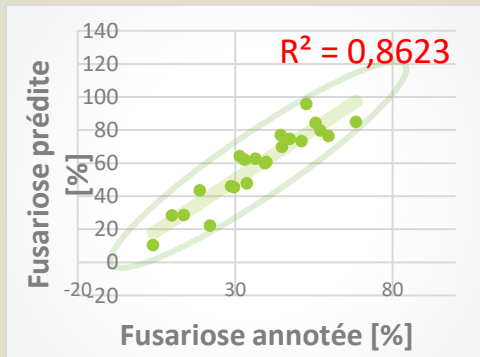


Prédiction de la  
segmentation



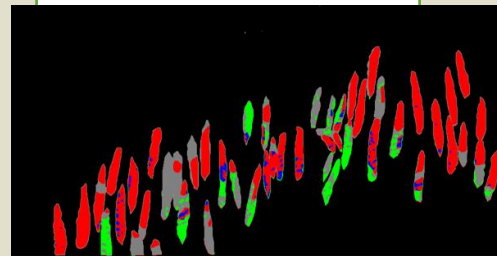
B

Prédiction du taux de  
surface fusariée



Variétés de blé tendre, Louville, 2021

Classification  
Fusarié / Sain  
par Machine Learning



- « Sain » prédit « sain » (vrai négatif)
- « Fusariées » prédit « fusariées » (vrai positif)
- « Fusariées » prédit « sains » (faux négatif)
- « Sain » prédit « fusariées » (faux positif)

Annotation de la fusariose



*Fusarium graminearum* *Microdochium* spp



Fusarié

sain



Analyse sanitaires





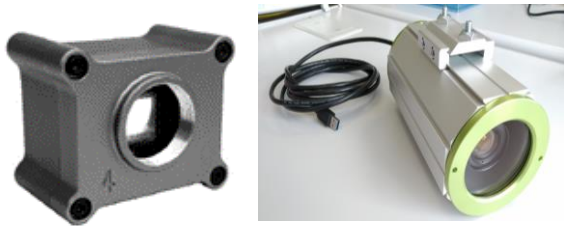
# Prototype : vecteur & caméra multispectrale & RGB

## Prise de vue latérale :

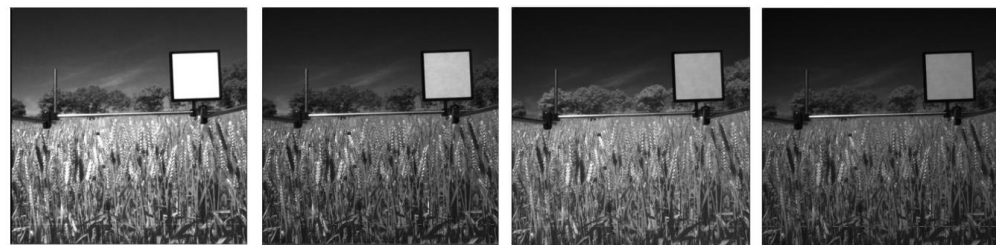
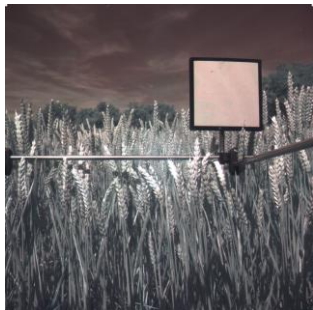
Distance : caméra/épis : 75 cm

2 caméras : multispectrale CMS4 4MP et RGB Sony RXO

### Caméra CMS4 4MP



### Pseudo RGB



### Sony RGB 15.3 MP

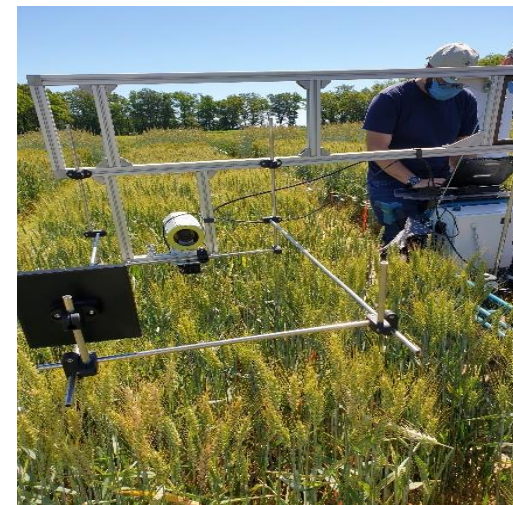


### RGB



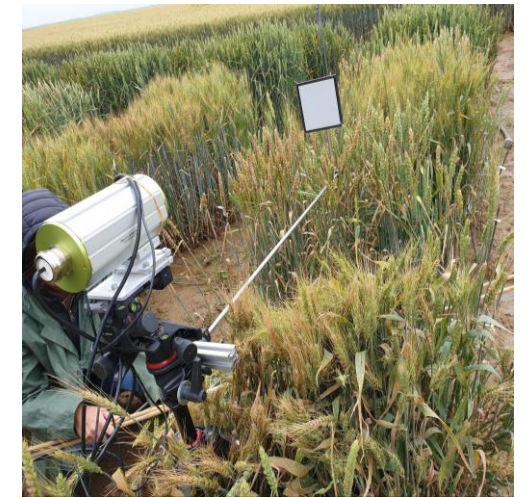
## 2 vecteurs piétons :

*supportant caméras RGB + multispectrale + spectralon à distance fixe de 75 cm*



### Brouette Makita

+ : Cadre normalisé  
- : pas facilement déplaçable hors site  
GEVES

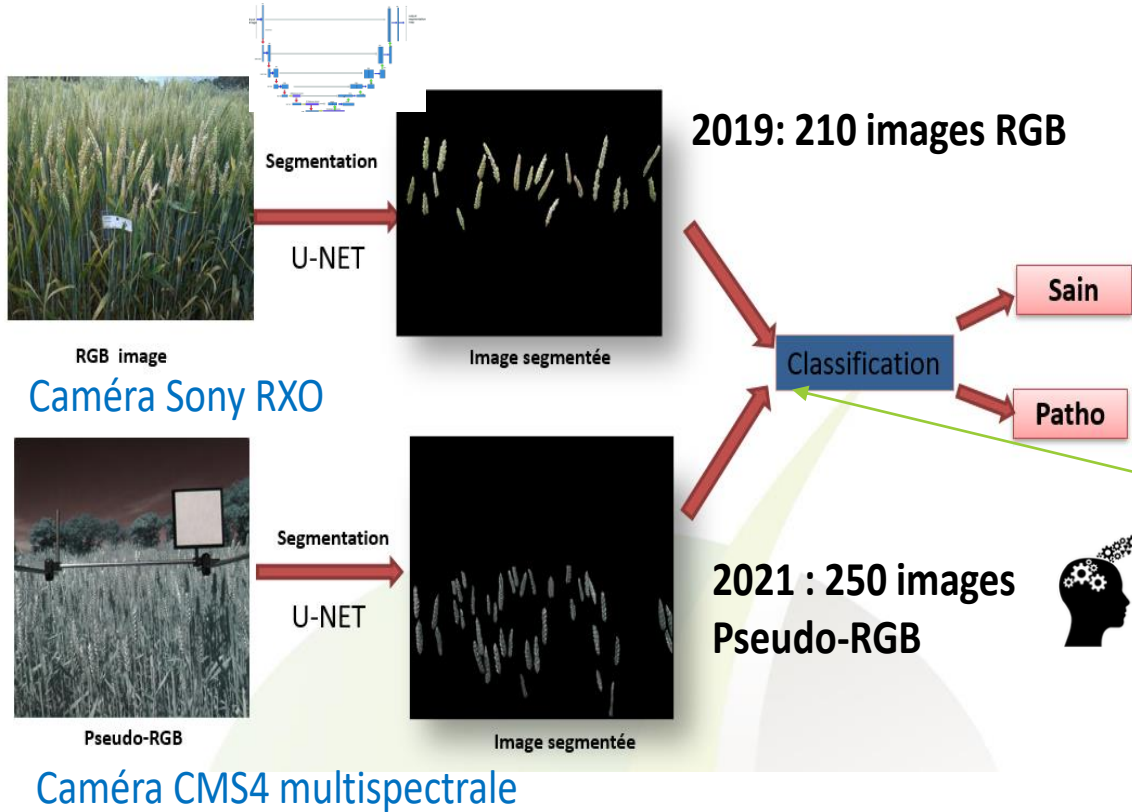


### Trépied

+ : facilement déplaçable  
- : entrée dans le parcelles, cadre plus fluctuant



# 5 a) Segmentation des épis au champ par Deep learning (U-NET)



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

	Training	Validation	Test
RGB	$0.83 \pm 0.03$	$0.79 \pm 0.02$	$0.75 \pm 0.02$
Pseudo-RGB	$0.78 \pm 0.01$	$0.75 \pm 0.02$	$0.71 \pm 0.02$
<b>Fine tuning</b>	<b><math>0.88 \pm 0.03</math></b>	<b><math>0.84 \pm 0.02</math></b>	<b><math>0.79 \pm 0.03</math></b>



Fine tuning : transfert de poids du modèle RGB vers multispectral

- Utilisation du réseau de neurones convolutionnel U-NET pour segmenter les épis.
- Meilleur modèle de segmentation par Fine Tuning
- Qualité de la segmentation fonction du respect du protocole d'acquisition & vecteur

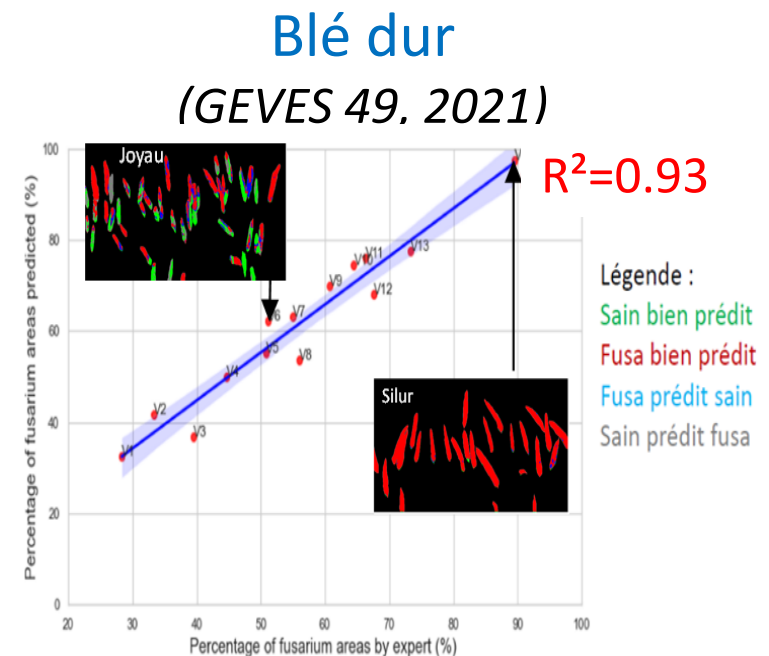
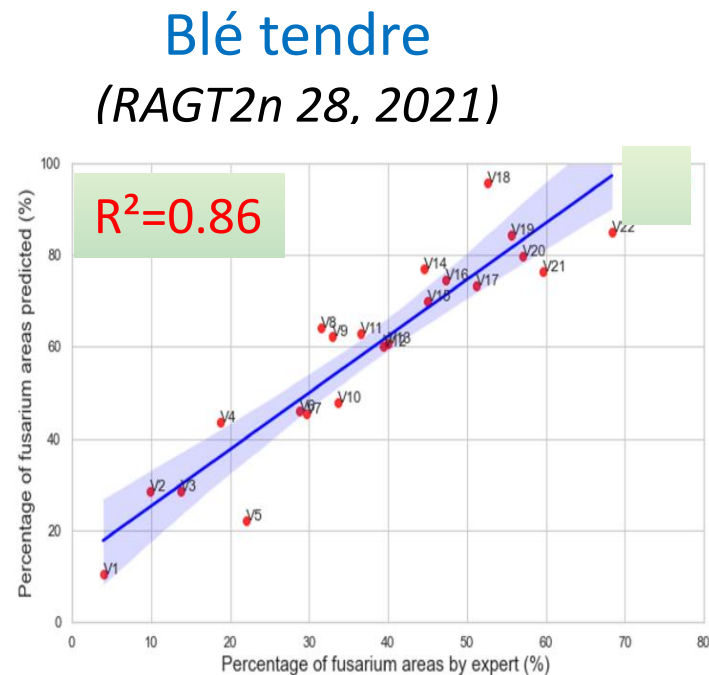




## 5 b) Modèles de machine learning pour la discrimination de la fusariose au champ

### 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



## 5 b) Modèles de machine learning pour la discrimination de la fusariose au champ

### 2022 : Panel élargi à 7 sites avec 603 images

Comparaison des modèles 2021/ 2021-22 avec les données 2021-2022.

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

- **Blé tendre** : modèle retenu  
Fine Gaussian SVM 2021
- **Triticale et blé dur** : modèle  
Fine Gaussian SVM 2021-2022
- **Variabilité des performances selon les lieux**
- Meilleure corrélation dans les sites à plus forte pression fusariose

Espèces	Sites	VP en %	FN en %	FP en %	VN en %	Précision	Rappel	Justesse	R <sup>2</sup> (annotations)
Blé dur	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
Blé tendre	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



- **Avancement sur la mise à disposition d'un nouvel outil de phénotypage, en utilisant l'imagerie multispectrale**, porté par un vecteur piéton pour évaluer le comportement de la résistance variétale à la fusariose
  - **Identification de 4 longueurs d'ondes dans le visible et le proche -infra-rouge, permettant de discriminer les pixels sains des pixels fusariés.**
  - **Transfert dans la caméra CMS4 multispectrale, avec validation de la spécificité**
  - **Performances variables des algorithmes au champ par deep learning pour segmenter les épis et par machine learning pour discriminer la fusariose, avec le modèle Fine Gaussian SVM.**
    - **Meilleures prédictions dans les essais à forte pression fusariose.**
    - **Annotations moins fiables pour les faibles pressions ?**
- **Poursuite du phénotypage des maladies des céréales par IA dans des projets UE en cours (H2020 Invite & Phenet)**



- Valérie Cadot, Nicolas Mascher, Jean-Philippe Maigniel
- Stagiaires ESIR Rennes : Duncan Sourdin, Jorick Célerier, Hugo Lammens
- CDD : Hadhami Garbougé, Julien Garnier

**Et tous les semenciers :**



Frederic Serre,  
Sylvie Roche,  
Pierre Desray



Pierre Roumet,  
Martin Ecarnot



**merci**



David  
Rousseau



Christelle Sablayrolle,  
Stéphane Porrez,