



**HAL**  
open science

# Phénotypage par analyse d'images RGB du taux de couverture du blé et des adventices durant la phase préfloraison : prédiction de la nuisibilité des adventices sur la biomasse du blé grâce à un modèle écophysologique simplifié

Victor Mignon

► **To cite this version:**

Victor Mignon. Phénotypage par analyse d'images RGB du taux de couverture du blé et des adventices durant la phase préfloraison : prédiction de la nuisibilité des adventices sur la biomasse du blé grâce à un modèle écophysologique simplifié. Sciences du Vivant [q-bio]. 2020. dumas-03120020

**HAL Id: dumas-03120020**

**<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03120020v1>**

Submitted on 25 Jan 2021

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

<p>Année universitaire : 2019-2020</p> <p>Spécialité : Ingénieur Agronome</p> <p>Spécialisation (et option éventuelle) :</p> <p>Science et Ingénierie du Végétal /Agrosystème : conception &amp; évaluation</p>	<p><b>Mémoire de fin d'études</b></p> <p><input checked="" type="checkbox"/> d'ingénieur de l'École nationale supérieure des sciences agronomiques, agroalimentaires, horticoles et du paysage (AGROCAMPUS OUEST), école interne de l'institut national d'enseignement supérieur pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement</p> <p><input type="checkbox"/> de master de l'École nationale supérieure des sciences agronomiques, agroalimentaires, horticoles et du paysage (AGROCAMPUS OUEST), école interne de l'institut national d'enseignement supérieur pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement</p> <p><input type="checkbox"/> d'un autre établissement (étudiant arrivé en M2)</p>
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**Phénotypage par analyse d'images RGB du taux de  
couverture du blé et des adventices  
durant la phase préfloraison :  
Prédiction de la nuisibilité des adventices sur la biomasse du blé  
grâce à un modèle écophysologique simplifié**

Par : Victor MIGNON

**Soutenu à RENNES le 17 septembre 2020**

**Devant le jury composé de :**

Président : Matthieu CAROF

Maître de stage : Christelle GEE

Enseignant référent : Christine BISSUEL

Autres membres du jury (Nom, Qualité)

Hervé NICOLAS, enseignant-chercheur à  
Agrocampus Ouest, UMR Sol Agro et  
hydrosystème Spatialisation

*Les analyses et les conclusions de ce travail d'étudiant n'engagent que la responsabilité de son auteur et non celle d'AGROCAMPUS OUEST*

## **REMERCIEMENTS :**

Je tiens à exprimer ici tous mes remerciements aux personnes qui m'ont aidé durant ce stage de fin d'étude.

J'adresse mes sincères remerciements à ma maîtresse de stage Madame Christelle Gée, pour m'avoir aidé, conseillé et accompagné durant ces six mois de recherche. Ses connaissances en agroéquipements et en agriculture de précision ont été très appréciables au cours de mes recherches. Je la remercie pour ses relectures, ses contacts précieux et pour ces agréables moments d'échanges techniques et humains.

Je tiens également à remercier Stéphane Cordeau pour m'avoir proposé ce stage et ses réponses fort constructives.

Je remercie Laurence Dujourdy pour son investissement dans la recherche statistique de mes données et pour ses réponses qui m'ont incontestablement permis d'avancer.

Je remercie Céline Colombet pour son accueil sur le site expérimental de Bretenière, ainsi que Rodolphe Hugard et Guillaume Poussou pour m'avoir accordé de leur temps lors des prises de vues aériennes et de la mise en place de l'essai expérimental.

Je remercie Emmanuel Denimal pour ses explications précises et sa collaboration dans ce projet.

Je remercie Annick Matejcek et Carole Reibel pour leur aide lors des manipulations aux laboratoires de l'INRAE.

Je remercie Christine Bissuel pour avoir répondu à mes questions et contribué à l'amélioration de mes écrits.

Enfin, je tiens à remercier Lucie et Thibaut pour m'avoir aidé avec R, et tout particulièrement je remercie ma famille pour leur soutien sans faille et leurs encouragements.

## **LISTE DES ABREVIATIONS :**

BM :	Biomasse
BMcum :	Biomasse cumulée
GNDVI :	Green Normalized Difference Vegetation Index
GPS :	Global Positioning System
INRAE :	Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement
LAI :	Leaf Area Index
NDVI :	Normalalized Difference Vegetation Index
NPCI :	Normalalized Pigment Chlorophyll Ratio Index
PAR :	Photosynthetically Active Radiation
RGB :	Red, Green, Blue
SAVI :	Soil Adjusted Vegetation Index
SIG :	Système d'Information Géographique
TC :	Taux de Couverture
TCadv :	Taux de Couverture des adventices
TCbLé :	Taux de Couverture du blé
UMR :	Unité Mixte de Recherche
VARI :	Visible Atmospheric Resistant Index
WP :	Weed Pressure

## **LISTE DES ILLUSTRATIONS :**

Figure 1 : Type de nuisibilité des adventices

Figure 2 : Nombre de pieds par mètre carré suffisants pour faire baisser le rendement de 5% en cultures céréalières pour plusieurs espèces d'adventices

Figure 3 : Les relations entre les différents vecteurs utilisés pour la télédétection et les échelles spatiales et temporelles d'étude

Figure 4 : Photographie des deux micro-parcelles de blé, avec les capteurs PAR<sub>0</sub> et la station d'acquisition contenue dans la boîte noire

Figure 5 : Photographie du bâti servant à la prise de vue

Figure 6 : Schéma de la localisation des quadrats prélevés et des zones photographiées pour les quatre dates

Figure 7 : Schéma du processus de séparation des pixels de sol et de végétation



Figure 8 : Schéma du processus de détection des feuilles d'adventices et de blé par l'algorithme de classification

Figure 9 : Schéma du fonctionnement du modèle utilisé dans cette étude

Figure 10 : Evolution du taux de couverture de blé (TCblé) de la parcelle Apache

Figure 11 : Evolution du taux de couverture des adventices (TCadv) de la parcelle Apache

Figure 12 : Evolution temporelle du taux de couverture du blé (TCblé), représentée avec des boxplots

Figure 13 : Evolution temporelle du taux de couverture des adventices (TCadv), représentée avec des boxplots

Figure 14 : Représentation du taux de couverture du blé (TCblé) en fonction du taux de couverture des adventices (TCadv) pour les parcelles Apache et Rubisko aux quatre périodes

Figure 15 : Ecart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle pour chaque image des zones 1, des parcelles Apache et Rubisko

Figure 16 : Représentation de l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle en fonction du taux de couverture d'adventices, pour les zones 1 des parcelles Apache et Rubisko

Figure 17 : Représentation de l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle en fonction du taux de couverture de blé à la période 1, pour les zones 1 des parcelles Apache et Rubisko

Figure 18 : Localisation des zones de blé à faible croissance et des zones fortement peuplées par les adventices, pour les zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko, après traitement d'un algorithme de classification

Figure 19 : Comparaison de l'influence de deux modes d'échantillonnage des zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko, sur le taux de couverture du blé et le taux de couverture des adventices

Tableau 1 : Présentation de quelques indices de végétation utilisés en télédétection

Tableau 2 : Descriptions des équations utilisées dans le modèle de croissance

Tableau 3 : Présentation des variables calculées à partir du traitement informatique de discernement des pixels de blé et d'adventices

Tableau 4 : Présentations des formules utilisées pour attribuer des notes aux zones de blé et d'adventices des micro-parcelles Apache et Rubisko

Tableau 5 : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture de blé de la parcelle Apache**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées

Tableau 6 : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture de blé de la parcelle Rubisko**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées



## **LISTE DES ANNEXES :**

Annexe I : Analyse de sol du site expérimental d'Agrosup Dijon, 2014

Annexe II : Liste des différents indices de végétation utilisés pour différencier le sol de la végétation

Annexe III : Evolution du **weed pressure (WP) de la parcelle Apache**

Annexe IV : Evolution **du taux de couverture de blé (TCblé) de la parcelle Rubisko**

Annexe V : Evolution du **taux de couverture des adventices (TCadv) de la parcelle Rubisko**

Annexe VI : Evolution du **weed pressure (WP) de la parcelle Rubisko**

Annexe VII : Evolution temporelle du WP, représentée avec des boxplots

Annexe VIII : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture des adventices de la parcelle Apache**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées

Annexe IX : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture des adventices de la parcelle Rubisko**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées





# TABLE DES MATIERES :

<b>INTRODUCTION :</b> .....	1
<b>ETAT DE L'ART :</b> .....	2
<b>I. Les adventices dans les cultures et leur nuisibilité :</b> .....	2
A. Définition de l'adventice : .....	2
B. La nuisibilité causée par les adventices : .....	2
C. Estimer et caractériser la nuisibilité des adventices sur les cultures : .....	3
<b>II. Des outils pour détecter les adventices au champ :</b> .....	4
A. Vers une agriculture dite de précision : .....	4
B. La télédétection et l'utilisation d'indices appliqués à l'agronomie : .....	4
C. Quels outils permettent de détecter et de recenser les adventices ? : .....	5
1. La proxidtection : .....	5
2. La télédétection aérienne : .....	6
3. La télédétection satellitaire : .....	7
<b>III. L'apport des modèles et algorithmes pour la gestion des adventices :</b> .....	7
A. La reconnaissance informatique des adventices : .....	7
1. Adventices dans les inter-rangs de culture : .....	7
2. Adventices sur les rangs de culture : .....	8
3. Utilisation de l'intelligence artificielle : .....	8
B. Modélisation du développement monospécifique d'adventices : .....	9
C. Modélisation d'un peuplement plurispécifique d'adventices au sein de cultures : .....	9
<b>MATERIEL ET METHODES :</b> .....	10
<b>I. Dispositif expérimental mis en place en 2018 :</b> .....	10
A. Parcelles et matériel végétal : .....	10
B. Les différentes mesures réalisées : .....	10
1. Mesures de l'environnement et protocole mis en place : .....	10
2. Mesures destructives et comptages réalisés : .....	11
C. Acquisition d'images numériques : .....	11
<b>II. Traitement algorithmique des images :</b> .....	12
A. Segmentation de la végétation et du sol : .....	12
B. Utilisation d'une classification supervisée : .....	12
<b>III. Modèle écophysiological :</b> .....	13
A. Un modèle de croissance simple, au potentiel : .....	13
B. Equations utilisées : .....	13
<b>IV. Analyse statistique :</b> .....	14
A. Définition des variables et facteurs : .....	14
B. Algorithmes de mise en évidence des zones à risque : .....	15



<b>RESULTATS :</b>	15
<b>I. Peuplement du blé et des adventices :</b>	15
A. Représentation visuelle de l'évolution spatiale et temporelle du peuplement des micro-parcelles :	15
B. Analyse quantitative de l'évolution spatiale et temporelle du peuplement des micro-parcelles :	16
C. Mesurer l'hétérogénéité du peuplement :	16
<b>II. Utilisation d'un modèle écophysologique pour prédire l'influence des adventices :</b>	17
A. Modélisation de la croissance du blé :	17
B. Influence des adventices sur l'écart entre la biomasse réelle et la biomasse prédite :	17
C. Variables pouvant expliquer l'écart au modèle :	18
<b>III. Mettre en évidence des zones intra parcellaires à risques :</b>	18
A. Représentation graphique des zones à risques :	18
B. Influence de la stratégie d'échantillonnage sur l'information intra parcellaire :	19
<b>DISCUSSION :</b>	19
<b>I. Des peuplements de blé et d'adventices hétérogènes :</b>	19
A. L'apport d'une représentation visuelle de l'évolution spatiale et temporelle des peuplements des micro-parcelles :	19
1. Localisation spatiale :	19
2. Evolution temporelle :	20
B. Analyse quantitative de l'évolution spatiale et temporelle :	20
C. L'hétérogénéité mise en évidence par l'analyse de variance :	21
D. Les adventices présentes n'ont pas majoritairement nui au développement du blé :	21
<b>II. Utilisation d'un modèle écophysologique pour prédire l'influence des adventices :</b>	22
A. Un modèle trop éloigné de la réalité :	22
B. L'influence de la variable d'entrée masque l'influence des adventices :	22
<b>III. Les premiers pas vers l'utilisation du drone et la conception d'un outil d'aide à la décision :</b>	23
A. Représenter graphiquement les zones à risques :	23
B. Influence de la stratégie d'échantillonnage sur la l'information intra parcellaire :	24
<b>CONCLUSION :</b>	24
<b>BIBLIOGRAPHIE :</b>	25



# INTRODUCTION :

Le monde agricole a toujours été confronté à de nombreux stress et bio-agresseurs. L'utilisation de produits phytosanitaires de synthèse a permis d'augmenter les rendements de blé de 55 quintaux par hectare entre 1945 et 1995 (GNIS, Unigrains, 2018) en minimisant l'impact des bio-agresseurs sur les grandes cultures. Cependant, le contexte agro-environnemental a beaucoup évolué ces dernières années avec l'apparition de nouvelles lois, la perception des produits pesticides par la société ou encore l'impact du changement climatique sur les cultures. Ainsi l'agriculture française va devoir faire face à une réduction de l'utilisation de produits phytosanitaires comme le prévoit le plan Ecophyto II+, avec notamment un probable retrait du glyphosate. Les adventices sont les bio-agresseurs qui engendrent les baisses de rendement les plus importantes, et actuellement, le moyen de lutte le plus courant est l'application homogène d'herbicides. Cependant, la nuisibilité des adventices dans les cultures varie dans l'espace et dans le temps. Connaître et quantifier la répartition spatiale et temporelle des adventices semble être nécessaire si l'on veut réduire l'utilisation des produits phytosanitaires pour ne traiter que les zones infestées aux dates optimales.

Estimer la nuisibilité des adventices grâce à des capteurs professionnels utilisant les technologies multispectrales, infrarouges ou radars a déjà été prouvé mais reste peu utilisé par les agriculteurs. Les progrès technologiques de ces dernières années ont permis de rendre abordables des technologies d'imagerie haute définition embarqués sur des vecteurs variés tels que les drones ou les smartphones. Le développement d'outils d'aide à la décision utilisant des images RGB provenant d'un smartphone ou d'un drone grand public dans le but de prédire les zones les plus impactées par les adventices permettrait d'être utilisés par de nombreux agriculteurs, et de réduire les interventions de désherbage.

Ce stage utilise les données acquises en 2018 par Josselin Merienne, sous la direction de Christelle Gée et d'Annabelle Larmure. Il a pour but de savoir si l'utilisation de photographies RGB de 12 MégaPixels, acquises par un appareil photo numérique à quatre dates lors du tallage du blé, permet de suivre les peuplements de blé et d'adventices, et la nuisibilité de ces dernières dans des micro-parcelles. Ce stage vise également à fonder les bases d'un outil d'aide à la décision utilisant des images RGB, et de proposer des pistes d'amélioration dans la mise en place de parcelles expérimentales suivies par prises de vue numérique.

De ce fait nous pouvons nous demander s'il est possible d'utiliser des photographies RGB d'une parcelle de blé afin de caractériser les peuplements du blé et des adventices ? L'utilisation d'un modèle écophysiological simplifié permet-elle de quantifier la nuisibilité des adventices ?

Les hypothèses élaborées vis-à-vis de cette problématique sont que les zones fortement peuplées en adventices sont des zones où le blé se développera moins bien à cause de la nuisibilité de ces dernières. On suppose également que cette nuisibilité sera responsable d'une partie de l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé modélisée. Enfin on suppose que les informations sur les peuplements des micro-parcelles sont plus précises en utilisant l'ensemble des images prises en 2018, qu'en utilisant une partie de ces dernières.

Afin de répondre à cette problématique, l'état de l'art sur la nuisibilité des adventices, les méthodes d'observation et d'identification numériques des végétaux, et l'utilisation de la modélisation seront abordés dans un premier temps. La deuxième partie sera consacrée au matériel et aux méthodes employés dans cette étude. Les résultats sur la caractérisation des peuplements des parcelles, de la prédiction de la nuisibilité des adventices et de l'application possible de ces recherches seront présentés dans une troisième partie. La dernière partie consistera en une discussion de ces résultats.

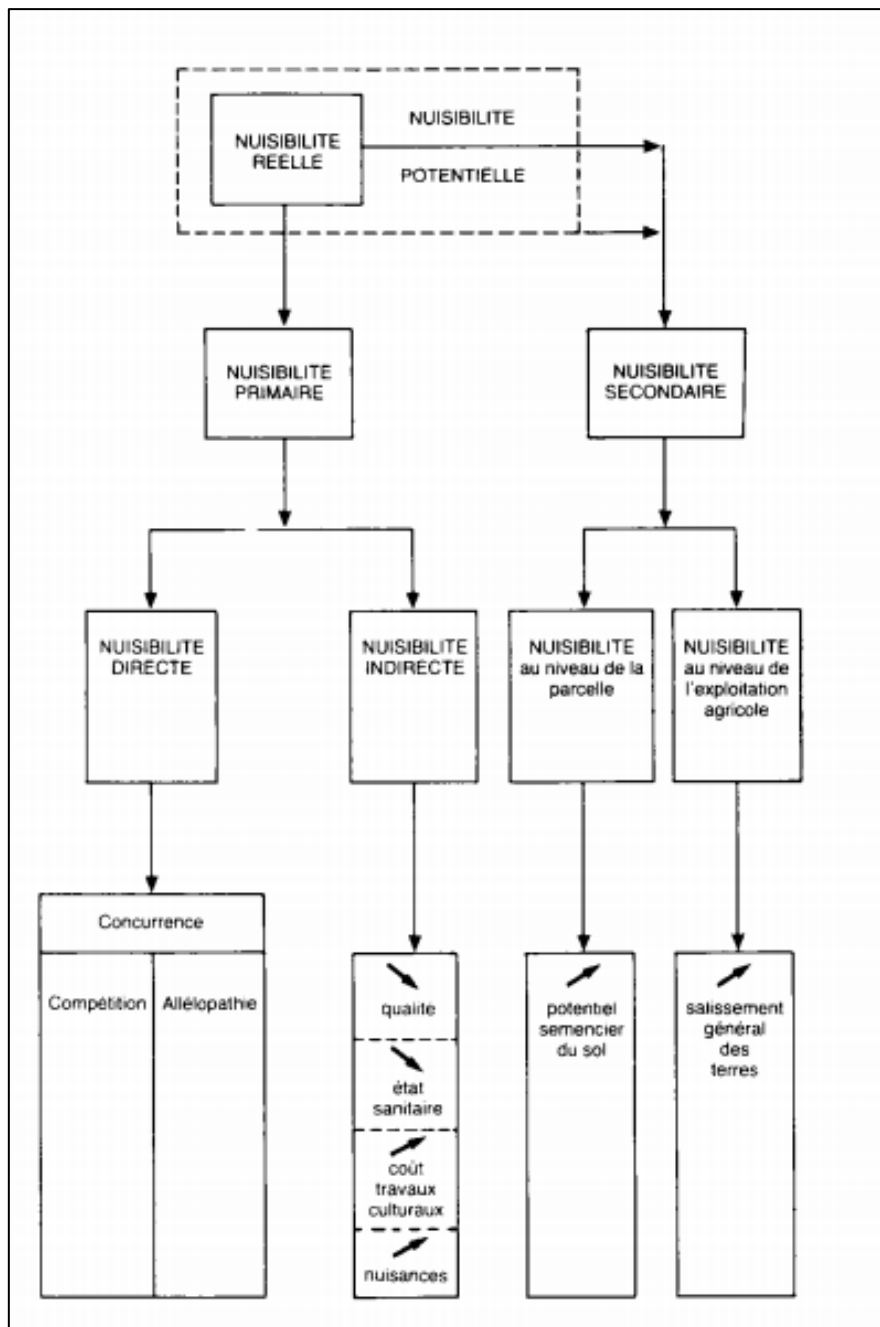


Figure 1 : Type de nuisibilité des adventices (Caussanel, 1989)

# ETAT DE L'ART :

Toutes les cultures doivent faire face à de nombreux stress tout au long de leur développement, responsables de pertes de rendement et donc de pertes économiques. Ces stress peuvent être abiotiques et/ou biotiques. Les différentes pressions biotiques peuvent être catégorisés en trois groupes de bio agresseurs : les pathogènes, les ravageurs et les adventices composé des monocotylédones, dicotylédones et des plantes parasites (Oerke, 2006). Nous allons étudier ici spécifiquement le groupe des adventices et leur impact sur les cultures. Nous verrons comment il est possible de les détecter dans les parcelles et enfin comment la modélisation de la croissance du blé prend en compte les adventices.

## I. Les adventices dans les cultures et leur nuisibilité :

### A. Définition de l'adventice :

Le terme d'adventice désigne des plantes qui se développent spontanément dans des milieux modifiés par l'homme et qui sont indésirables (Godinho, 1984). Au sein des cultures elles sont également qualifiées comme des plantes dont les contraintes sont supérieures aux services qu'elles peuvent apporter dans l'agrosystème (Cordeau et al., 2016). Ces plantes peuvent être des espèces non cultivées par l'agriculteur provenant du stock semencier de la parcelle ou de l'extérieur, mais aussi des repousses des cultures précédentes qui vont impacter la qualité et la quantité de la récolte. Bien que les adventices soient les bio agresseurs les mieux contrôlés avec notamment une réduction de 75% de leur nuisibilité dans les cultures les plus communes (Oerke, 2006), il a été estimé en 2009 qu'elles furent responsables de la perte de 380 millions de tonnes de blé (ANON., 2009).

En France, une très grande diversité d'adventices peut être observée dans les cultures, mais on peut dénombrer une trentaine d'espèces majeures du fait de leur forte fréquence d'occurrence (Fried, 2007). Chaque espèce d'adventices a une période de levée spécifique, une profondeur de germination propre (Valantin-Morison et al., 2008) ainsi qu'une quantité de graines produites pouvant subsister un certain temps dans le sol. Les adventices peuvent être des plantes vivaces, annuelles ou encore pluriannuelles (Vacher, Metais, 2015).

### B. La nuisibilité causée par les adventices :

La nuisibilité des espèces d'adventices a été classée en plusieurs catégories dans la littérature française (Caussanel, 1989). Les deux grandes catégories sont la nuisibilité primaire et la nuisibilité secondaire (figure 1).

Dans la nuisibilité primaire, la nuisibilité directe fait référence à la concurrence entre les adventices et la culture se développant au même endroit et au même moment. La compétition pour les ressources comme la lumière, l'eau, les nutriments et l'espace nuit au développement optimal des cultures qui n'ont plus accès à l'ensemble des ressources disponibles au niveau de la parcelle (Kaur et al., 2018). Cette compétition peut être divisée en compétition aérienne et en compétition souterraine (Satorre, Snaydon, 1992). La quantité de ressources disponibles ainsi que la densité d'adventices et leurs capacités à prélever ces ressources vont impacter le niveau de compétition (Bleasdale, 1960). L'allélopathie fait également partie de la nuisibilité primaire directe des adventices sur les cultures. Ce phénomène est caractérisé par la libération de composés chimiques dans l'environnement par une plante, engendrant directement ou



Gaillet	1.8
Folle avoine	5.3
Coquelicot	22.0
Matricaire	22.0
Ray-Grass	25.0
Vulpin	26.0
Stellaire	26.0
Véronique de Perse	26.0
Véronique F de L	44.0
Lamier	44.0
Myosotis	66.0
Pensée	133.0
Alchémille	133.0

Figure 2 : Nombre de pieds par mètre carré suffisants pour faire baisser le rendement de 5% en cultures céréalières pour plusieurs espèces d'adventices (source : Bonin et al., 2019)

indirectement des effets positifs ou négatifs sur une autre plante (Weston, Duke, 2003). Les effets de l'allélopathie varient en fonction de chaque espèce et sont plus ou moins marqués. Elles peuvent générer un phénomène d'allélopathie vers les cultures, en diminuant la germination, et les cultures peuvent aussi exercer ce phénomène vers les adventices, réduisant leur nuisibilité (Kadioglu, Yanar, 2004).

La nuisibilité primaire indirecte correspond à la baisse de qualité des récoltes par les adventices présentes dans les cultures ou les parcelles, par une contamination avec des graines ou fragments de végétaux indésirables. Les adventices peuvent poser problème aux agriculteurs au moment des récoltes à cause d'une taille trop importante (Bastiaans, Kropff, 2017), ou de leur stade de développement. Certaines espèces d'adventices de la famille des graminées peuvent favoriser la propagation de maladies comme l'ergot du seigle et contaminer la récolte en infectant les grains (Romer et al., 2013). Les adventices servent d'hôtes à de nombreux bio agresseurs comme les virus, bactéries, champignons et insectes (Touré et al., 2018).

La nuisibilité secondaire se traduit par la constitution d'un stock de semences d'adventices dans les parcelles occasionnant une nuisance pour les futures cultures implantées. Ce stock de graines provient principalement des adventices déjà présentes au sein de la culture, qui se sont développées et ont atteint leur maturité, et une partie du stock provient d'adventices externes à la parcelle, dont les graines ont été dispersées (Benvenuti, 2007).

### C. Estimer et caractériser la nuisibilité des adventices sur les cultures :

Afin de réaliser de façon raisonnée les travaux de désherbage (chimiques ou mécaniques), il est nécessaire de connaître quelles adventices sont présentes sur la parcelle, et à quel point ces dernières sont nuisibles pour la culture. Le seuil de nuisibilité d'une adventice peut être défini comme le niveau d'infestation à partir duquel il devient économiquement rentable de désherber (Caussanel, 1989).

Un seuil à partir duquel on observe une baisse de rendement de cinq pourcents dans les cultures de céréales à paille, dont le blé, a pu être calculé (Bonin et al., 2019). Il utilise comme indicateur le nombre de pieds d'adventices par mètre carré (figure 2). En fonction des espèces, le seuil de nuisibilité est très variable. Le gaillet (*Galium aparine*) est une dicotylédone qui impacte fortement les céréales à pailles (Ducourthial et al., 2016) et seulement 1,8 pieds par mètre carré suffisent pour faire baisser significativement le rendement des céréales à pailles (figure 2). Cependant dans de nombreuses études (Caussanel, 1989 ; Wilson, Wright, 1990), l'indicateur n'a été calculé que pour une seule espèce d'adventice à la fois ou bien pour l'espèce majoritairement présente et nécessite un comptage au stade pertinent.

D'autres indicateurs peuvent traduire la nuisibilité des adventices, comme la biomasse (Gaudet, Keddy, 1988 ; Milberg, Hallgren, 2004). Les espèces adventives à la biomasse totale élevée ou à la forte contribution de biomasse aux tiges sont décrites comme les plus impactantes pour le blé, réduisant sa hauteur et sa biomasse (Dutoit et al., 2001). La surface foliaire relative peut également être utilisée (Acker et al., 1997) en complément de modèles pour prédire la perte de rendement. Ces indicateurs peuvent permettre de mieux estimer les pertes de rendements mais à la différence de la densité d'adventices, ils nécessitent des mesures destructives coûteuses et longues, non réalisables par les agriculteurs. Des méthodes d'estimations visuelles de la couverture du sol par les adventices ont également été développées (Florez et al., 1999 ; Neeser et al., 2000) mais leur précision varie en fonction des observateurs. La combinaison de plusieurs de ces indicateurs permet de mieux expliquer la nuisibilité directe et la perte de rendement (Cordeau et al., 2018) et ainsi d'obtenir plus d'informations pour désherber en conséquence.



Des modèles peuvent également aider à prévoir la nuisibilité des adventices à partir de plusieurs variables d'entrée renseignées par l'utilisateur (voir partie III).

## **II. Des outils pour détecter les adventices au champ :**

Obtenir des informations précises sur le peuplement en adventices d'une parcelle agricole a de nombreux avantages. Cela permet de savoir s'il est nécessaire de réaliser un travail de désherbage (mécanique ou chimique) en fonction de l'état de salissure de la parcelle et de l'efficacité des traitements précédents. En connaissant les zones infestées, les traitements peuvent être appliqués de façons localisées. Ces différents avantages permettent à la fois de réduire le temps de travail et les coûts liés au désherbage mais aussi de réduire l'utilisation des produits phytosanitaires.

### **A. Vers une agriculture dite de précision :**

L'agriculture traditionnelle se base principalement sur une analyse globale du champ afin d'appliquer un même traitement ou travail sur celui-ci (Brisco et al., 1998). Avec l'apparition de nouvelles technologies et d'outils informatiques puissants à la fin du XX<sup>e</sup> siècle, une nouvelle forme d'agriculture a commencé à émerger : l'agriculture de précision. Cette dernière utilise les technologies d'information et de communication (capteurs à courte ou longue portée, géolocalisation, modélisation...) afin de caractériser la variabilité spatiale et temporelle de la parcelle (King, 2007 ; Zwaenepoel, Le Bars, 1997). En fonction de cette variabilité, l'agriculteur peut moduler les intrants et les interventions dans un but économique, environnemental et de rentabilité. Zwaenepoel et Le Bars définirent ce concept en 1997 par « la bonne intervention au bon endroit et au bon moment ».

Ce mode de production nécessite à la fois des outils pouvant délivrer des données précises spatialement pour créer des cartes de mesures physiques, et des agroéquipements compatibles pouvant moduler les doses. Les données recueillies traduisant la variabilité spatiale et temporelle concernent principalement les caractéristiques topologiques et physico-chimiques des sols (Nicoullaud et al., 2007), le rendement de la culture, le couvert végétal et les itinéraires techniques réalisés. Ces informations sont ensuite traitées par des Systèmes d'Information Géographique (SIG), afin de produire des cartes. Ces dernières peuvent représenter des données factuelles, mais également servir de cartes de préconisation en utilisant des modèles agronomiques (Zwaenepoel, 2000).

Dans l'optique de pouvoir lutter contre les adventices de façon raisonnée, nous allons présenter les principaux outils permettant de recueillir des informations sur l'état d'un couvert végétal et plus particulièrement sur le peuplement d'adventices dans une parcelle.

### **B. La télédétection et l'utilisation d'indices appliqués à l'agronomie :**

La télédétection ou « remote sensing » en anglais, est un terme global qui désigne l'étude d'objets et l'acquisition de données sans contact entre l'objet étudié et l'outil d'acquisition (Campbell, Wynne, 2011). L'outil d'acquisition est composé d'un capteur (très souvent optique) et d'un vecteur sur lequel est fixé le capteur. Deux facteurs principaux vont définir le capteur : la résolution spatiale et la résolution spectrale. La résolution spatiale est liée à la dimension du plus petit élément qu'il est possible de détecter. Elle peut aller de l'ordre du kilomètre jusqu'à l'ordre du millimètre en fonction du type de capteur et du vecteur utilisé. La

Tableau 1 : Présentation de quelques indices de végétation utilisés en télédétection, (d'après Gitelson et al., 2002 ; Huete, 1988 ; Wójtowicz et al., 2010)

Indice	Formule	Principales utilisations	Vecteurs principaux
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	Déterminer le stade de développement et la biomasse	Aérien, satellite
Green Normalized Difference Vegetation Index	$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	Prédiction de rendement (maïs)	Aérien
Soil Adjusted Vegetation Index	$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - Red)}{NIR + Red + L}$ Avec L facteur d'ajustement du sol	Isoler la végétation du sol	Aérien
Visible Atmospheric Resistant Index	$VARI = \frac{Green - Red}{Green + Red - Blue}$	Diminuer l'influence de l'atmosphère	Satellite
Normalized Pigment Chlorophyll Ratio Index	$NPCI = \frac{Red - Blue}{Red + Blue}$	Evaluer la concentration de chlorophylle foliaire	Terrestre

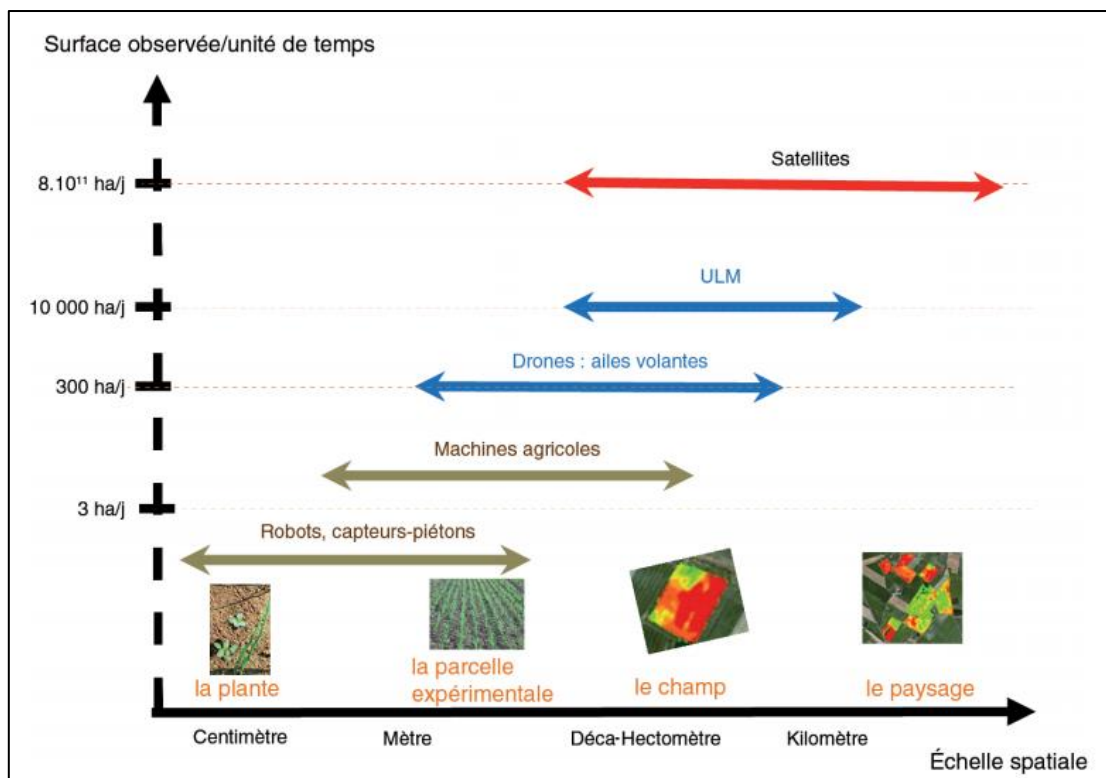


Figure 3 : Les relations entre les différents vecteurs utilisés pour la télédétection et les échelles spatiales et temporelles d'étude. Source : (Gée et al., 2018)

résolution spectrale dépend de la finesse des fenêtres de longueurs d'ondes que le capteur peut utiliser, pour analyser la radiance réfléchie (Wójtowicz et al., 2010). Plus les fenêtres de longueur d'onde seront étroites, plus la résolution sera bonne. Selon le capteur, la partie du spectre électromagnétique utilisée peut aller du visible (450 nm à 750 nm) aux proches infrarouges (750 nm à 1000 nm), voire aux infrarouges lointains (>1000nm) afin de détecter certaines maladies.

Les capteurs peuvent être actifs, en émettant eux-mêmes leur propre source de rayonnement et en analysant le retour de ces derniers comme les radars, ou bien passifs en analysant seulement les ondes qu'ils reçoivent (Boisvert et al., 1996). Chaque objet éclairé par la lumière du soleil renvoie un flux lumineux qui va être capté par les capteurs, principalement passifs en agronomie. En fonction de l'intensité des bandes spectrales qui composent ce flux lumineux, il est possible de discriminer la végétation du sol en calculant différents indices (Meyer, Neto, 2008). Dans le domaine du visible, un indice fréquemment utilisé pour quantifier la présence de végétation est le « Excess Green Index » proposé par Woebbecke et al. (1995). Pour les longueurs d'onde infrarouge, l'indice NDVI pour Normalized Difference Vegetation Index est le plus courant.

Cet indice est devenu le plus utilisé pour discriminer la végétation mais il reste sensible à l'impact du type de sol présent et à l'atmosphère (Wójtowicz et al., 2010). De nombreux autres indices existent et les combiner peut permettre de palier à ces faiblesses (tableau 1). Le GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index) se calcule de la même manière que le NDVI mais utilise la réflectance du vert et non du rouge. Le SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) ou encore le VARI (Visible Atmospheric Resistant Index) sont des indices qui réduisent fortement l'impact du sol et de l'atmosphère sur la discrimination de la végétation. Le NPCI (Normalized Pigment Chlorophyll Ratio Index) est un indice qui utilise la réflectance du bleu et du rouge afin d'estimer la quantité de chlorophylle présente dans les feuilles (Wójtowicz et al., 2010). Cet indice peut notamment servir à mettre en évidence des zones infestées par les pucerons (Riedell, Blackmer, 1999). Cette liste non exhaustive d'indices montre l'étendue des possibilités d'utilisation en agronomie afin de mettre en évidence la variabilité de certains facteurs biotiques ou abiotiques dans les cultures.

### C. Quels outils permettent de détecter et de recenser les adventices ?

La télédétection intervient dans de nombreux domaines scientifiques, et en agronomie on peut distinguer trois catégories selon les vecteurs utilisés (Wójtowicz et al., 2010) :

- la proxidétéction ou télédétection rapprochée,
- la télédétection aérienne,
- l'imagerie satellitaire.

En fonction du vecteur et du capteur choisis, les données recueillies n'auront pas les mêmes finalités. Le choix du vecteur va avoir un impact sur la définition de l'image et sur la répétabilité des mesures (figure 3).

#### 1. La proxidétéction :

Le géoréférencement des adventices et la création de cartes d'infestation peuvent se faire au niveau du sol. Une méthode consiste à s'équiper d'une console permettant la saisie d'informations et d'une balise GPS puis de parcourir la parcelle à pied (Stafford et al., 1996). L'opérateur saisit sur la console des informations sur les caractéristiques des adventices présentes et la position géographique est enregistrée automatiquement de façon à pouvoir créer une carte de la parcelle où sont localisées les adventices. Cette carte est compatible avec des systèmes de pulvérisations localisées d'herbicides. Cette technique est très précise mais elle est



chronophage et nécessite et une bonne connaissance des adventices. Elle également réalisable avec des véhicules motorisés (Lutman et al., 1998).

Les engins agricoles peuvent être utilisés comme support pour les capteurs optiques, afin de réaliser des cartes de variabilité lors d'une intervention au champ ou bien de modifier en temps réel les doses de produits phytosanitaires appliqués (Varco et al., 2013 ; Villette et al., 2009). Le capteur optique est orienté vers l'avant de l'engin ou vers les côtés, et les informations sont traitées par un ordinateur embarqué. Grâce à l'utilisation de différents indices de végétations et d'algorithmes de reconnaissance, l'ordinateur peut identifier des zones probables avec une carence en nutriment ou la présence d'adventices. Il commande ensuite l'ouverture des buses de pulvérisation et leur débit afin de appliquer localement les produits phytosanitaires (Villette et al., 2009). Cette méthode est réalisable de façon autonome par les agriculteurs et ne nécessite pas de passages supplémentaires autres que ceux prévus pour les interventions. Des appareils autonomes et fixes peuvent aussi être utilisés pour de la télédétection. Par exemple, une tour munie d'une caméra pouvant pivoter verticalement et horizontalement a été créée afin de suivre l'évolution d'indices de la végétation de manière automatique et à intervalles de temps rapprochés (Ahamed et al., 2012).

Ces différents systèmes ont généralement une résolution spatiale très petite grâce à la proximité entre les capteurs et la parcelle, mais ne sont pas forcément applicables à l'échelle d'une exploitation entière car trop chronophages.

## 2. La télédétection aérienne :

Les vecteurs utilisés dans cette catégorie sont très variés, allant des avions aux aéronefs sans pilote (drones). Les aéronefs avec pilotes volent à une altitude comprise entre 300 et 1000 mètres afin d'avoir une résolution spatiale efficace (Huang, Chen, et al., 2018). L'appareil volant peut couvrir une grande surface rapidement tout en récoltant des informations sur les cultures. Bien, que cette technique permette de pouvoir transporter des capteurs de taille importante, elle tend à disparaître pour laisser place aux drones.

Les drones sont des aéronefs de taille variable, volant à une altitude comprise entre quelques mètres et 300 mètres (Huang, Chen, et al., 2018) selon le type de capteur embarqué. Une fois les coordonnées GPS de la parcelle entrées dans un logiciel, le drone réalise un survol autonome du champ tout en récoltant les données (Vigneau et al., 2016). Le pilote au sol peut également commander manuellement le drone afin de réaliser des opérations précises. Ces aéronefs peuvent être déclinés sous la forme d'ailes volantes, d'hélicoptères, de paramoteurs ou d'un ensemble composé d'une base et de plusieurs rotors (quatre, six ou huit en général) (Lan et al., 2010 ; Lejot et al., 2011 ; Peña Barragán et al., 2012 ; Gilliot et al., 2017). Ce type de vecteur offre plusieurs avantages comme la répétabilité des vols, le faible coût d'utilisation, la rapidité de mise en place et le peu de moyens humains mobilisés. Les capteurs embarqués peuvent être des caméras grand public n'utilisant que le spectre visible (Gómez-Candón et al., 2014 ; Torres-Sánchez et al., 2014) ou bien des capteurs plus multi-spectraux (plusieurs bandes spectrales) utilisant à la fois le spectre visible et les proches infrarouges (Peña et al., 2013).

Des cartes de localisation d'adventices ont ainsi pu être créées en utilisant les images prises par les drones et des algorithmes de reconnaissance qui arrivent à discerner les cultures des mauvaises herbes (Torres-Sánchez et al., 2013 ; Hung et al., 2014), voire à reconnaître les espèces (Huang et al., 2018). Grâce à la connaissance de l'emplacement et du type d'adventices, les traitements et pratiques de désherbages peuvent être localisés et ajustés afin de réduire l'utilisation d'intrant et d'augmenter l'efficacité du désherbage.





### 3. La télédétection satellitaire :

Ce dernier vecteur se situe entre 600 et 800 kilomètres d'altitude et peut délivrer une résolution spatiale de l'ordre de la dizaine de mètres au kilomètre (Huang, Reddy, et al., 2018). En 2004 le satellite Formosat-2 a été mis en orbite et a été opérationnel jusqu'en 2016. Ce satellite avait une résolution spatiale de deux mètres en panchromatique (utilisation de longueurs d'ondes entre 400 et 700 nm, donnant une image en noir et blanc ou niveaux de gris) et de huit mètres en multispectral. Ce satellite offrait la possibilité de couvrir des zones de 24 par 24 kilomètres à chaque prise d'images, de façon journalière (Chang et al., 2013).

A ce jour les données de télédétection européennes proviennent des satellites Sentinel-2 et servent à la recherche scientifique. Faisait partie du programme Copernicus dirigé par l'ESA (European Space Agency), Sentinel-2a et Sentinel-2b sont deux satellites mis en orbite en 2015 et 2017 qui fournissent des images haute résolution et à large couverture (ESA, 2020). Le capteur utilisé est un capteur multispectral de 13 bandes, offrant une résolution spatiale comprise entre dix et soixante mètres en fonction des bandes. Grâce aux deux satellites tournant en opposition, chaque partie de la Terre peut être photographiée tous les cinq jours, et tous les deux à trois jours sous les latitudes de la France, si la couverture nuageuse le permet. L'emploi de ces satellites peut permettre de suivre l'évolution du développement d'une culture (Solano-Correa et al., 2017), de mettre en évidence des zones carencées (Delloye et al., 2018) ou encore avec de fortes infestations d'adventices (Ottosen et al., 2019). Bien que ce moyen de télédétection ne nécessite aucun déplacement sur le terrain, il reste très dépendant de la météo car la couverture nuageuse peut obstruer la prise de vue.

## III. L'apport des modèles et algorithmes pour la gestion des adventices :

Nous allons aborder ici les différents algorithmes utilisés dans la reconnaissance d'adventices à partir d'images ainsi que des modèles écophysologiques utilisés afin d'apporter une aide pour la gestion des adventices et la croissance des cultures.

### A. La reconnaissance informatique des adventices :

Les algorithmes sont des suites d'opérations et de calculs qui permettent de répondre à une problématique formulée par l'opérateur. Dans le cadre de la reconnaissance d'adventices dans une culture, plusieurs mécanismes et procédés sont utilisés afin de discriminer ces plantes. Certains algorithmes se basent sur l'information spectrale en utilisant des indices de végétation différents (voir II. a.) afin de discriminer les peuplements ou les espèces du reste de la scène (cailloux, sol, ...), d'autres utilisent la périodicité spatiale et se basent sur les rangs de semis afin d'identifier les adventices dans l'inter-rangs des cultures. Quelques-unes de ces méthodes vont être présentées ici.

#### 1. Adventices dans les inter-rangs de culture :

L'une des méthodes les plus communes permettant d'identifier les rangs de culture est l'utilisation de la transformée de Hough (Hough, 1962 ; Montalvo et al., 2012). Elle se base sur une transformation de l'espace de représentation de l'image, en passant d'un espace de représentation cartésien à un espace de représentation polaire. Dans un espace cartésien, une droite est définie par une infinité de points alors que dans un espace de représentation polaire, cette droite sera représentée par un unique point de coordonnées  $(\theta, \rho)$  où  $\theta$  est un angle et  $\rho$  une distance (Louargant, 2016). Après une transformation de l'image RGB en niveau de gris, les rangs de cultures peuvent être identifiés rapidement, même en cas de discontinuité du rang,



permettant son utilisation en temps réel grâce à des caméras embarquées sur les engins agricoles. Grâce aux indices de végétation qui permettent de discriminer la végétation du sol, plusieurs classes de pixels sont créées : les pixels appartenant à la végétation et ceux appartenant au sol. Les pixels de végétation n'appartenant pas aux rangs de cultures sont classés comme des pixels d'adventices. (Jones et al., 2009 ; Piron et al., 2011).

De nombreuses cultures ont une périodicité dans leurs rangs et des méthodes d'analyses fréquentielles peuvent également être utilisées afin de détecter les rangs de culture. La transformée de Fourier utilisée avec un filtre Gabor sur les images permet de déterminer la période de répétition des rangs et l'angle d'orientation (Vioix et al., 2002). Si les images sont prises en perspective, la transformée en ondelettes peut permettre d'identifier les rangs. Ces techniques sont efficaces pour détecter les adventices lorsque les inter-rangs sont bien espacés mais elles n'identifient pas les adventices présentes sur les rangs de culture ou lorsque la culture est trop développée.

## 2. Adventices sur les rangs de culture :

Les adventices présentes sur les lignes de semis nécessitent d'utiliser plusieurs méthodes conjointes. Différents indicateurs peuvent être calculés à partir des images comme la réflectance des espèces, leur hauteur, leur morphologie ou la texture (Piron et al., 2011). La détermination de la forme se base sur plusieurs indicateurs pour chaque objet, comme l'aire, la longueur, la largeur ou le squelette. Certains indices calculés à partir de ces mesures et utilisés avec des méthodes statistiques peuvent ainsi permettre de différencier les adventices des céréales (Pérez et al., 2000). De plus il est primordial de mesurer au préalable les caractéristiques de nombreuses plantes des différentes catégories afin de pouvoir obtenir des valeurs de références. La texture est mesurée avec des motifs correspondant à des niveaux de luminosité qui se répètent dans différentes directions de l'image. A partir d'une image en niveaux de gris, l'utilisation de matrices de cooccurrence permet de traduire la répétabilité des pixels qui ont les mêmes niveaux de gris. La combinaison de plusieurs indicateurs et méthodes permet d'obtenir des résultats plus précis (Gée et al., 2018).

## 3. Utilisation de l'intelligence artificielle :

Certains procédés de reconnaissance d'adventice utilisent dorénavant l'intelligence artificielle (Bah et al., 2018) en utilisant par exemple des réseaux de neurones profonds (deep learning) et la capacité d'apprentissage des ordinateurs. Les réseaux de neurones sont des ensembles d'opérations réparties en plusieurs couches, avec une couche d'entrée comportant autant de neurones que de données à classer, une couche de sortie avec le même nombre de neurones que de classes et des couches intermédiaires, cachées. Les neurones présents dans les couches intermédiaires appliquent des fonctions de combinaison et de transfert pour calculer une sortie, qui initialisera la couche suivante (Louargant, 2016). Les classifications automatiques réalisées à chaque étape peuvent se faire selon la morphologie des formes présentes dans les images, les couleurs ou d'autres indicateurs statistiques (k-moyennes) (Zhao et al., 2013). Ces réseaux de neurones ont besoin d'être entraînés grâce à un jeu de données prédéfini (dit jeu d'apprentissage) créé par l'expérimentateur où les classifications correctes ont été faites. En fonction des succès et échecs du réseaux de neurones, différents paramètres sont retenus ou modifiés automatiquement dans les fonctions des couches intermédiaires à chaque cycle d'évaluation (Aitkenhead et al., 2003). Plusieurs milliers de cycles de tests sont parfois nécessaires afin d'avoir des fonctions de classification optimales. Plusieurs types de discrimination peuvent être appliquées dans ces algorithmes comme des matrices de cooccurrence d'images, des spectres de réflectance avec des résultats pouvant atteindre 98,1 % de réussite (Burks et al., 2005 ; de Castro et al., 2012).



## B. Modélisation du développement monospécifique d'adventices :

Un modèle est une représentation simplifiée d'un processus naturel ou d'une observation, permettant de le décrire, de l'expliquer ou bien de le prédire en fonction du cas étudié. Selon les relations entre les variables d'entrée et de sortie et selon les équations expliquant les phénomènes étudiés, on peut classer les modèles en grandes catégories. Si les paramètres du modèle (les hypothèses) ont été préalablement déterminés et restent inchangés à chaque utilisation du modèle, on parle de modèles déterministes. En revanche, si ces paramètres varient de manière aléatoire, on parle de modèles stochastiques (Husson, 2001 ; Champagnat et al., 2013). Si les relations liant les variables d'entrée aux relations observées sont faites avec peu de paramètres et que la variabilité est quantifiée avec des fonctions de probabilité, on parle alors de modèles empiriques. A l'inverse si la variabilité des processus étudiés est décrite plus précisément, avec des sous modèles déterministes, on parle de modèles mécanistes (Colbach, 2010). Ces derniers sont le plus souvent utilisés pour décrire les interactions entre les cultures et leurs environnements.

La modélisation de la croissance des adventices peut être utilisée afin de prédire l'évolution du salissement d'une parcelle agricole. Afin de retranscrire au plus juste le développement des espèces adventices, de nombreuses mesures sont réalisées sur plusieurs dizaines d'années dans des conditions culturales variées. Les surfaces foliaires, les hauteurs, la biomasse, le nombre de graines produites ou l'envergure des plantes sont mesurées dans le temps et constituent une base de données permettant la création de modèles de croissance (Strbik et al., 2017). Trois espèces de dicotylédones communes (*Anagallis arvensis*, *Capsella bursa-pastoris* et *Fallopia convolvulus*) ont été suivies durant plusieurs années afin de déterminer l'impact de différents systèmes de culture sur la production de leur stock semencier (Debaeke, 1988). Ce modèle mécaniste a permis d'estimer l'impact des programmes de désherbage mais certains paramètres comme les effets climatiques ou la concurrence inter-spécifique restent à affiner. Le modèle ALOMYSYS est un modèle mécaniste qui permet de prédire l'impact de différents systèmes de culture sur l'évolution de la dynamique du vulpin des champs. La simulation commence à la récolte de la culture initiale puis utilise comme variables d'entrée les caractéristiques des travaux du sol et de désherbage, les dates et densités de semis des cultures suivantes et les quantités de fertilisants (Colbach et al., 2007). Les sorties de ce modèle nous renseignent sur la quantité de graines viables et qui germent par couche d'un centimètre de sol ainsi que du nombre de plants émergés. Des simulations utilisant ce modèle ont montré que la densité moyenne de vulpin pouvait être réduite sous 0,1 plante/m<sup>2</sup> grâce à l'addition d'un pois de printemps dans une rotation colza d'hiver/blé d'hiver/orge d'hiver (Colbach, 2012). Ces modèles écophysiologiques sont spécifiques à une espèce précise d'adventice et permettent d'estimer quels changements peuvent être appliqués au niveau du système agricole. De plus ils contribuent à la conception d'autres modèles plurispécifiques plus performants.

## C. Modélisation d'un peuplement plurispécifique d'adventices au sein de cultures :

La possibilité d'étudier numériquement l'influence de pratiques culturales variées sur le peuplement plurispécifique d'adventices permet de réaliser de nombreux tests rapides sans passer par l'expérimentation aux champs, tout en se rapprochant le plus possible de la réalité. A ce jour, l'un des modèles écophysiologiques les plus aboutis pouvant modéliser la dynamique d'une flore adventice plurispécifique est le modèle FlorSys.

C'est un modèle multi spécifique, mécaniste, avec un pas temporel journalier et pouvant prendre en compte beaucoup de caractéristiques d'un système agricole sur plusieurs années (Colbach, et al., 2014). Les conditions pédoclimatiques et conditions climatiques journalières,



le système de culture et le nombre initial de semences d'adventices sont utilisés comme variables d'entrée. De nombreux sous-modèles interviennent alors dans des calculs intermédiaires de variables physiques et biologiques pour suivre le cycle de vie des adventices, de la levée du stock semencier à la production de nouvelles semences. En fonction du type de travail du sol renseigné et des conditions d'humidité, une partie des graines non dormantes va pouvoir germer. Ce taux de germination est calculé par un sous modèle (Gardarin et al., 2012). Le développement des adventices et des cultures est ensuite modélisé en prenant en compte la croissance de la surface foliaire qui va augmenter la compétition pour la lumière (intervention du sous modèle « light availability submodel » (Colbach, Collard, et al., 2014)). La biomasse créée quotidiennement, dépendante de la température et de la lumière interceptée, va s'accumuler dans les plantes (modélisées sous forme de cylindres) et contribuer aux modifications des paramètres locaux du modèle. Une fois la maturité des plantes atteinte, la biomasse est convertie en production de semences qui viendront s'ajouter au stock semencier initial pour continuer la modélisation. Ainsi, FlorSys prédit en sortie une moyenne et une variance (car plusieurs répétitions de simulations à cause des effets aléatoires) journalières de la densité d'adventices, tout au long de la période modélisée. Ces simulations sur le long terme permettent de visualiser rapidement et à moindres coûts les effets de techniques culturales variées en fonction des conditions environnementales propres à une région spécifique.

Grâce à ces outils de modélisation, des systèmes de cultures moins coûteux en intrants chimiques et herbicides de synthèses peuvent être sélectionnés puis testés aux champs pour être plus tard, utilisés à grande échelle.

## **MATERIEL ET METHODES :**

### **I. Dispositif expérimental mis en place en 2018 :**

Cette première partie reprend quelques informations rédigées par Josselin MERIENNE dans son mémoire de fin d'études, dans la partie Matériel et méthodes.

#### **A. Parcelles et matériel végétal :**

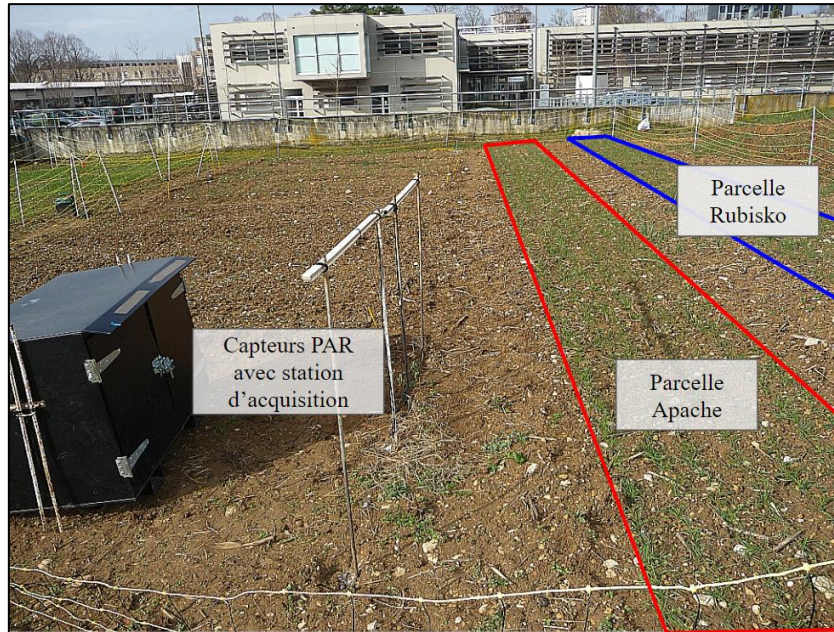
Deux micro-parcelles de blé ont été semées sur le site expérimental d'Agrosup Dijon à Dijon (Côte-d'Or, 21) à l'hiver 2017. Les analyses de sol de ce site sont disponibles en annexe I (Merienne, 2018). Les deux parcelles de blé ont été semées côte à côte le 12 novembre 2017 à une densité de 350 graines/m<sup>2</sup>, et avec un espacement de rang de 15 cm. Chaque parcelle avait une taille de 15 mètres par 1,20 mètre et comportait 7 rangs de blé. La variété Apache a été semée sur l'une des parcelles et la variété Rubisko sur l'autre.

Aucune intervention de désherbage n'a été réalisée afin d'observer une possible nuisibilité de ces dernières. Aucun apport d'azote, de phosphore ou de potassium n'a été réalisé sur le blé durant la période d'étude, soit du 12 novembre 2017 (date de semis) au 19 avril 2018 (dernier prélèvement sur la parcelle). Le rendement n'a pas été mesuré sur ces deux micro-parcelles.

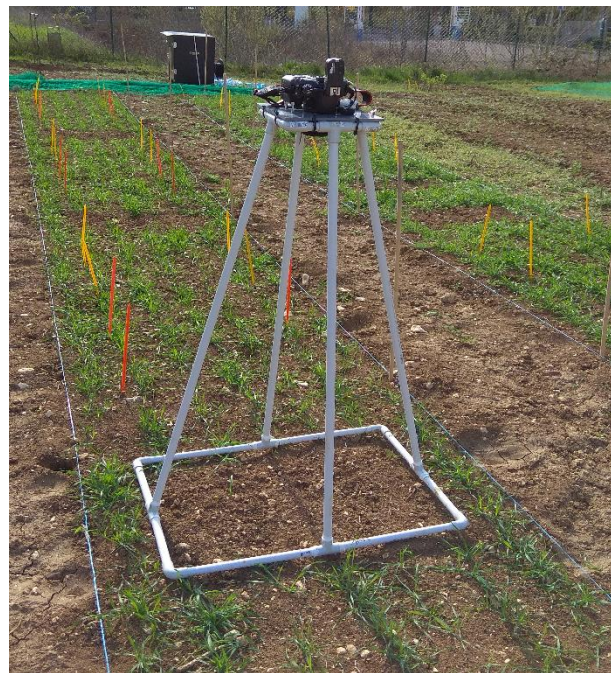
#### **B. Les différentes mesures réalisées :**

##### **1. Mesures de l'environnement et protocole mis en place :**





*Figure 4* : Photographie des deux micro-parcelles de blé, avec les capteurs PAR<sub>0</sub> et la station d'acquisition contenue dans la boîte noire (source de la photographie utilisée : Josselin Merienne, Agrosup Dijon, 2018)



*Figure 5* : Photographie du bâti servant à la prise de vue. L'appareil photo est posé sur la plateforme et orienté vers le bas de sorte que la prise de vue soit parallèle au sol. (Source de l'image : J. Merienne, A. Larmure et C. Gée, Agrosup Dijon, 2018)

Afin d'alimenter le modèle écophysologique avec les données météorologiques et notamment avec le Rayonnement Photosynthétiquement Actif journalier ( $PAR_{0(j)}$ ), le PAR a été mesuré par des capteurs (Sté SOLEMS) installés à côté des micro-parcelles (figure 4). La mesure du PAR était réalisée toutes les cinq minutes et enregistrée en  $mV/m^2/s$ . Les données ont ensuite été converties en  $MJ/m^2$  grâce au logiciel Excel.

Pour chaque parcelle, des mesures et des prélèvements ont été réalisés à quatre dates différentes. Les dates de mesures de la parcelle « Apache » sont le 23 mars, le 6, 12 et 19 avril 2018. Pour la parcelle « Rubisko », les dates sont le 26 mars, le 6, 12 et 19 avril 2018. A chaque date et pour chaque parcelle, la parcelle était photographiée sur l'ensemble de sa zone « intacte », puis trois prélèvements destructifs d'une surface de  $45cm \times 76cm$  ( $0,342 m^2$ ) étaient réalisés. La localisation des quadrats prélevés est schématisée sur la figure 6.

La première mesure a été faite à la fin de la période de tallage pour les deux variétés, et la dernière mesure a été réalisée avant le stade épi 1 cm. Les deux autres mesures intermédiaires ont été faites entre ces deux stades de développement.

## 2. Mesures destructives et comptages réalisés :

Le prélèvement d'un quadrat consistait à recueillir toute la flore présente sur ce quadrat et à mesurer trois variables sur le peuplement de blé et sur le peuplement d'adventices. Les variables mesurées étaient le nombre de pied et la biomasse aérienne par unité de surface, et l'indice foliaire « Leaf Area Index » (LAI).

Au total, 29 espèces ont été identifiées sur l'ensemble des deux parcelles, et toutes les espèces sauf une étaient des dicotylédones. Les feuilles du blé et des adventices ont été découpées et leur surface foliaire a été mesurée avec un planimètre dont la précision était de  $10^{-3} cm^2$ . La surface foliaire mesurée par quadrat a ensuite été rapportée au mètre carré pour obtenir le LAI. Les parties aériennes (tiges et feuilles) ont été placées à l'étuve pendant 48 heures à  $80^\circ C$ , puis pesées avec une balance de précision de  $10^{-3}$  grammes pour le blé et une autre balance de précision  $10^{-5}$  grammes pour les adventices. Afin d'avoir une grandeur facilement comparable, la biomasse sèche a été rapportée au mètre carré.

## C. Acquisition d'images numériques :

Afin d'obtenir des données comparables entre chaque image, les paramètres de prise de vue ont dû être fixés pour éviter toute variabilité. La prise de vue a été réalisée avec un appareil photo numérique placé sur un bâti. Ce bâti fait de tubes en PVC, consistait en une plateforme sur laquelle était fixé l'appareil photo, orienté vers le sol (figure 5).

### Caractéristiques de la prise de vue :

- Appareil Canon EOS 450D (de type reflex)
- Mode de prise de vue automatique (définition automatique de l'ISO et de la vitesse d'obturation)
- Distance focale :  $f = 35mm$
- Définition de l'image capturée :  $2848 \times 4272$  (12 166 656 pixels)
- Format de l'image : JPEG et RAW
- Image dans les canaux spectraux rouge, vert et bleu (RGB)
- Distance entre le sol et l'appareil photo :  $h = 1,07m$
- Taille de la scène photographiée :  $45cm \times 76cm$  ( $0,342 m^2$ )

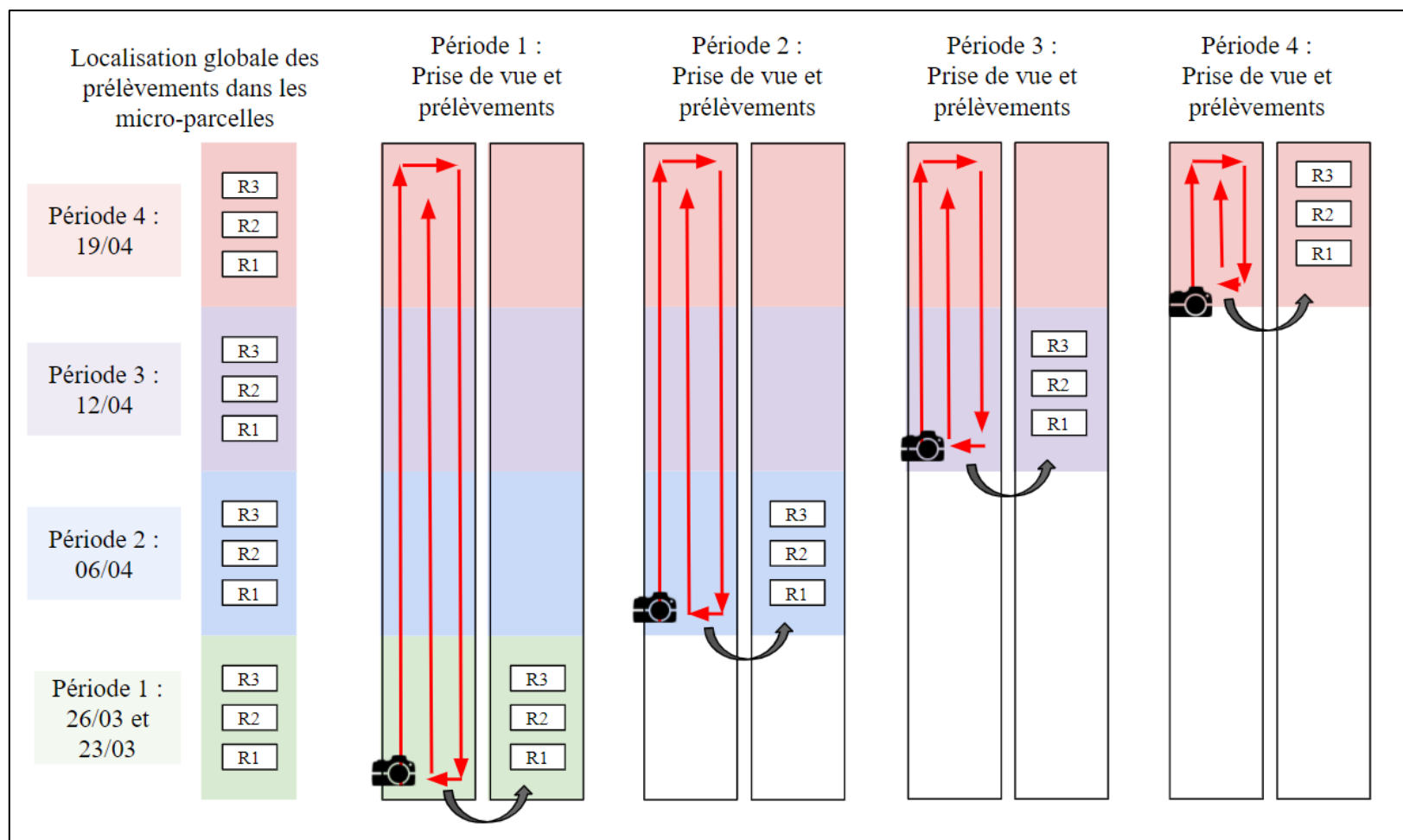


Figure 6 : Schéma de la localisation des quadrats prélevés et des zones photographiées pour les quatre dates (Agrosup Dijon, 2020). Cette représentation est valable pour les deux micro-parcelles. A chaque date et pour chaque variété, la parcelle a d'abord été photographiée puis les prélèvements ont été réalisés. « R1, R2 et R3 » sont les trois répétitions des quadrats prélevés. Les flèches rouges représentent le cheminement du bâti pour la prise de vue. A cause de la destruction d'une partie de la parcelle à chaque date, la surface photographiée à la date suivante diminue. Ainsi à la période 4 la zone photographiée ne concerne plus que le haut des micro-parcelles.

L'ensemble de chaque parcelle était photographié suivant un plan déterminé, semblable à une spirale composée de trois colonnes (flèches rouges sur la figure 6). Chaque photographie se superposait verticalement à 60% avec la photographie précédente, et se superposait horizontalement à 30% avec les photos de la ou des colonnes juxtaposées. L'objectif était ensuite d'utiliser l'image aérienne par drone, d'où un protocole correspondant à celui d'un plan de vol de drone.

Grâce à cette prise d'images, le LAI projeté (ou Taux de Couverture de la végétation) a pu être mesuré après un traitement numérique. Le taux de couverture (TC) correspond à l'indice foliaire observé par une vue aérienne parallèle au sol. Le TC ne prend en compte que la végétation visible directement, c'est-à-dire que les feuilles (de blé ou d'adventices) qui sont recouvertes par d'autres feuilles ne seront pas mesurées par l'algorithme. Un traitement algorithmique a permis ensuite de discerner la couverture du sol du blé et des adventices et d'avoir deux valeurs par image : (voir définition tableau 3)

- le nombre de pixels correspondant à la surface foliaire projetée de blé, soit le taux de couverture du blé (TCblé)
- le nombre de pixels correspondant à la surface foliaire projetée des adventices (toutes espèces confondues), soit le taux de couverture des adventices (TCadv).

## II. Traitement algorithmique des images :

La méthode utilisée ici a été développée en grande partie par Emmanuel DENIMAL ingénieur informaticien à AgroSup Dijon, depuis 2018 et a été modifiée en 2019. Cette méthode n'est donc pas la même que celle utilisée par Josselin MERIENNE en 2018. L'algorithme de traitement se décompose en plusieurs étapes majeures :

### A. Segmentation de la végétation et du sol :

La différenciation des pixels de végétation et des pixels de sol se fait grâce au MetaIndex. Cet indice repose sur le choix automatique de quatre indices de végétation parmi six ((ExG, ExR, MExG, CIVE, HSVDT, VEG, voir annexe II). Cette méthode est complétée par une segmentation géodésique afin d'affiner les résultats. La segmentation géodésique repose sur des algorithmes qui recherchent des courbes dans des images, en se basant sur le principe des chemins minimaux afin de déterminer des contours d'objets (Mille et al., 2014). Une fois ces traitements appliqués et les pixels de différentes catégories identifiés, l'image initiale en couleurs RGB (Red Green Blue) est convertie en une image en noir et blanc, avec en blanc les pixels de végétation (adventices et blé) et en noir le reste de l'image (terre, cailloux, branches...). Ce processus est décrit sur la figure 7. Il reste à différencier les pixels blancs de blé des pixels blancs d'adventices.

### B. Utilisation d'une classification supervisée :

Afin d'identifier précisément toutes les adventices présentes sur une image, sur les rangs de culture et dans les inter-rangs, un algorithme de classification a été développé. Le machine learning est un processus informatique par lequel le classifieur va « apprendre » à réaliser une tâche à partir d'un jeu de données fourni par l'expérimentateur, puis à effectuer cette tâche rapidement sur des données inconnues.

Ici, la tâche à réaliser était de classer correctement les feuilles d'adventices et les feuilles de blé. La base de données d'apprentissage contenait de nombreux morceaux d'images d'adventices seules, où le blé avait été masqué par retouche informatique afin de ne pas nuire à l'apprentissage, et à l'inverse de nombreuses images de blé seul, sans adventice. Les

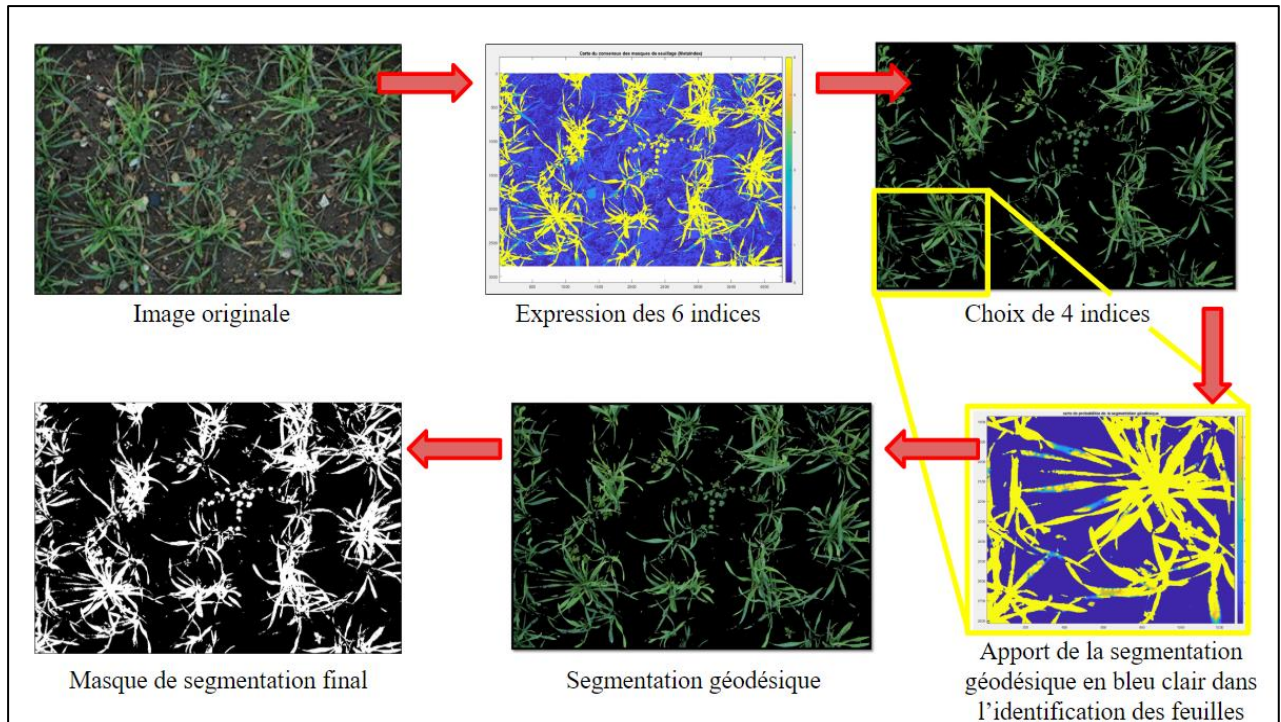


Figure 7 : Schéma du processus de séparation des pixels de sol et de végétation. (Source des images : E. Denimal, 2019)

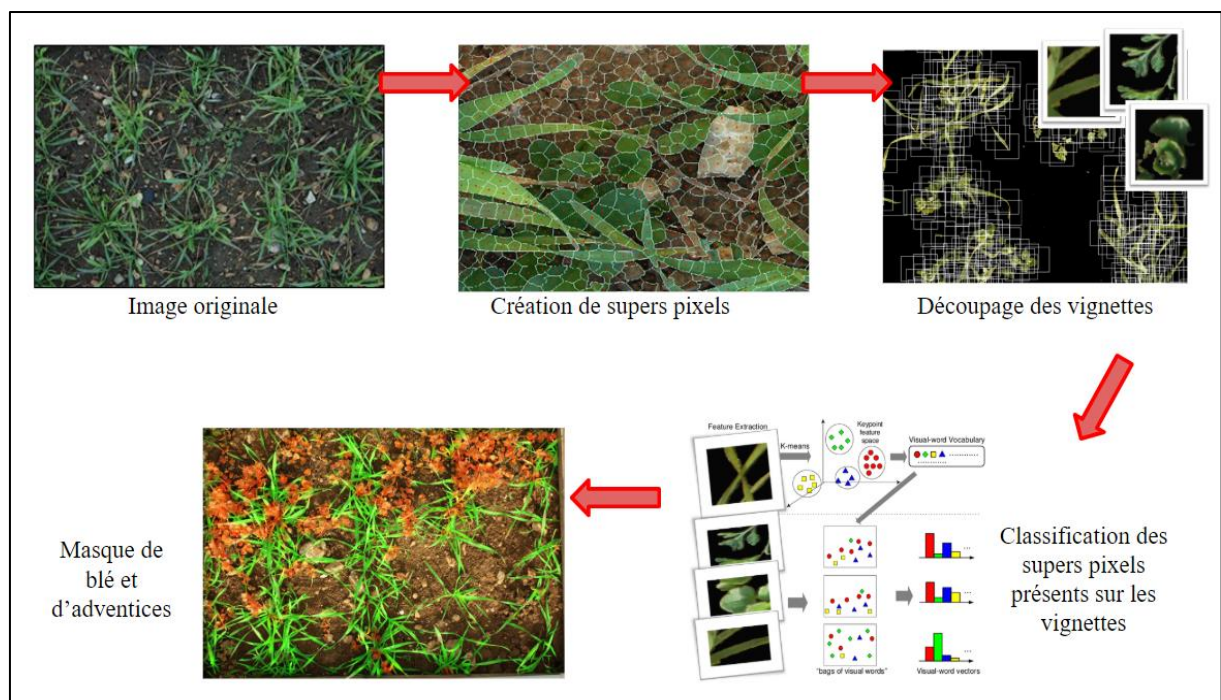


Figure 8 : Schéma du processus de détection des feuilles d'adventices et de blé par l'algorithme de classification. (Source des images : E. Denimal)

échantillons d'apprentissage étaient des carrés de deux centimètres de côté comprenant des morceaux de feuilles. Une fois que l'algorithme a été entraîné avec la base de données initiale et qu'il discerne bien les carrés d'adventices du blé d'un jeu de données autre que celui du test, il est utilisé sur les photos des cultures. Pour chaque image, le processus d'identification de la végétation se décompose en trois étapes (figure 8) : la création de supers pixels, le découpage de vignettes et la comparaison des vignettes

Les supers pixels sont des regroupements d'une centaine de pixels qui partagent les mêmes couleurs entre eux. Ce procédé est réalisé par l'algorithme SLIC. Chaque centre des supers pixels est à équidistance des autres centres l'entourant. De plus les pixels qui composent un super pixel ne peuvent pas se trouver au-delà d'une certaine distance du centre du super pixel. Après que la végétation (différenciée du sol grâce aux différents indices) ait été décomposée en supers pixels, des vignettes carrées de deux centimètres de côté sont créées de façon à couvrir toute la végétation présente sur l'image. Environ 10 000 vignettes sont produites par image.

L'algorithme traite ensuite chaque vignette dans laquelle il identifie les supers pixels grâce aux caractéristiques qu'il a apprises, et les attribue à la catégorie des adventices ou du blé. En colorant les supers pixels d'adventices d'une couleur et ceux de blé d'une autre couleur, on peut obtenir des masques de végétation pour les deux classes. A la fin du traitement de l'image entière, les nombres de pixels composant les supers pixels de chaque classe sont additionnés pour obtenir le nombre total de pixels de blé et d'adventices présents sur l'image. Les sorties finales de cet algorithme sont le nombre de pixels de blé et le nombre de pixels d'adventices par image.

### III. Modèle écophysiological :

Le modèle écophysiological utilisé dans ce stage de recherche est le même que celui utilisé en 2018 par Josselin MERIENNE.

#### A. Un modèle de croissance simple, au potentiel :

Le fonctionnement du modèle de cette étude reprend de façon simplifiée celui « d'Azodyn blé » et il est décrit dans la figure 9. Quatre équations sont utilisées dans ce modèle et sont décrites dans le tableau 2. Les entrées sont le rayonnement photosynthétiquement actif journalier ( $PAR_j$ ) et une biomasse aérienne initiale de blé. La variable de sortie est une biomasse aérienne prédite, pour une date spécifique. Ce modèle fonctionne à un pas de temps journalier.

C'est un modèle au potentiel, c'est-à-dire qu'il va prédire une biomasse maximale potentielle sans tenir compte des stress biotiques et abiotiques pouvant intervenir au cours du développement du blé. La différence entre la biomasse aérienne réelle et la biomasse aérienne prédite sera donc toujours négative, le modèle surestimant la croissance du blé qui est en réalité impactée par de nombreux facteurs. Nous utilisons ce modèle dans le but d'évaluer si les adventices sont à l'origine ou non du stress observé.

#### B. Equations utilisées :

On cherche à modéliser la croissance du blé présent sur chaque photographie de la micro-parcelle. Au départ, le modèle est initialisé avec la biomasse aérienne de l'image, qui a été calculée à partir de la relation suivante liant biomasse et taux de couverture du blé (TCblé) :

Pour Apache :  $Biomasse (g/m^2) = TCblé * 1,7686$  (d'après les résultats de Merienne, 2018)

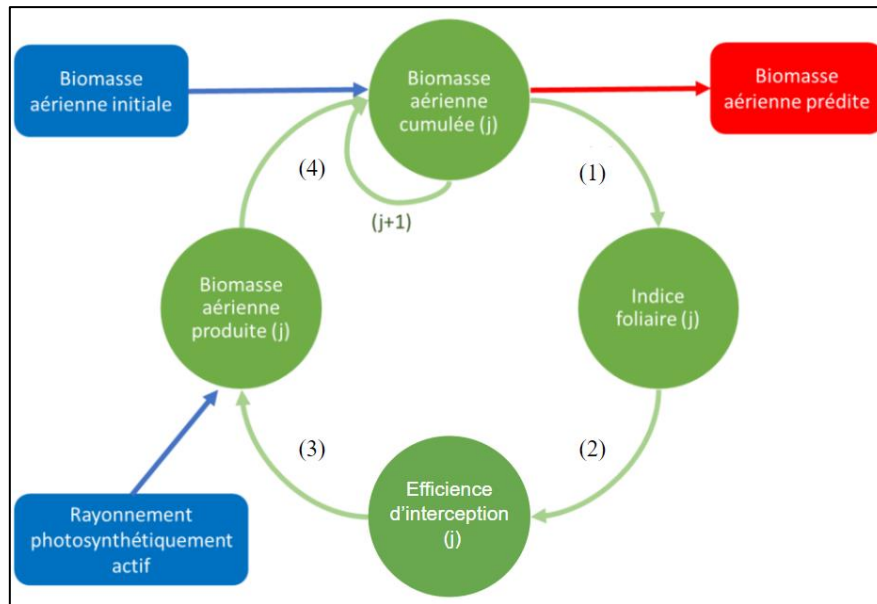


Figure 9 : Schéma du fonctionnement du modèle utilisé dans cette étude. Les entrées du modèle sont en bleu, les sorties sont en rouge, et en vert sont représentées les quatre phases de calcul de la biomasse aérienne. Les équations liant chaque étape sont les numéros entre parenthèses et sont développées dans la partie III. B. du Matériel et Méthodes. (Source du schéma : J. Merienne, 2018)

Tableau 2 : Descriptions des équations utilisées dans le modèle de croissance

Numéro de l'équation	Description de l'équation
(1)	$LAI_{(j)} = 0,006 * BMcum_{(j)}$
(2)	$\varepsilon_{i(j)} = \varepsilon_{i \max} * (1 - e^{-k*LAI(j)})$
(3)	$BM_{(j)} = PAR_j * \varepsilon_{i(j)} * \varepsilon_b$
(4)	$BMcum_{(j+1)} = BMcum_{(j)} + BM_{(j)}$

Tableau 3 : Présentation des variables calculées à partir du traitement informatique de discernement des pixels de blé et d'adventices

Variable	Formule de calcul de la variable
Taux de couverture de blé (TCblé)	$TCblé = \frac{\text{Nombre de pixels de blé}}{\text{Nombre de pixels total de l'image}} * 100$
Taux de couverture d'adventices (TCadv)	$TCadv = \frac{\text{Nombre de pixels d'adventices}}{\text{Nombre de pixels total de l'image}} * 100$
Pression en adventices (weed pressure, WP)	$WP = \frac{\text{Nombre de pixels d'adventices}}{\text{Nombre de pixels de blé}} * 100$

Pour Rubisko : Biomasse ( $\text{g/m}^2$ ) =  $\text{TC}_{\text{blé}} * 1,831$  (d'après les résultats de Merienne, 2018)

Cette première valeur constitue alors la totalité de la biomasse aérienne cumulée au jour (j). A chaque jour de calcul du modèle, la biomasse aérienne totale (ou cumulée) est convertie en indice foliaire par l'équation (1) du tableau 2. Le  $\text{LAI}_{(j)}$  correspond au LAI du jour (j) et  $\text{BM}_{\text{cum}(j)}$  à la biomasse cumulée du jour (j) en  $\text{g/m}^2$ . Le facteur 0,006 provient des recherches de Jeuffroy et Recous et permet de convertir la biomasse aérienne du blé en LAI, tant que la LAI du blé reste inférieure à 4 (Jeuffroy, Recous, 1999).

L'indice foliaire du couvert de blé est ensuite utilisé pour calculer l'efficacité d'interception grâce à l'équation (2). Dans cette équation,  $\varepsilon_{i(j)}$  correspond à l'efficacité d'interception du couvert de blé du jour (j).  $\varepsilon_{i \text{ max}}$  a pour valeur 0,96 et correspond à l'efficacité d'interception maximale du couvert étudié, et k est le coefficient d'extinction propre au couvert étudié et vaut 0,72 dans ce modèle. Ce coefficient dépend de la géométrie des feuilles du couvert et de leurs propriétés optiques.

L'équation de Monteith (3) permet alors de calculer la biomasse aérienne produite journalièrement grâce au PAR journalier et à l'efficacité d'interception du couvert qui varie chaque jour. Ici,  $\text{PAR}_j$  correspond au rayonnement photosynthétiquement actif reçu au jour (j) en  $\text{MJ/m}^2$ , et  $\varepsilon_b$  est l'efficacité biologique du peuplement. Cette efficacité biologique varie selon le peuplement étudié et dépend du type de photosynthèse de l'espèce (plante en C3 ou en C4) et vaut 2,8 dans ce modèle.

Enfin la biomasse aérienne journalière de jour (j) qui vient d'être calculée est additionnée (4) à la biomasse aérienne cumulée du jour (j). La nouvelle biomasse aérienne cumulée servira à initialiser le modèle au jour suivant, (j+1).

Tous les différents paramètres de ce modèle n'ont pas été déterminés dans la littérature pour les variétés Apache et Rubisko. Ainsi les valeurs de l'efficacité biologique du blé et du coefficient d'extinction du peuplement de blé sont les mêmes que celles utilisées dans le modèle Azodyn de 1999 pour la variété Soissons (Jeuffroy and Recous, 1999).

#### IV. Analyse statistique :

Les jeux de données nécessaires à l'analyse statistique ont été créés avec les logiciels Microsoft Excel et R studio (R version 3.6.1). Les principaux packages utilisés dans R sont les packages « car », « cowplot », « emmeans », « ggplot2 », « ggpubr », « gridExtra », « lme4 », « rstatix » et « tidyverse ».

##### A. Définition des variables et facteurs :

Différentes variables ont été étudiées en fonction de facteurs qualitatifs et/ou quantitatifs. L'algorithme de différenciation des espèces a été appliqué à chaque image des parcelles Apache et Rubisko, prises aux quatre périodes différentes. Le nombre de pixels de blé et d'adventices ont servi à calculer trois variables décrites dans le tableau 3.

Les principaux facteurs utilisés dans cette étude sont :

- la période : à quatre modalités (P1, P2, P3 et P4) correspondant respectivement aux quatre dates de mesures. P1 regroupe le 23 mars 2018 le 26 mars 2018
- la variété : composé de la modalité Apache et Rubisko
- la colonne (x) : à trois modalités (1,2 et 3), correspondant aux trois passages verticaux réalisés lors de la prise de photographies sur les micro-parcelles (voir figure 6).



Tableau 4 : Présentations des formules utilisées pour attribuer des notes aux zones de blé et d'adventices des micro-parcelles Apache et Rubisko.

Type d'algorithme	Calcul de la note attribué à chaque zone de la micro-parcelle :
Prédiction de zones fortement peuplées en adventices	$\text{Note}_{\text{zone } i} = 100 * \frac{\text{TCadv}_{\text{image } i} - \text{TCadv}_{\text{moyen de la parcelle}}}{\text{TCadv}_{\text{moyen de la parcelle}}}$
Prédiction de zones de blé sous développées	$\text{Note}_{\text{zone } i} =$ $\frac{\text{TCblé}_{\text{image } i, \text{période } 1} - \text{TCblé}_{\text{moyen, période } 1}}{\text{TCadv}_{\text{moyen, période } 1}} * 100 +$ $\frac{\text{TCblé}_{\text{image } i, \text{période } 2} - \text{TCblé}_{\text{moyen, période } 2}}{\text{TCadv}_{\text{moyen, période } 2}} * 100 +$ $\frac{(\text{TCblé}_{\text{image } i, \text{période } 2} - \text{TCblé}_{\text{image } i, \text{période } 1}) - (\text{TCblé}_{\text{moyen, période } 2} - \text{TCblé}_{\text{moyen, période } 1})}{(\text{TCblé}_{\text{moyen, période } 2} - \text{TCblé}_{\text{moyen, période } 1})} * 100$

- la ligne (y) : au nombre de modalités variable en fonction de la variété. Il correspond aux lignes horizontales sur lesquelles les images se trouvent sur la micro-parcelle.
- la zone : à quatre modalités (1,2, 3 et 4), correspondant aux quatre zones sur lesquelles les trois prélèvements destructifs ont été faits sur chaque micro-parcelle. La taille de la parcelle diminuant au cours du temps à cause des prélèvements, les zones servent à comparer les mêmes surfaces. La zone 1 est la zone en haut de la parcelle, sur laquelle les prélèvements ont été réalisés à la dernière date.

#### B. Algorithmes de mise en évidence des zones à risque :

Deux algorithmes ont été créés afin de prédire d'une part les zones fortement peuplées en adventices et d'autre part les zones de blé sous développées.

Le premier algorithme n'utilise que TCadv de la première période. Il se base sur la valeur moyenne du TCadv de la parcelle pour calculer une note pour chaque image. En fonction de la note attribuée, l'image est ensuite classée dans une des trois catégories : inférieure à la moyenne des notes (désherbage peu nécessaire), environ la moyenne des notes (désherbage possible) et supérieure à la moyenne des notes (désherbage très conseillé).

Le deuxième algorithme utilise le TCblé de la première et deuxième période. Une note sera attribuée à la zone en fonction de la valeur du TCblé des périodes une et deux comparé à la moyenne de la parcelle sur ces mêmes dates, et en fonction du taux d'accroissement du TCblé entre ces deux dates. En fonction de la note l'algorithme va classer la zone dans une des trois catégories : développement optimal (intervention non recommandée), développement normal et sous développé (diagnostique et intervention conseillés) . Le fait d'utiliser deux dates permet de prendre en compte l'aspect dynamique de la croissance du blé, et permet de minimiser les erreurs de classification pouvant être commises avec une seule date. Chaque zone de la micro-parcelle est définie par des coordonnées dans le but d'utiliser des images du même lieu. Les calculs des notes pour les deux algorithmes sont présentés dans le tableau 4.

## RESULTATS :

### I. Peuplement du blé et des adventices :

#### A. Représentation visuelle de l'évolution spatiale et temporelle du peuplement des micro-parcelles :

Ces premières figures représentent au travers de heatmaps le taux de couverture de blé et d'adventices de la parcelle Apache. Sur la figure 10, on peut voir que les valeurs de TCblé augmentent dans le temps, passant de 12% pour les valeurs les plus faibles au 23 mars à 30% pour les valeurs les plus faibles au 19 avril. On observe également sur les trois premières dates des zones où le TCblé est plus faible, autour de la ligne 38, et dans les six premières lignes.

On peut observer sur la figure 11 une augmentation du TCadv dans le temps, avec une valeur maximale de 3% au 23 mars, qui augmente à 4% au 6 avril, puis 5,5% au 19 avril. La micro-parcelle présente de faibles valeurs de TCadv à la première date. On peut voir une zone ayant pour coordonnées (1 ; 21) présente sur les quatre dates pour laquelle le TCadv augmente progressivement de 2,6% à 5,5%. Aux deux dernières dates on observe une forte augmentation du TCadv dans la partie supérieure gauche de la parcelle.

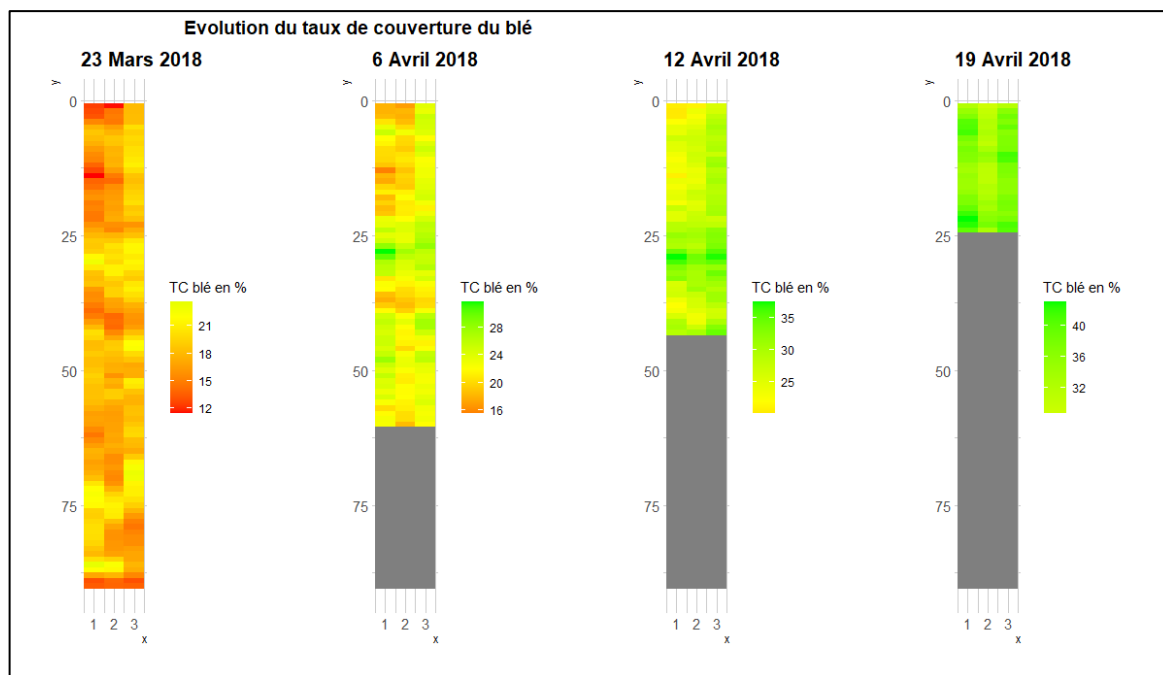


Figure 10 : Evolution du taux de couverture de blé (TCblé) de la parcelle Apache (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d’observer visuellement l’évolution du TCblé. L’abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L’ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de TCblé a été calculée avec l’algorithme de discernement. La taille de la micro-parcelle diminue dans le temps à cause des prélèvements destructifs réalisés, empêchant de photographier l’ensemble de la micro-parcelle.

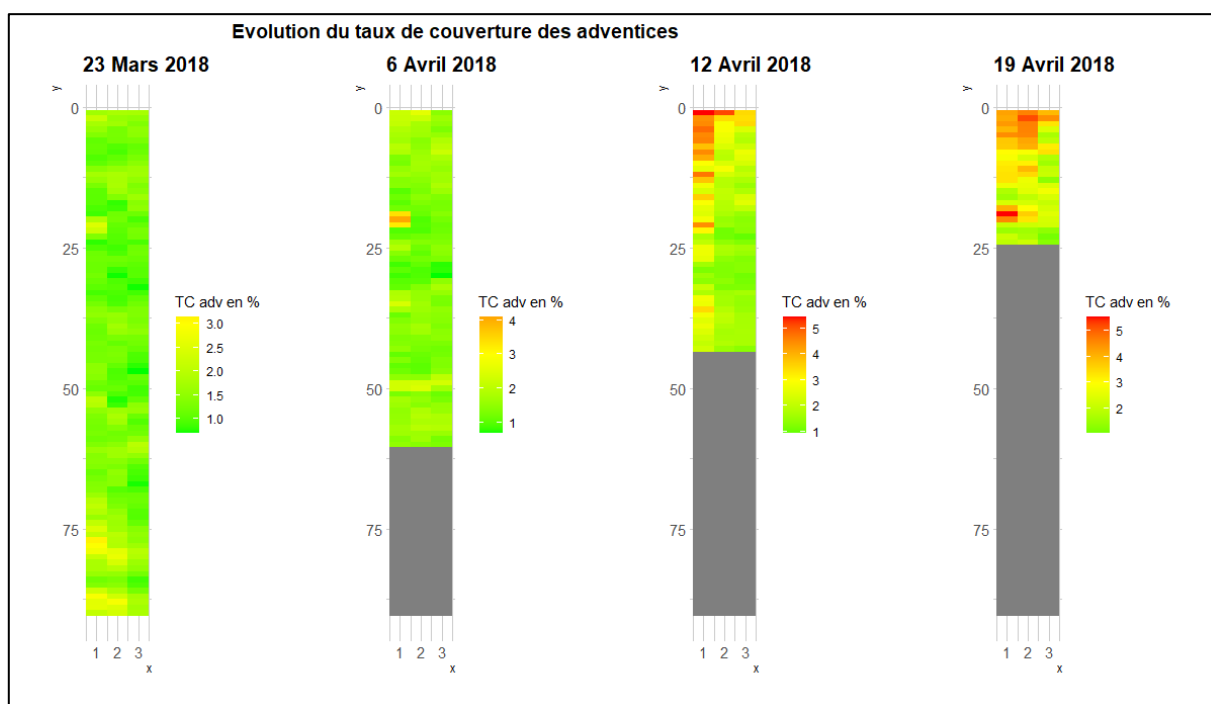


Figure 11 : Evolution du taux de couverture des adventices (TCadv) de la parcelle Apache (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d’observer visuellement l’évolution du TCadv. L’abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L’ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de TCadv a été calculée avec l’algorithme de discernement.

Les hautes valeurs de WP (supérieures à 14%) sont très localisées dans la micro-parcelle (annexe III). On les retrouve aux mêmes endroits que les zones à fort TCadv. On observe seulement à la deuxième et à la troisième date une valeur de WP supérieure à 20%.

Pour la parcelle Rubisko, on observe les mêmes phénomènes que pour la parcelle Apache. Le TCblé augmente avec le temps (annexe IV), passant d'un maximum de 25% à la première date à un maximum de 41% à la dernière date. Il y a également des zones de forte hétérogénéité dans la micro-parcelle aux deux premières dates. Le bas de la parcelle au 26 mars semble avoir un TCblé plus faible que dans le haut. Les valeurs élevées de TCadv et WP sont localisées aux mêmes endroits : dans le haut de la parcelle sur les cinq premières lignes. Les localisations des valeurs élevées de weed pressure (supérieures à 20%) sont dans les cinq premières lignes des heatmaps, pour les quatre dates (annexe VI).

#### B. Analyse quantitative de l'évolution spatiale et temporelle du peuplement des micro-parcelles :

La figure 12 permet d'observer l'évolution temporelle du taux de couverture du blé pour les deux parcelles grâce à des boxplots. On remarque une observation croissante du TCblé dans le temps, passant d'une moyenne de 18,1% à la période une pour les deux parcelles à 35,9% à la période quatre. Les moyennes de TCblé sont assez proches entre les deux parcelles pour la période une et la période quatre, mais elles sont très différentes pour les deux périodes intermédiaires. A P2, la moyenne de la parcelle Rubisko est plus élevée alors qu'à P3, c'est la moyenne de la parcelle Apache qui est plus élevée. La moyenne de TCblé de la parcelle Rubisko augmente peu entre P2 et P3 : elle passe seulement de 24,6% à 26,6%. Sur cette même période le TCblé moyen de la parcelle Apache a augmenté de 7,4 points.

Le taux de couverture d'adventices moyen des deux parcelles augmente également dans le temps comme on peut le voir sur la figure 13. Il passe de 1,4% à 3% entre la première et dernière période. La gamme de valeurs de TCadv est beaucoup plus grande sur la parcelle Rubisko que sur la parcelle Apache. Les moyennes de TCadv sont très proches entre les deux parcelles à P1, P2 et P4, mais on voit que le TCadv moyen de la parcelle Rubisko est plus élevé à P3 de 0,6 point que le TCadv moyen de la parcelle Apache.

Enfin l'évolution temporelle du weed pressure est assez proche de celle du TCadv (annexe VII). Le WP moyen maximal est atteint à la période trois (9,5%), et le WP moyen des deux parcelles est plus important à P4 qu'à P1 (8,5% contre 7,8%). On observe également des valeurs extrêmes de WP supérieures à 20% pour les deux parcelles sur les trois premières périodes, et seulement sur la parcelle Rubisko à la période quatre.

#### C. Mesurer l'hétérogénéité du peuplement :

Les résultats des comparaisons de variance pour le taux de couverture du blé dans la parcelle Apache (tableau 5) montrent une différence significative (au seuil  $\alpha=5\%$ ) entre le TCblé moyen de la zone 1 et le TCblé moyen des autres zones, pour les trois premières périodes. Pour les quatre périodes, on observe également au moins une colonne qui présente un TCblé moyen significativement différent de celui des autres colonnes. Enfin l'interaction (zone : colonne) est significativement différente aux deux premières dates.

Les comparaisons de variance du taux de couverture des adventices (annexe VIII) montre que la zone 2 a un TCadv moyen toujours significativement différent de ceux des autres zones. Le facteur colonne a une influence significative sur le TCadv aux périodes 1, 3 et 4, et

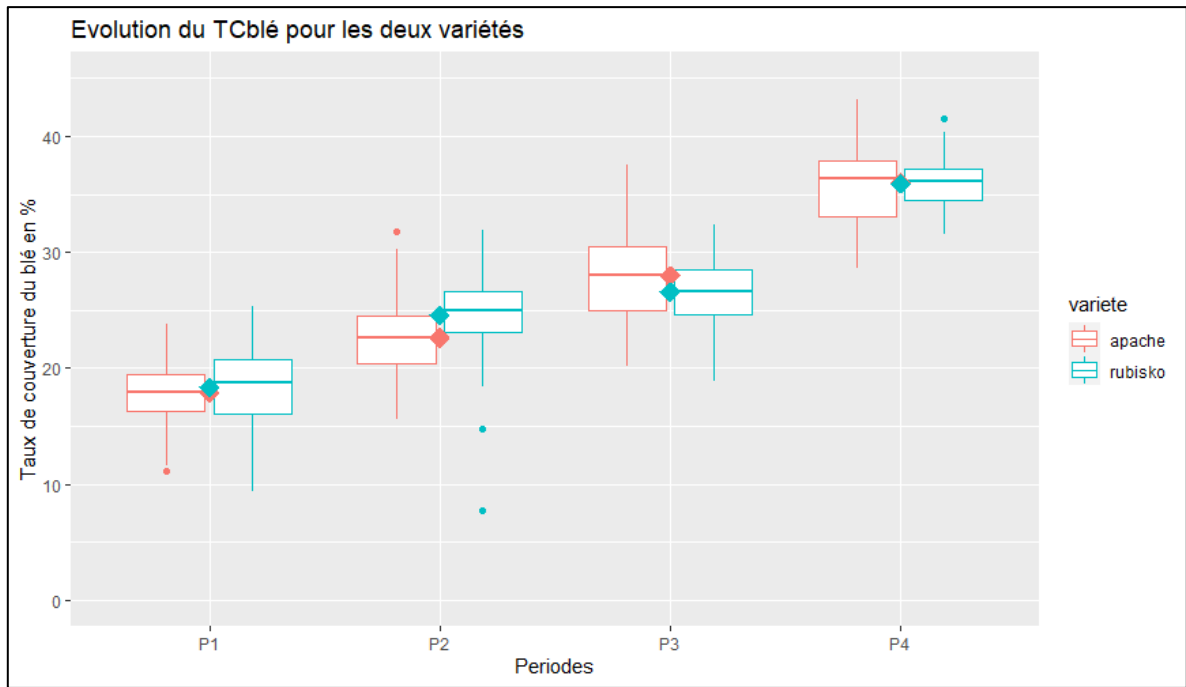


Figure 12 : Evolution temporelle du taux de couverture du blé (TCblé), représentée avec des boxplots (Agrosup Dijon, 2020). Les quatre modalités P1, P2, P3 et P4 correspondent aux quatre dates de mesures. Le 23 mars et le 26 mars ont été regroupés dans P1. Les losanges (points ◆) correspondent aux moyennes de la variable sur la micro-parcelle à la date donnée.

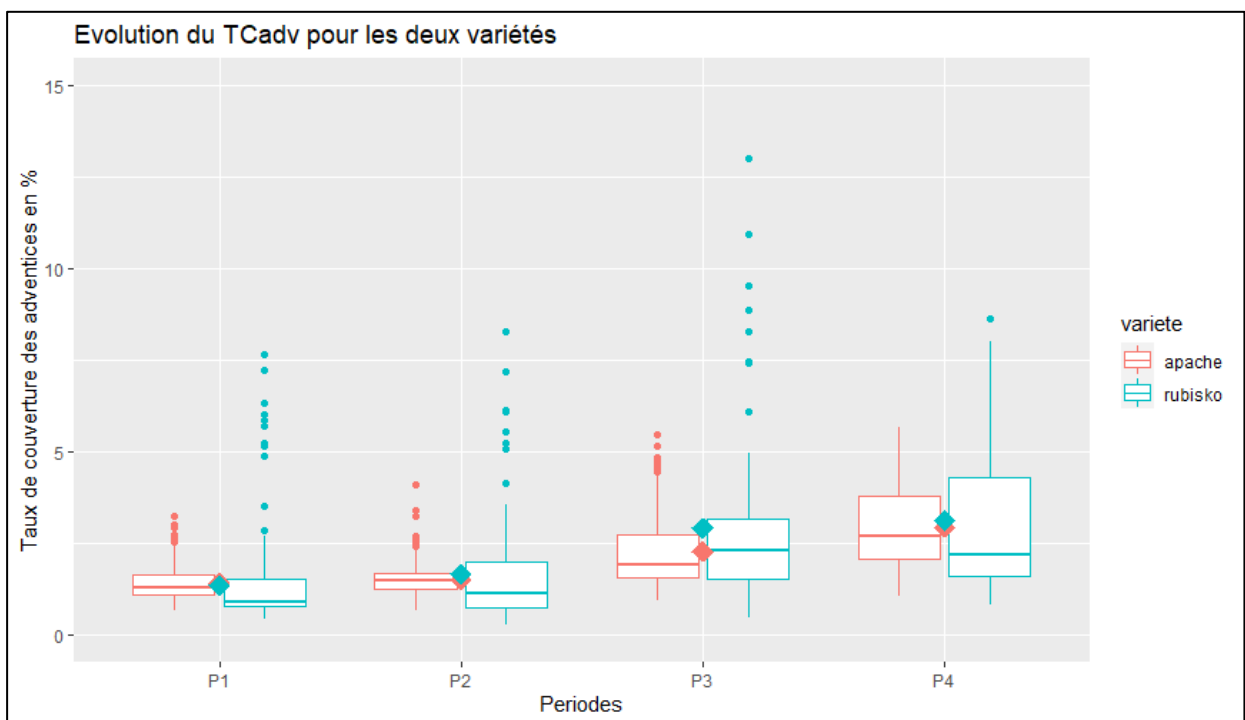


Figure 13 : Evolution temporelle du taux de couverture des adventives (TCadv), représentée avec des boxplots (Agrosup Dijon, 2020). Les quatre modalités P1, P2, P3 et P4 correspondent aux quatre dates de mesures. Le 23 mars et le 26 mars ont été regroupés dans P1. Les losanges (points ◆) correspondent aux moyennes de la variable sur la micro-parcelle à la date donnée.

l'interaction a seulement une influence significative à la première période.

Les tests effectués sur la parcelle Rubisko (tableau 6) montrent un effet significatif du facteur zone sur le taux de couverture du blé ou des adventices pour les trois premières périodes. En revanche, on observe seulement un effet significatif du facteur colonne pour TCblé à la période 2. Le facteur colonne n'a pas d'influence sur le TCadv quelle que soit la période. De même, l'interaction (zone : colonne) n'a pas d'influence sur le TCadv et le TCblé aux quatre périodes.

L'utilisation du facteur variété dans les modèles de comparaison de variance a montré que le taux de couverture moyen du blé était significativement différent entre les deux parcelles aux périodes deux et trois. De même, le taux de couverture moyen des adventices est significativement différent entre la parcelle Apache et Rubisko aux périodes une et deux.

Enfin, le taux de couverture du blé en fonction du taux de couverture des adventices a été présenté graphiquement pour les quatre périodes, et pour les deux variétés sur la figure 14. Globalement aucune tendance forte ne se dégage des nuages de points pour la variété Rubisko. La dispersion des points est assez horizontale sans diminution ou augmentation du TCblé quand le TCadv augmente sur la parcelle Rubisko. Le test de corrélation Kendall a été effectué pour les quatre périodes, afin de voir si une corrélation était présente entre les deux variables. Pour Rubisko, seule la première période montre une relation significative entre les deux variables, avec un coefficient de relation de 0,18 (relation positive entre le TCadv et le TCblé). Pour la parcelle Apache, une relation significative a été mise en évidence par le test Kendall aux quatre périodes, et le coefficient de relation entre TCadv et TCblé vaut respectivement -0,11 ; -0,18 ; -0,5 et -0,26 pour les périodes P1, P2, P3, et P4.

## **II. Utilisation d'un modèle écophysologique pour prédire l'influence des adventices :**

### **A. Modélisation de la croissance du blé :**

La figure 15 représente l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle écophysologique, pour les zones 1 des parcelles Apache et Rubisko. Seule la zone 1 est représentée sur ces graphiques car c'est la seule zone sur laquelle les photos ont été prises aux quatre périodes.

On peut observer sur cette figure que l'écart au modèle (écart entre la biomasse réelle de blé et la biomasse prédite) est quasiment toujours négatif, et que la valeur absolue de l'écart augmente à chaque période, pour les deux variétés. Pour les deux variétés, on observe également que la dispersion des points d'écart au modèle augmente dans le temps. Pour Apache, à la période deux, l'écart au modèle est compris entre -8 et -31g et il est compris entre -43 et -106g pour la période quatre. Le même phénomène est observé pour Rubisko. Sur le graphe de la variété Rubisko aux périodes deux et trois, on observe deux points présentant un écart positif entre la biomasse réelle et la biomasse prédite. Ces deux points sont également présents à la période quatre et forment des valeurs extrêmes.

### **B. Influence des adventices sur l'écart entre la biomasse réelle et la biomasse prédite :**

Sur la figure 16, on peut observer les nuages de points entre « l'écart au modèle », en fonction du taux de couverture d'aventices pour la zone 1 de la parcelle Apache et Rubisko.

Tableau 5 : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture de blé de la parcelle Apache**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées. Un effet significatif signifie le rejet de l'hypothèse « les variances sont égales ». Les lettres (a, b, c) servent à indiquer les différences significatives ( $p < 0,05$ ) entre les modalités du facteur (respectivement 1, 2, 3, 4 pour les zones et 1, 2, 3 pour les colonnes). Le nombre de modalités du facteur zone diminue dans le temps à cause des prélèvements de quadrats empêchant l'échantillonnage complet de la parcelle.

Période	Facteur Zone	Facteur Colonne	Interaction Zone : Colonne	Test
P1	Significatif <b>a b b b</b>	Significatif <b>a a b</b>	Significatif	Scheirer Ray Hare
P2	Significatif <b>a b b</b>	Significatif <b>a b c</b>	Significatif	Scheirer Ray Hare
P3	Significatif <b>a b</b>	Significatif <b>a a b</b>	<b>Non significatif</b>	Scheirer Ray Hare
P4		Significatif <b>a b a</b>		Anova

Tableau 6 : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture de blé de la parcelle Rubisko**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées. Un effet significatif signifie le rejet de l'hypothèse « les variances sont égales ». Les lettres (a, b, c) servent à indiquer les différences significatives ( $p < 0,05$ ) entre les modalités du facteur (respectivement 1, 2, 3, 4 pour les zones et 1, 2, 3 pour les colonnes). Le nombre de modalités du facteur zone diminue dans le temps à cause des prélèvements de quadrats empêchant l'échantillonnage complet de la parcelle.

Période	Facteur Zone	Facteur Colonne	Interaction Zone : Colonne	Test
P1	Significatif <b>a b a c</b>	<b>Non significatif</b>	<b>Non significatif</b>	Scheirer Ray Hare
P2	Significatif <b>a b a</b>	Significatif <b>a b b</b>	<b>Non significatif</b>	Scheirer Ray Hare
P3	Significatif <b>a b</b>	<b>Non significatif</b>	<b>Non significatif</b>	Anova avec transfo. Log
P4		<b>Non significatif</b>		Anova

Pour les deux parcelles, aucune tendance ne se dégage des nuages de points formés à chaque période. Les points sont répartis de façon aléatoire et horizontale. Cependant pour la parcelle Rubisko, on observe que les points qui présentent l'écart au modèle le plus faible (les plus proches de 0) pour chaque période fixée, sont ceux qui ont des TCadv parmi les plus élevés. Par exemple, pour les périodes deux et trois (couleurs rouge et verte sur le graphique), les deux points qui ont un écart au modèle positif ont un TCadv élevé : compris entre 5 et 7% à la période deux et compris entre 9,5 et 12,5% à la période trois. Sur les deux graphiques, les points qui ont un écart au modèle le plus important (très négatif) ont un TCadv qui varie beaucoup, entre 1 et 5%.

### C. Variable pouvant expliquer l'écart au modèle :

De la même façon que précédemment, l'écart au modèle en fonction du taux de couverture de blé à la période une a été tracé pour la zone 1 des deux parcelles sur la figure 17. Sur chaque graphique, chaque point correspond à une photographie de la zone 1. Chaque photographie est géoréférencée ce qui permet de connaître le TCblé de la période une pour chaque point, et de le lier aux écarts au modèle de ces mêmes points. On peut observer que pour les deux parcelles, en fixant la période, les points sont alignés selon une droite décroissante. Pour Apache et Rubisko, les coefficients des pentes des régressions diminuent quand la période augmente. Par exemple pour Apache, le coefficient de la droite de régression passe de -1,9 à P2, à -2,6 à P3, à -6,1 à P4. Les coefficients des pentes des droites de régression pour Rubisko sont respectivement de -2,3 ; -3,5 et -5,7.

## III. Mettre en évidence des zones intra parcellaires à risques :

### A. Représentation graphique des zones à risques :

Après utilisation de l'algorithme permettant de mettre en évidence des zones plus ou moins peuplées par le blé et les adventices, les résultats de cette classification pour les zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko sont visibles sur la figure 18. Les heatmaps présentés ici ne comportent que trois couleurs qui correspondent aux différentes catégories : rouge pour un surpeuplement d'adventices et un sous-développement du blé, jaune pour un peuplement moyen d'adventices et de blé, et vert pour un peuplement d'adventices faible et un bon développement du blé. Si on regarde les deux graphiques supérieurs de la figure 18, présentant les différentes zones de peuplement du blé, on remarque que les zones classées comme étant à faible croissance sont majoritairement localisées en haut à gauche sur la parcelle Apache, et en bas sur la parcelle Rubisko. Les zones à forte croissance sont plutôt localisées en bas sur la parcelle Apache et en haut sur la parcelle Rubisko.

Pour les deux graphiques inférieurs, qui présentent les zones de peuplement d'adventices, on remarque une forte hétérogénéité dans la localisation des zones fortement et faiblement peuplées en adventices sur la parcelle Apache. En revanche sur la parcelle Rubisko les zones fortement peuplées en adventices sont localisées sur le haut de la parcelle, sur les cinq premières lignes d'échantillonnage. Les zones faiblement peuplées en adventices sont quant à elles regroupées en bas de la zone 2, et tout le reste est classé comme zone moyennement peuplée.

Il ne semble pas y avoir de lien entre les zones de blé à faible croissance et les zones fortement peuplées par les adventices que ce soit sur la parcelle Apache ou Rubisko.



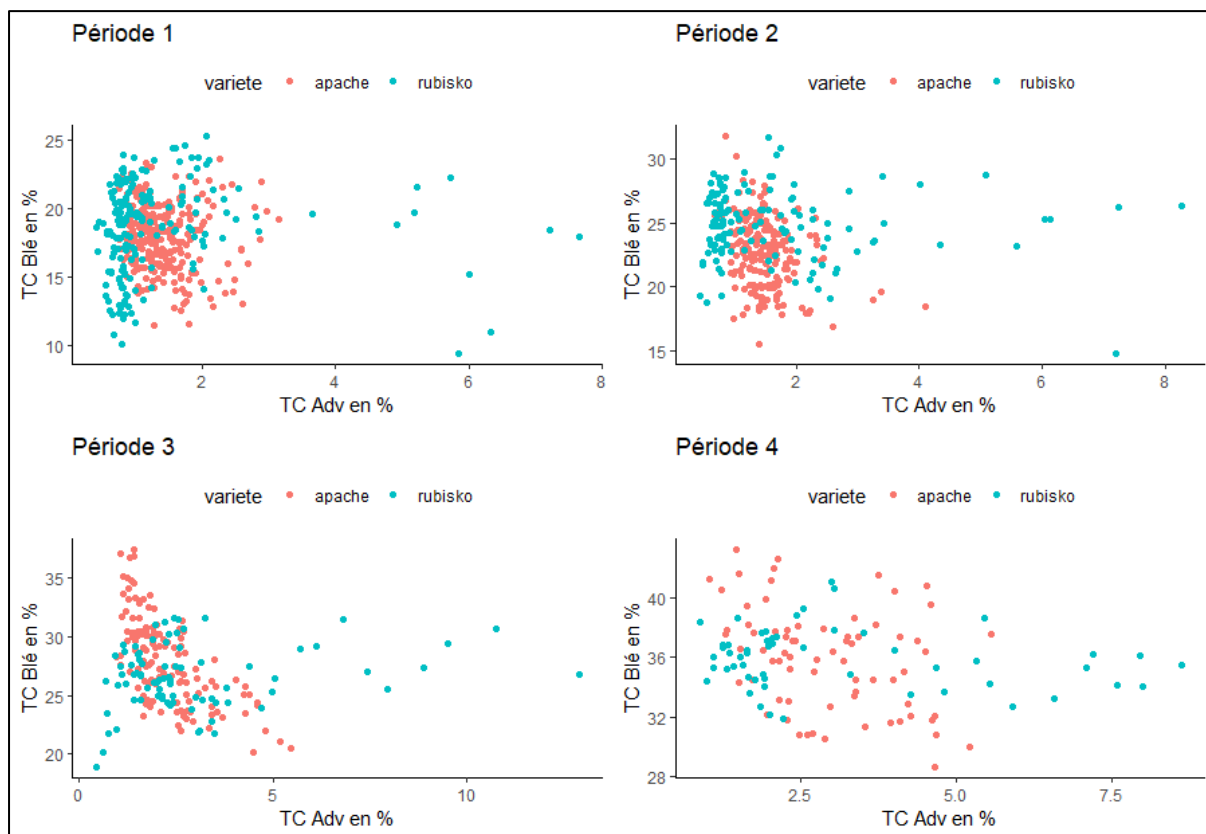


Figure 14 : Représentation du taux de couverture du blé (TCblé) en fonction du taux de couverture des adventices (TCadv) pour les parcelles Apache et Rubisko aux quatre périodes. (Agrosup Dijon, 2020). A chaque période, l'ensemble des données disponibles est représenté, d'où le nombre de points plus important à P1 (quatre zones mesurées) que à P4 (une seule zone mesurée).

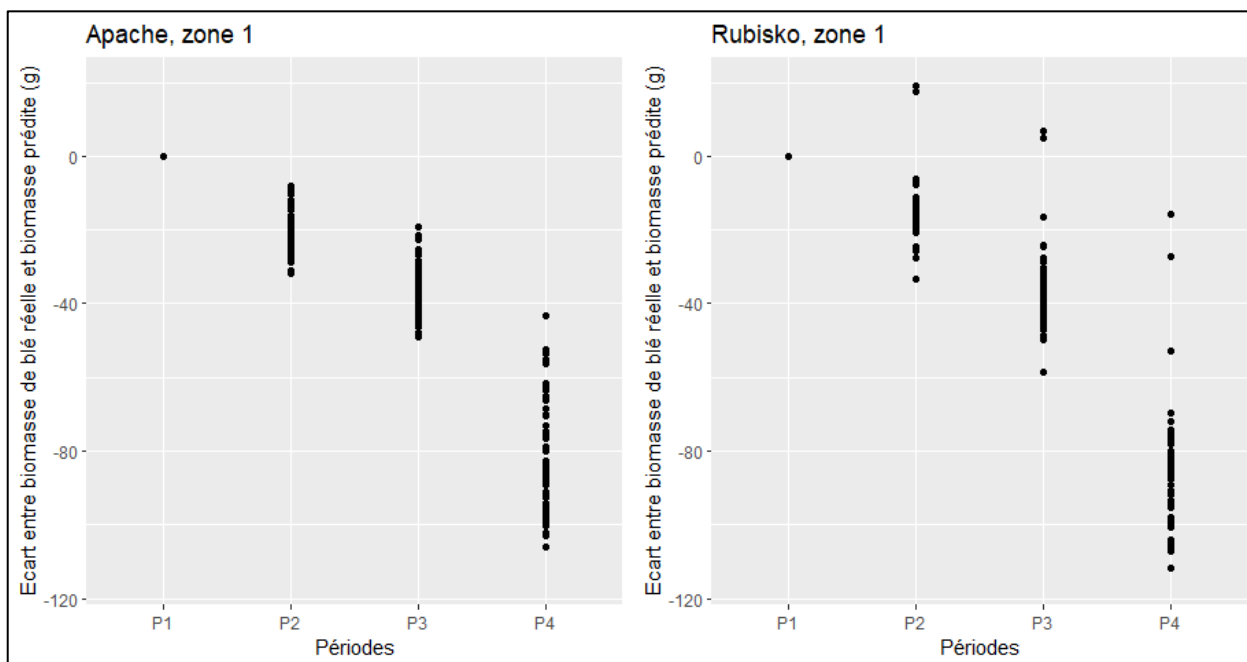


Figure 15 : Ecart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle pour chaque image des zones 1, des parcelles Apache et Rubisko (Agrosup Dijon, 2020). L'écart est nul à la période 1 car le modèle de croissance est initialisé avec la biomasse mesurée à cette période.

## B. Influence de la stratégie d'échantillonnage sur l'information intra parcellaire :

Deux stratégies d'échantillonnage ont été testées afin de comparer l'influence du nombre de photographies prises dans les parcelles, sur le taux de couverture du blé et des adventices (figure 19). La première stratégie utilise toutes les photos disponibles pour les zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko, ce qui correspond à 210 valeurs de TCblé et TCadv par période. La seconde stratégie n'utilise pas les photos prises sur la colonne centrale lors de la prise de vue (d'abscisse  $x=2$ ), ni les photos prises sur les lignes paires (d'ordonnées paires). Cela correspond à 72 valeurs de TCblé et TCadv par période. Pour la variable TCblé, on remarque que les boxplots et moyennes obtenus selon les deux méthodes d'échantillonnage sont quasiment identiques. Les moyennes sont le plus différentes à la période 4 (35,9% avec toutes les images contre 36,9% avec les images « impaires »), mais cette différence n'est pas significative selon le test non paramétrique de Kruskal-Wallis.

Enfin pour la variable TCadv, on observe également des boxplots et moyennes semblables que ce soit avec l'une ou l'autre des méthodes d'échantillonnage. Quelques valeurs extrêmes diffèrent, mais à période fixée, aucune moyenne de TCadv n'est significativement différente entre la modalité « échantillonnage total » et « échantillonnage partiel ».

# DISCUSSION :

## I. Des peuplements de blé et d'adventices hétérogènes :

### A. L'apport d'une représentation visuelle de l'évolution spatiale et temporelle des peuplements des micro-parcelles :

#### 1. Localisation spatiale

Les heatmaps des variables TCblé, TCadv des parcelles Apache et Rubisko mettent en évidence des différences de peuplement du blé et des adventices que ce soit à l'échelle intra parcellaire ou inter parcellaire.

Les adventices sont le plus sujettes aux fortes différences de taux de couverture avec la présence de zones très localisées où le TCadv est élevé dans les deux parcelles. Ces différences s'expliquent par le fait que le peuplement d'adventices dans une culture est un peuplement très hétérogène, composé de nombreuses espèces différentes, comme le souligne Barralis en 1972. Dans ces parcelles, 29 espèces ont été identifiées en 2018. Ces espèces allant de la fumeterre officinale (*Fumaria officinalis*) au coquelicot (*Papaver rhoeas*), présentent des caractéristiques morphologiques très différentes. De plus, les deux parcelles ne présentaient pas la même flore d'adventices (Merienne, 2018). La localisation d'une zone avec un TCadv élevé dans le haut de la parcelle Rubisko peut faire penser à un possible effet de bordure, avec une contamination de la micro-parcelle expérimentale provenant de la flore adventice extérieure. Le pourtour des parcelles et notamment les bandes enherbées peuvent être des sources d'introduction d'adventices dans les parcelles (Cordeau, Chauvel, 2008).

Les représentations visuelles des heatmaps ne suffisent pas à dire si certaines zones ont un TCblé différent. En comparant les heatmaps du TCblé et du TCadv, il est difficile de voir s'il existe une relation entre les zones des micro-parcelles avec un fort TCadv et les zones avec un faible TCblé. Une étude plus approfondie des relations entre TCblé et TCadv a été nécessaire.

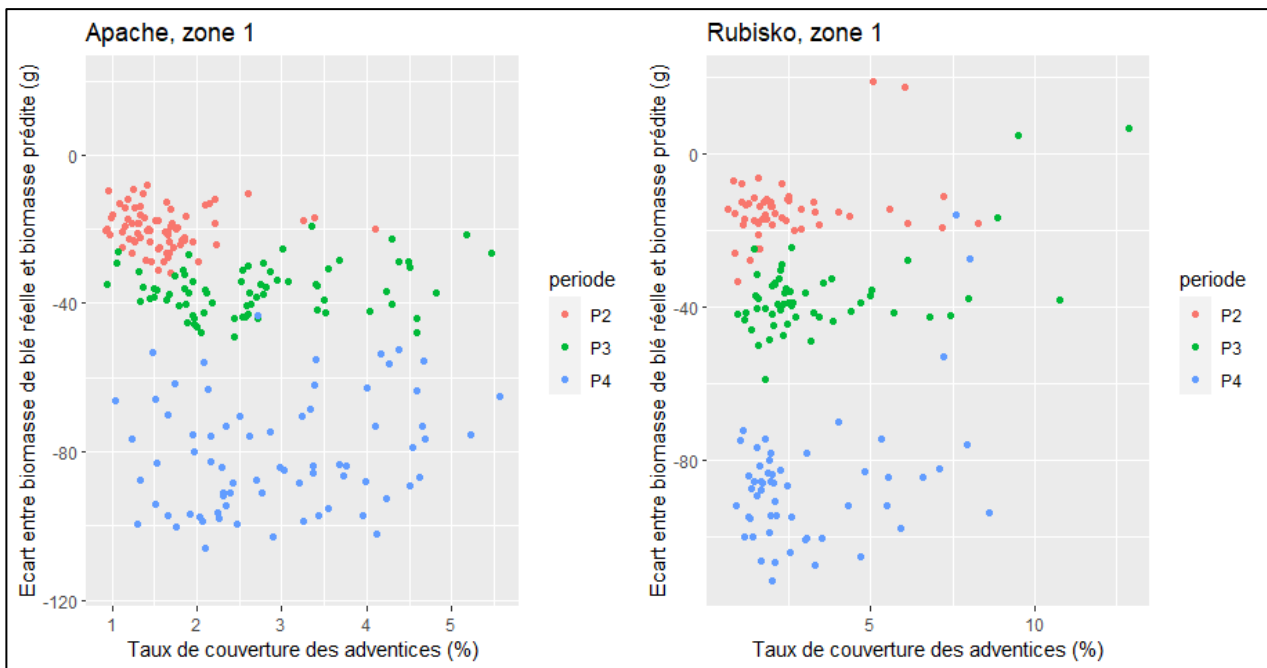


Figure 16 : Représentation de l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle en fonction du taux de couverture d'adventives, pour les zones 1 des parcelles Apache et Rubisko (Agrosup Dijon, 2020). Chaque point représente une photographie de la zone 1 des parcelles, pour laquelle on connaît le TCadv et l'écart au modèle. La période 1 n'est pas représentée car l'écart y est nul.

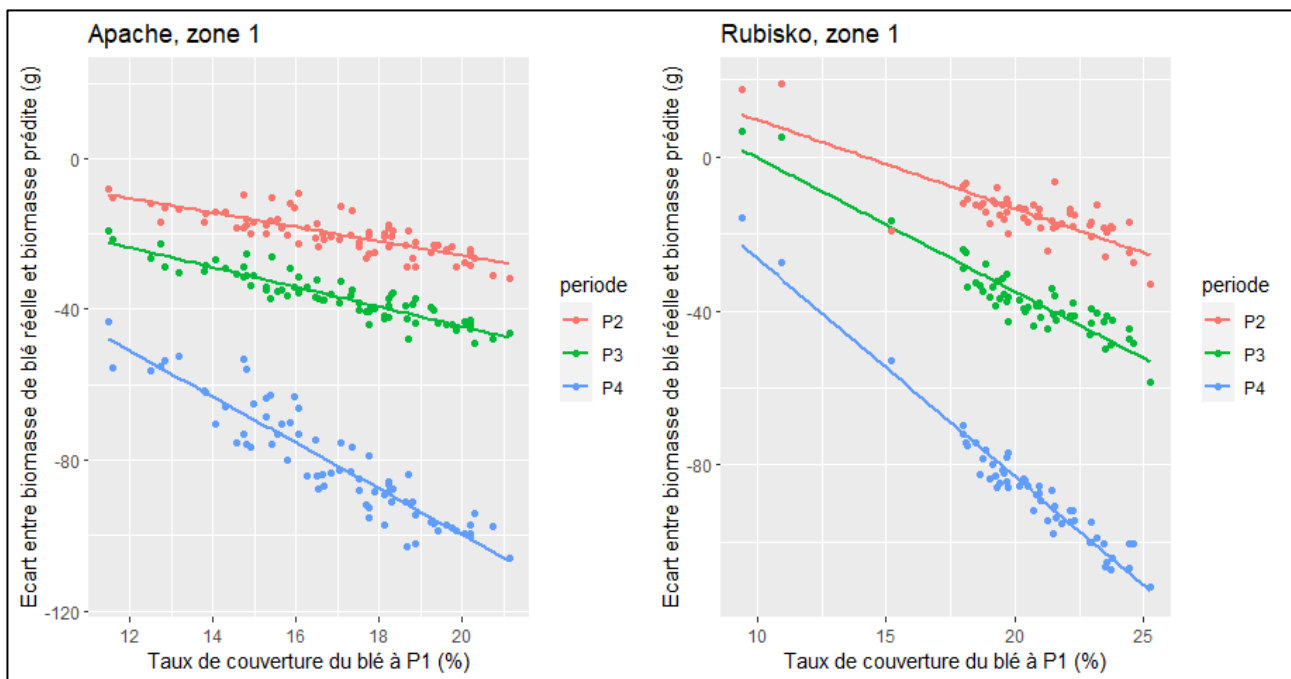


Figure 17 : Représentation de l'écart entre la biomasse de blé réelle et la biomasse de blé prédite par le modèle en fonction du taux de couverture de blé à la période 1, pour les zones 1 des parcelles Apache et Rubisko (Agrosup Dijon, 2020). Chaque point représente une photographie de la zone 1 des parcelles, pour laquelle on connaît le TCblé de la période 1, et l'évolution de la biomasse de blé présente sur l'image à la période 1. La période 1 n'est pas représentée car l'écart au modèle à cette période est nul. Les courbes représentent des régressions linéaires pour chaque période.

## 2. Evolution temporelle :

Les heatmaps permettent d'observer une tendance d'évolution globale très rapidement. Cette représentation peut être utilisée afin de présenter facilement le peuplement d'une parcelle à un agriculteur qui cherche à connaître les zones où la culture se développe moins.

La présence de valeurs de weed pressure supérieures à 20% sur les deux parcelles permet d'identifier plus précisément des zones à risque. En effet selon Piron et al., (2011) et Berge et al., (2008), le seuil de 20% pour le weed pressure permettait d'activer ou non la pulvérisation d'herbicide dans le cadre d'un algorithme de reconnaissance d'adventices en temps réel. Franchir le seuil de 20% est donc synonyme d'une nuisibilité possiblement plus forte des adventices, et de zones à éventuellement traiter en priorité. Sur les parcelles Apache et Rubisko, plusieurs zones ont un WP supérieur à 20%, et sont donc susceptibles d'avoir un développement du blé affecté par les adventices.

Les différents heatmaps mettent en évidence un premier biais de la méthodologie d'échantillonnage réalisée en 2018. En effet on peut se rendre compte que la taille des parcelles étudiées diminue dans le temps à cause des prélèvements destructifs effectués. Cette taille différente à chaque date influe sur le nombre de données récoltées et doit être prise en compte lors des tests statistiques.

### B. Analyse quantitative de l'évolution spatiale et temporelle :

L'augmentation du TCblé sur les deux parcelles est due à la croissance du blé durant la phase de tallage, avec un développement plus horizontal que vertical. L'évolution de la matière sèche totale dans un peuplement de blé peut être assimilée à une courbe sigmoïde, avec une augmentation rapide durant la phase de montaison, puis qui atteint un plateau lorsque les grains se remplissent (Guerif et al., 1988). L'évolution du TCblé de la parcelle Rubisko présente un plateau entre les périodes deux et trois. Ce plateau traduit une très faible croissance du blé entre ces deux périodes. Il est difficile d'expliquer l'origine de cette stagnation, car à la période quatre, les taux de couverture moyens du blé des deux parcelles sont semblables. Les deux valeurs extrêmes minimales de TCblé visibles pour Rubisko à la période deux (figure 12) sont probablement dues à des erreurs de manipulation (mauvais positionnement du bâti) car une valeur de TCblé est plus faible à la période deux qu'à la période une pour la variété Rubisko.

L'augmentation des valeurs de TCadv dans le temps pour les deux parcelles peut s'expliquer par la croissance et l'augmentation de la surface foliaire des adventices présentes à la première période, mais aussi par la germination et le développement de nouvelles adventices. Toutefois, les comptages réalisés en 2018 ne permettent pas de valider ou rejeter cette hypothèse.

Sur la parcelle Apache, l'augmentation du WP entre les périodes une et trois signifie que les adventices ont proportionnellement plus augmenté que le blé dans ces zones. Cette augmentation importante pourrait laisser penser que le blé a un développement diminué par les adventices, mais en regardant le WP de la période quatre, on remarque qu'il a diminué. Cela veut dire qu'entre les périodes trois et quatre, le taux de couverture du blé a proportionnellement plus augmenté que celui des adventices. De plus, les zones qui ont un weed pressure élevé n'ont pas forcément un TCblé faible, que ce soit sur la parcelle Apache ou Rubisko. Ces premiers résultats ne permettent pas de dire si les adventices des deux micro-parcelles sont nuisibles ou non pour le blé.

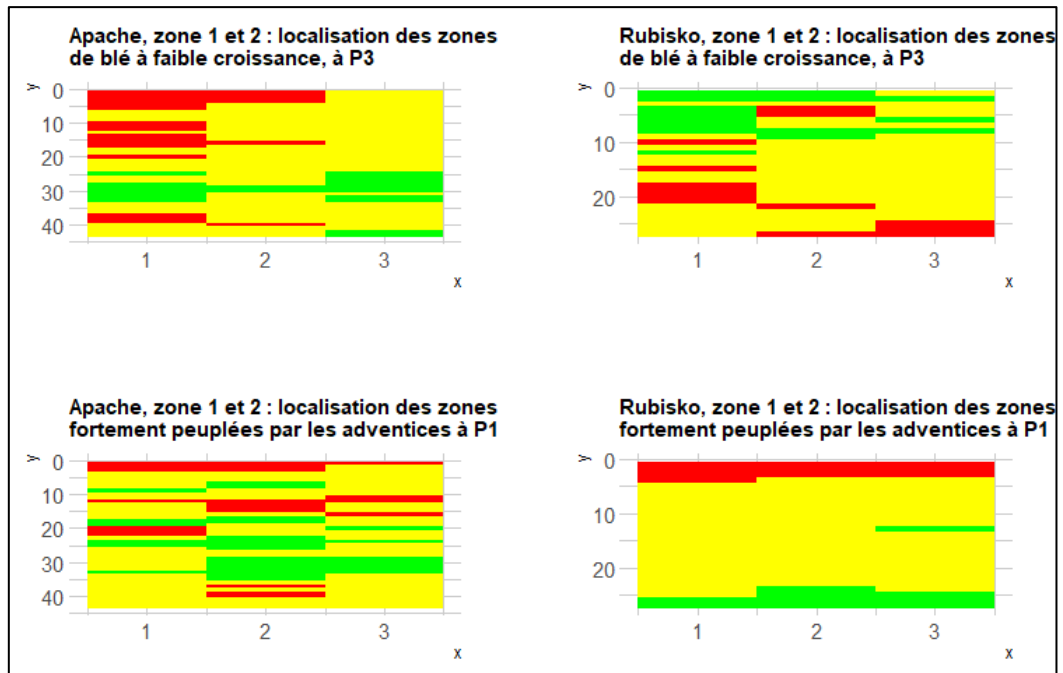


Figure 18 : Localisation des zones de blé à faible croissance et des zones fortement peuplées par les adventices, pour les zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko, après traitement d'un algorithme de classification (Agrosup Dijon, 2020). Pour les deux graphiques des zones de blé, les zones en rouge correspondent aux zones où le blé est sous développé selon l'algorithme. Les zones jaunes correspondent à un développement du blé normal, et les zones vertes correspondent à un développement supérieur au développement moyen de la parcelle. Pour les deux graphiques des zones d'adventices, les zones en rouge correspondent aux zones où les adventices sont très présentes selon l'algorithme. Les zones jaunes correspondent à une présence moyenne, et les zones vertes correspondent à une présence inférieure à la présence moyenne de la parcelle.

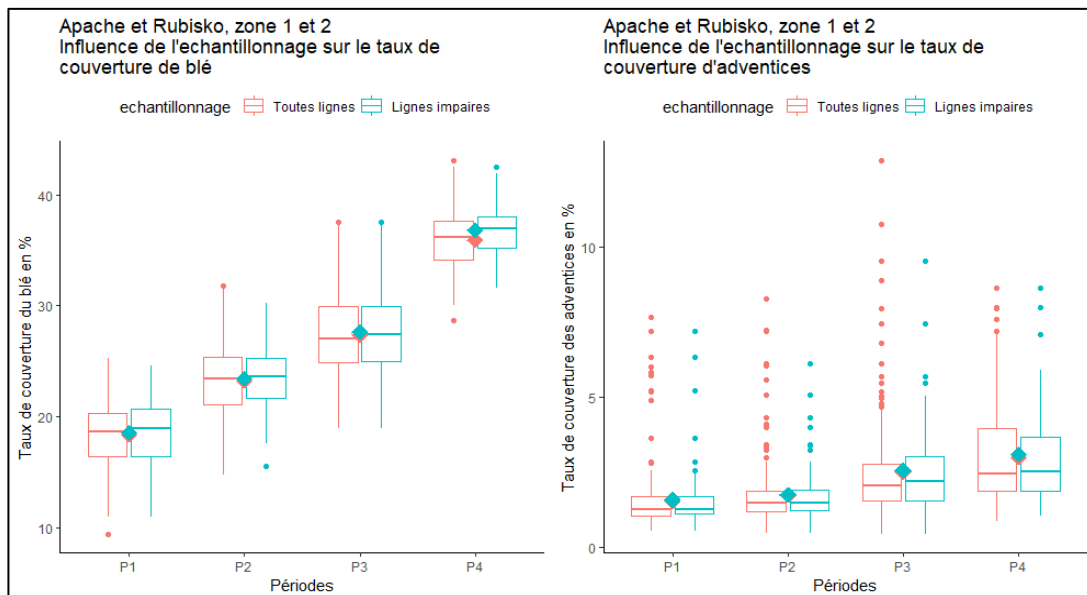


Figure 19 : Comparaison de l'influence de deux modes d'échantillonnage des zones 1 et 2 des parcelles Apache et Rubisko, sur le taux de couverture du blé et le taux de couverture des adventices (Agrosup Dijon, 2020). La modalité d'échantillonnage « toutes lignes » utilise toutes les photographies des zones 1 et 2 (soit 210 photographies par période). La modalité « lignes impaires » n'utilise que les photographies faites sur les lignes impaires et les colonnes 1 et 3 des parcelles (soit 72 photographies par période). Les losanges (points  $\blacklozenge$ ) correspondent aux moyennes de la variable à la période donnée.

### C. L'hétérogénéité mise en évidence par l'analyse de variance :

Les comparaisons des variances sur les variables TCblé et TCadv mettent en évidence des zones intra parcellaires qui ont un peuplement (traduit par le taux de couverture) significativement différent de celui des autres zones. Ces zones sont de différentes tailles selon la parcelle étudiée. Pour la parcelle Apache, les zones qui ont un peuplement différent sont petites (environ 2,5m<sup>2</sup>) car le facteur (zone : colonne) a un effet significatif alors que pour la parcelle Rubisko les zones sont plus grandes (environ 3,5m<sup>2</sup>) car il n'y a que le facteur zone qui a un effet significatif.

Pour la parcelle Apache, la zone 1 (haut de la parcelle) possède à chaque période un TCblé moyen plus faible que celui des autres zones. Cette zone est donc moins peuplée en blé que les autres. Cependant, la zone 1 n'a pas un TCadv plus important que les autres zones aux périodes une et deux. Il est difficile de mettre en évidence une relation entre un faible taux de couverture de blé et un fort taux de couverture d'adventices. Il se peut également que les taux élevés de couverture d'adventices soient dus à un développement spontané d'adventices sur des zones où le blé n'était pas présent initialement (cas de mauvaise germination ou de ravageurs).

De même, les peuplements de blé et d'adventices de la parcelle Rubisko sont différents selon les zones de la parcelle. Les zones 1 et 3 de la parcelle Rubisko ne présentent pas de TCblé significativement différent pour les périodes une et deux, alors que le TCadv de la zone 1 est significativement supérieur à celui de la zone 3 sur ces mêmes périodes.

Les données disponibles mettent bien en évidence de fortes différences intra parcellaires des peuplements de blé et d'adventices qui perdurent dans le temps. L'hétérogénéité du peuplement de blé peut s'expliquer par des variations pédologiques intra-parcellaires et par la faible surface de culture étudiée. Au sein de ces micro-parcelles, les petites variations sont exacerbées. Masle-Meynard et Sebillotte (1981) ont mis en évidence la présence d'individus de blé au sein d'un peuplement qui n'avaient pas la même croissance, ni les mêmes séquences de tallage. L'hétérogénéité du peuplement de blé causée par des séquences de tallage différentes peut être une explication aux observations faites sur les deux micro-parcelles.

Cependant une autre limite de l'étude menée en 2018 apparaît ici. L'absence de répétition des parcelles de blé de la même variété ne permet pas de différencier l'effet du facteur parcelle de l'effet du facteur variété. La répétition de parcelles de même variété permettrait de vérifier si la variété Apache a une réponse différente de la variété Rubisko à la présence d'adventices et si leur croissance est semblable.

### D. Les adventices présentes n'ont pas majoritairement nui au développement du blé :

Les représentations graphiques montrant le TCblé en fonction du TCadv ne permettent pas de mettre en évidence une relation entre un taux de couverture d'adventices élevé et une diminution du taux de couverture du blé. Le seul jeu de données pouvant montrer une relation négative entre le TCadv et le TCblé est celui de la parcelle Apache à la période trois.

Cependant il est important de prendre en considération la grande diversité d'adventices présentes sur les deux parcelles. Comme le souligne Wilson et Wright (1990) toutes les adventices n'ont pas la même nuisibilité sur les cultures, et leurs seuils de nuisibilité varient en fonction des espèces. Wilson et Wright (1990) ont établi des indicateurs de nuisibilité qui se traduisent par un seuil de nombre de pieds par mètre carré. Il se peut donc que la nuisibilité des adventices des deux micro-parcelles n'ait pas été atteinte pour la majorité d'entre elles à cause d'un trop faible nombre de pieds, expliquant la présence de zones au TCadv élevé sans que le



TCblé soit moins élevé.

On remarque également sur la figure 14 une petite proportion de points qui ont un TCadv élevé (supérieur à 5%) et un TCblé plus faible que le TCblé moyen de la parcelle. Ces zones peuvent être des zones où les adventices sont plus nuisibles que les autres pour un même niveau de TCadv, impactant plus la croissance du blé. Mais il se peut également que ce soient des zones qui étaient faiblement peuplées en blé après la germination, laissant un espace libre pour le développement d'une flore spontanée d'adventices.

Une amélioration possible de l'algorithme de classification serait de pouvoir reconnaître et classer les différentes espèces d'adventices afin de pouvoir établir et comparer des seuils de nuisibilité par espèce, basés sur le taux de couverture. Le pourcentage de couverture du sol est déjà utilisé pour définir le seuil de nuisibilité du Stellaire (Rodriguez, 2004), et il est fixé à 20% de couverture de sol, pour la culture de colza. Aucune valeur de TCadv n'atteint les 20% dans les données de 2018.

## **II. Utilisation d'un modèle écophysiological pour prédire l'influence des adventices :**

### **A. Un modèle trop éloigné de la réalité :**

La prédiction du modèle de croissance du blé ne correspond pas à la réalité observée, comme les écarts au modèle très importants le montrent. Initialement ce résultat était attendu car le modèle dérivé du modèle Azodyn blé est un modèle à l'optimum et ne prend pas en compte les différents stress biotiques et abiotiques que les variétés Apache et Rubisko ont subi. Parmi les stress non pris en compte on peut citer les adventices, les ravageurs, le stress azoté.

Le but principal de l'utilisation du modèle de croissance écophysiological n'était pas de modéliser de façon précise la croissance du blé, mais de voir si la présence d'adventices sur une zone donnée pouvait augmenter l'écart entre la biomasse observée et la biomasse prédite. Si la relation avait pu être établie, l'écart au modèle aurait pu servir d'indicateur pour l'élaboration de cartes des zones de nuisibilité des adventices. Le faible nombre de variables d'entrée disponibles d'après les mesures faites en 2018 ne permettait pas d'utiliser un modèle de croissance plus précis.

### **B. L'influence de la variable d'entrée masque l'influence des adventices :**

Le taux de couverture d'adventices ne semble pas être lié aux écarts au modèle d'après les représentations de la figure 16. En effet pour l'ensemble des données, des taux élevés de couverture d'adventices sont à la fois observés pour des écarts au modèle faibles et des écarts au modèle importants.

La variable qui explique le mieux les écarts au modèle est le taux de couverture du blé, comme on peut le voir sur la figure 17 d'après les relations linéaires entre l'écart au modèle et le TCblé. Ceci s'explique par le fait qu'une des entrées principales du modèle de croissance est la biomasse de blé à la période une. Or cette biomasse a été calculée à partir de la valeur du TCblé de la période une.

Les relations linéaires entre l'écart au modèle et le TCblé sont toutes décroissantes à cause





de  $(-k \cdot LAI)$  utilisée pour calculer l'efficacité d'interception influence fortement la prédiction de biomasse. Si la biomasse utilisée pour initier le modèle est faible, alors la croissance et la biomasse finale prédite seront beaucoup plus faibles qu'avec une biomasse initiale normale. L'écart entre la prédiction de biomasse initié par une biomasse normale ou une faible biomasse est amplifié par l'exponentielle dans le temps. De plus, une partie du blé présentant un TCblé faible à la période une possède des valeurs de TCblé proches de la moyenne de la parcelle aux autres périodes. Cela met en évidence que le TCblé de la période une est principalement responsable de l'écart au modèle des périodes suivantes. Les possibles effets des adventices sur l'écart au modèle sont masqués par l'effet prédominant du TCblé initial.

Ce modèle n'est donc pas le plus adapté pour quantifier la nuisibilité des adventices sur le développement du blé à cause du nombre trop faible de variables d'entrée et de la non prise en compte des différents stress biotiques et abiotiques.

D'autres modèles plus complets comme WHEATPEST (Willocquet et al., 2008) pourraient être utilisés afin de prédire plus précisément l'impact des adventices sur le blé. Le modèle WHEATPEST simule l'impact de stress biotiques dans différentes situations de productions sur le rendement. Dans ce modèle la variable utilisée pour quantifier la présence d'adventices est la biomasse d'adventices par mètre carré. Mesurer cette variable peut être très chronophage sur le terrain et il pourrait être intéressant d'utiliser la prise d'images RGB pour avoir une approximation de la biomasse d'adventices à partir du taux de couverture. Cependant pour passer du taux de couverture à la biomasse il faudrait étudier ces relations pour chaque espèce d'adventices. Merienne (2018) avait essayé de représenter la biomasse d'adventices en fonction de leur taux de couverture (pour toutes les espèces d'adventices confondues des deux micro-parcelles) sans mettre en évidence une relation comme c'est le cas pour le blé. Une fois ces relations établies, cette technique pourrait faire gagner du temps dans les mesures réalisées aux champs.

Un suivi régulier de micro-parcelles de différentes variétés jusqu'à la récolte pourrait permettre de créer des courbes plus précises de taux de couverture de blé et d'adventices. On pourrait essayer de chercher si ces variables pourraient être de bons indicateurs de prédiction de rendement avec une prise en compte de la nuisibilité des adventices. Gouache et al. (2014) ont ainsi utilisé l'indice foliaire vert intégré, calculé à partir de la courbe de surface foliaire verte du blé pour comparer les réponses de différentes variétés à des stress biotiques et abiotiques.

### **III. Les premiers pas vers l'utilisation du drone et la conception d'un outil d'aide à la décision :**

#### **A. Représenter graphiquement les zones à risques :**

Les représentations graphiques des zones de blé à faible croissance et des zones fortement peuplées par les adventices ont été réalisées dans le but de présenter simplement les zones où les interventions agricoles doivent être réalisées en priorité. Ceci explique le choix de classer les zones en trois catégories.

La classification des zones à faible croissance du blé prend en compte le taux de couverture du blé à deux périodes ainsi que son taux d'accroissement entre ces deux périodes. En effet, il a été remarqué que certaines zones avaient un faible TCblé à la première période, mais un TCblé normal aux périodes suivantes. De ce fait, la création de ces cartes nécessite deux périodes de



mesures pour prendre en compte l'aspect dynamique du peuplement et ne pas faire une estimation simplement à une période fixe qui ne prend pas en compte un possible retard de croissance. Ces cartes ont été créées dans l'idée d'être utilisées à la fin de l'hiver afin de mieux répartir les doses d'engrais NPK sur les zones qui ont un retard de développement par rapport au reste de la parcelle. Les engrais seraient alors mieux valorisés, le rendement augmenté sans que la quantité totale d'engrais soit augmentée. Cependant, il est important de noter que les retards de croissance mis en évidence par ces cartes peuvent être causés par de nombreux autres facteurs.

Les zones fortement peuplées en adventices ont été calculées simplement à partir du TCadv de la première période. La classification des zones se basant sur la moyenne du TCadv de la parcelle, il est important de considérer les classes comme simplement informatives. En effet une parcelle globalement très peuplée en adventices aura un heatmap avec des zones faiblement peuplées, mais il se peut que ces zones faiblement peuplées nécessitent quand même une intervention de désherbage. Ce processus de création de carte a été pensé dans le but d'être utilisé à l'automne afin de mettre en évidence les zones nécessitant une intervention prioritaire de désherbage, et les zones où les doses d'herbicides peuvent être diminuées. Si la fonction de reconnaissance d'espèces était ajoutée à l'algorithme de discrimination de la végétation, on pourrait utiliser le type d'espèces comme un indicateur pour classer les zones, car toutes les espèces n'ont pas la même nuisibilité et le même impact sur les cultures.

Ces représentations sont une application simple du processus de détection d'adventices et du suivi du développement de blé par l'intermédiaire d'images RGB, dans l'optique de développer un outil d'aide à la décision. Les algorithmes de classification des zones pourraient être améliorés par l'utilisation d'autres indicateurs comme des indices de végétation ou le type d'espèces d'adventices.

#### B. Influence de la stratégie d'échantillonnage sur la l'information intra parcellaire :

Les résultats de la figure 19 montrent qu'il est possible d'obtenir les mêmes informations sur une micro-parcelle expérimentale de blé en réduisant la fréquence d'échantillonnage. L'utilisation de deux fois moins d'images pour les mêmes résultats permet de gagner du temps lors de la prise de vue et lors des traitements informatiques des images. Ces informations sont à prendre en compte dans la mise en place de futurs protocoles de prises de vues des parcelles et des quadrillages photographiques.

Lors d'une prise de vue aérienne par drone, il ne sera pas nécessaire que les images se superposent toutes entre elles. Cela permettra de réduire le nombre de prises de vue pour une même surface, et donc d'augmenter la surface couverte pour un même temps de vol. Un léger décalage entre les images ne conduira pas à une perte d'informations. La surface photographiée avec l'utilisation d'un drone étant beaucoup plus élevée qu'avec un appareil photographique, le décalage entre les images a moins de répercussion sur les valeurs des variables. Le point le plus important est de connaître la localisation géographique des images afin de pouvoir créer des cartes de représentation des parcelles avec des systèmes d'information géographique.

## **CONCLUSION :**

Les recherches menées dans ce stage visaient à étudier si l'utilisation d'images RGB permettait de caractériser précisément les peuplements de blé et d'adventices à partir du taux de couverture, et si les adventices des deux micro-parcelles étaient nuisibles pour le blé. La mise en évidence de la nuisibilité a été étudiée selon différentes approches : graphiques,



statistiques et de modélisation, dans le but d'établir les bases d'un outil d'aide à la décision dont les données d'entrée proviendraient d'images RGB.

On a pu constater que les images RGB prises par un appareil photo permettaient de caractériser précisément les peuplements de blé et d'adventices au travers d'une variable calculée par un algorithme de classification : le taux de couverture. Ce premier résultat ouvre la voie à d'autres études plus approfondies, pouvant utiliser cette variable afin de caractériser les peuplements d'une parcelle. Cette variable pourrait également être calculée à partir de photographies RGB prises par drone.

Grâce au taux de couverture, des variations intra-parcellaires et inter-parcellaires des peuplements de blé et d'adventices ont été mises en évidence. De fortes concentrations d'adventices étaient présentes dans les deux micro-parcelles, traduisant l'hétérogénéité de ce peuplement. Ce résultat n'est pas surprenant au regard de la bibliographie. Le taux de couverture de blé présentait également des variations locales significatives. L'étude menée n'a pas permis de mettre en évidence une relation entre la présence d'adventices et une réduction du taux de couverture du blé, comme le suggérait l'hypothèse de départ. Certaines valeurs du jeu de données laissent tout de même penser que ce phénomène a été présent, mais en trop faible quantité pour être significativement visible.

Le modèle écophysique étudié n'a pas permis de définir si les adventices étaient responsables des écarts entre la biomasse de blé observée et la biomasse de blé potentiellement atteignable. Les écarts au modèle sont principalement dus à l'une des valeurs d'entrée, la biomasse initiale, et le stress causé par les adventices influe peu sur ces écarts.

Il a été montré que le taux de couverture des adventices d'une période donnée pouvait servir à construire une carte des zones d'infestations au sein d'une parcelle. Les valeurs de taux de couverture du blé de deux dates permettent également de créer une carte de développement du blé. Ces cartes sont les premiers exemples d'utilisation du taux de couverture acquis par un capteur RGB dont le vecteur pourrait être un drone. Elles pourraient informer les utilisateurs sur les zones où concentrer les interventions de désherbage ou de fertilisation.

Cette étude met également en avant qu'une stratégie d'échantillonnage sans superposition des photographies permet de gagner du temps lors de la prise de vue et lors du traitement des images, sans perdre d'informations sur les peuplements des parcelles.

Dans l'optique de futures recherches, ce stage a mis en évidence des points d'amélioration de la méthodologie et des perspectives de recherche. Afin de comparer l'évolution temporelle et l'effet variétal, il est important de suivre la même surface tout au long de l'étude, et de mettre en place des répétitions. Le rendement du blé pourrait être mesuré afin d'obtenir plus de variables pour étudier la nuisibilité des adventices. Il pourrait être intéressant d'étudier précisément certaines espèces d'adventices pour obtenir des références de nuisibilité en termes de taux de couverture et des relations entre taux de couverture et biomasse par espèce. Enfin, l'algorithme de classification de pixels pourrait être amélioré en ajoutant un module de reconnaissance d'espèces.

## **BIBLIOGRAPHIE :**

ACKER, R. C. Van, LUTMAN, P. J. W. et FROUD-WILLIAMS, R. J., 1997. Predicting yield loss due to interference from two weed species using early observations of relative weed leaf area. In : *Weed Research*. 1997. Vol. 37, n° 5, p. 287-299. DOI 10.1046/j.1365-3180.1997.d01-52.x.

- AHAMED, Tofael, TIAN, Lei, JIANG, Yanshui, ZHAO, Bin, LIU, Hx et TING, Kuan Chong, 2012. Tower remote-sensing system for monitoring energy crops; image acquisition and geometric corrections. In : *Biosystems Engineering*. 1 juin 2012. Vol. 112, n° 2, p. 93-107. DOI 10.1016/j.biosystemseng.2012.03.003.
- AITKENHEAD, M. J., DALGETTY, I. A., MULLINS, C. E., MCDONALD, A. J. S. et STRACHAN, N. J. C., 2003. Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 août 2003. Vol. 39, n° 3, p. 157-171. DOI 10.1016/S0168-1699(03)00076-0.
- ANON., 2009. Les mauvaises herbes, ennemi naturel numéro un des agriculteurs. In : *ONU Info* [en ligne]. 11 août 2009. [Consulté le 20 juin 2020]. Disponible à l'adresse : <https://news.un.org/fr/story/2009/08/163782-les-mauvaises-herbes-ennemi-naturel-numero-un-des-agriculteurs>.
- BAH, M. Dian, HAFIANE, Adel et CANALS, Raphael, 2018. Deep Learning with Unsupervised Data Labeling for Weed Detection in Line Crops in UAV Images. In : *Remote Sensing*. novembre 2018. Vol. 10, n° 11, p. 1690. DOI 10.3390/rs10111690.
- BARRALIS, G., 1972. Evolution Comparative De La Flore Adventice Avec Ou Sans Desherbage Chimique. In : *Weed Research*. 1972. Vol. 12, n° 2, p. 115-127. DOI 10.1111/j.1365-3180.1972.tb01195.x.
- BASTIAANS, L. et KROPFF, M. J., 2017. Weed Competition. In : THOMAS, Brian, MURRAY, Brian G et MURPHY, Denis J (éd.), *Encyclopedia of Applied Plant Sciences (Second Edition)* [en ligne]. Oxford : Academic Press. p. 473-478. [Consulté le 5 juin 2020]. ISBN 978-0-12-394808-3. Disponible à l'adresse : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123948076000277>.
- BENVENUTI, Stefano, 2007. Weed seed movement and dispersal strategies in the agricultural environment. In : *Weed Biology and Management*. 2007. Vol. 7, n° 3, p. 141-157. DOI 10.1111/j.1445-6664.2007.00249.x.
- BERGE, T. W., AASTVEIT, A. H. et FYKSE, H., 2008. Evaluation of an algorithm for automatic detection of broad-leaved weeds in spring cereals. In : *Precision Agriculture*. 1 décembre 2008. Vol. 9, n° 6, p. 391-405. DOI 10.1007/s11119-008-9083-z.
- BLEASDALE, J. K. A., 1960. Studies on plant competition. In : *Biology of Weeds, Symp. Brit. ecol. Soc.* 1960. p. 133-42.
- BOISVERT, J. B., CREVIER, Y. et PULTZ, T. J., 1996. Estimation régionale de l'humidité du sol par télédétection. In : *Canadian Journal of Soil Science*. 1 août 1996. Vol. 76, n° 3, p. 325-334. DOI 10.4141/cjss96-039.
- BONIN, Ludovic, GAUTELLIER VIZIOZ, Lise et VACHER, Catherine, 2019. Effets de la densité des adventices sur le rendement des céréales. In : *ARVALIS-info.fr* [en ligne]. 2019. [Consulté le 9 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.arvalis-infos.fr/quelle-est-la-nuisibilite-des-mauvaises-herbes-en-cereales-a-paille--@/view-17542-arvarticle.html>.
- BRISCO, B., BROWN, R. J., HIROSE, T., MCNAIRN, H. et STAENZ, K., 1998. Precision Agriculture and the Role of Remote Sensing: A Review. In : *Canadian Journal of Remote*

*Sensing*. 1 septembre 1998. Vol. 24, n° 3, p. 315-327.  
DOI 10.1080/07038992.1998.10855254.

BURKS, T. F., SHEARER, S. A., HEATH, J. R. et DONOHUE, K. D., 2005. Evaluation of Neural-network Classifiers for Weed Species Discrimination. In : *Biosystems Engineering*. 1 juillet 2005. Vol. 91, n° 3, p. 293-304. DOI 10.1016/j.biosystemseng.2004.12.012.

CAMPBELL, James B. et WYNNE, Randolph H., 2011. *Introduction to Remote Sensing, Fifth Edition*. S.l. : Guilford Press. ISBN 978-1-60918-177-2.

CAUSSANEL, J.P., 1989. Nuisibilité et seuils de nuisibilité des mauvaises herbes dans une culture annuelle : situation de concurrence bispécifique. In : *Agronomie*. 1989. Vol. 9, n° 3, p. 219-240.

CHAMPAGNAT, Nicolas, LELIÈVRE, Tony et NOUY, Anthony, 2013. Modélisation déterministe-stochastique. In : *Proposition CEMRACS 2013* [en ligne]. S.l. : s.n. 2013. [Consulté le 29 juillet 2020]. Disponible à l'adresse : <http://mathsmonde.math.cnrs.fr/images/pdf/part2/9-modelisation-deterministe-stochastique.pdf>.

CHANG, Chih-Hua, LIU, Cheng-Chien et TSENG, Ping-Yu, 2013. Emissions Inventory for Rice Straw Open Burning in Taiwan Based on Burned Area Classification and Mapping Using Formosat-2 Satellite Imagery. In : *Aerosol and Air Quality Research*. 2013. Vol. 13, n° 2, p. 474-487. DOI 10.4209/aaqr.2012.06.0150.

COLBACH, N., CHAUVEL, B., GAUVRIT, C. et MUNIER-JOLAIN, N. M., 2007. Construction and evaluation of ALOMYSYS modelling the effects of cropping systems on the blackgrass life-cycle: From seedling to seed production. In : *Ecological Modelling*. 10 mars 2007. Vol. 201, n° 3, p. 283-300. DOI 10.1016/j.ecolmodel.2006.09.018.

COLBACH, Nathalie, 2010. Modelling cropping system effects on crop pest dynamics: How to compromise between process analysis and decision aid. In : *Plant Science*. 1 juillet 2010. Vol. 179, n° 1, p. 1-13. DOI 10.1016/j.plantsci.2010.04.009.

COLBACH, Nathalie, 2012. Alomysys, un modèle simulant l'évolution de la flore adventice sous l'effet des pratiques agricoles. In : *Fiche n°13 - Filière Protéagineux*. 2012.

COLBACH, Nathalie, BIJU-DUVAL, Luc, GARDARIN, Antoine, GRANGER, Sylvie, GUYOT, Sébastien H.M., MEZIERE, Delphine, MUNIER-JOLAIN, Nicolas et PETIT, Sandrine, 2014. The role of models for multicriteria evaluation and multiobjective design of cropping systems for managing weeds. In : *Weed Research*. 2014. Vol. 54, n° 6, p. 541-555. DOI 10.1111/wre.12112.

COLBACH, Nathalie, COLLARD, Alban, GUYOT, Sébastien H. M., MÉZIÈRE, Delphine et MUNIER-JOLAIN, Nicolas, 2014. Assessing innovative sowing patterns for integrated weed management with a 3D crop:weed competition model. In : *European Journal of Agronomy*. 1 février 2014. Vol. 53, p. 74-89. DOI 10.1016/j.eja.2013.09.019.

CORDEAU, S, DESSAINT, F, DENIEUL, C, BONIN, L, VUILLEMIN, F, DELATTRE, M, RODRIGUEZ, A, GUILLEMIN, J-P et CHAUVEL, B, 2016. AFPP – 23e CONFÉRENCE DU COLUMA JOURNÉES INTERNATIONALES SUR LA LUTTE CONTRE LES MAUVAISES HERBES DIJON – 6, 7 ET 8 DÉCEMBRE 2016. In : . 2016. p. 13.



CORDEAU, Stéphane et CHAUVEL, Bruno, 2008. Qu'est-ce que les bandes enherbées ? Conséquences environnementales et biologiques. In : *Revue scientifique Bourgogne-Nature*. 2008. n° 7-2008, p. 97-108.

CORDEAU, Stéphane, CHAUVEL, Bruno et GUILLEMIN, Jean-Philippe, 2018. Nuisibilité des plantes adventices : compétition pour les ressources, quantification des pertes de rendement, qualité des récoltes. In : CHAUVEL, Bruno, DARMENCY, Henri, MUNIER-JOLAIN, Nicolas et RODRIGUEZ, Alain, *GESTION DURABLE DE LA FLORE ADVENTICE DES CULTURES*. 1ère édition. S.l. : Éditions Quae. Synthèses. p. Chapitre 4.

DE CASTRO, Ana-Isabel, JURADO-EXPÓSITO, Montserrat, GÓMEZ-CASERO, María-Teresa et LÓPEZ-GRANADOS, Francisca, 2012. Applying Neural Networks to Hyperspectral and Multispectral Field Data for Discrimination of Cruciferous Weeds in Winter Crops. In : *The Scientific World Journal* [en ligne]. 2 mai 2012.

[Consulté le 28 juillet 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.hindawi.com/journals/tswj/2012/630390/>.

DEBAEKE, Philippe, 1988. Modélisation de l'évolution à long terme de la flore adventice. II. Application à trois dicotylédones annuelles en un site donné. In : *Agronomie*. 1988. Vol. 8, n° 9, p. 767-777. DOI 10.1051/agro:19880903.

DELLOYE, Cindy, WEISS, Marie et DEFOURNY, Pierre, 2018. Retrieval of the canopy chlorophyll content from Sentinel-2 spectral bands to estimate nitrogen uptake in intensive winter wheat cropping systems. In : *Remote Sensing of Environment*. 1 octobre 2018. Vol. 216, p. 245-261. DOI 10.1016/j.rse.2018.06.037.

DUCOURTHIAL, P, DUMET, F, MAHIEU, P, LACORRE, V et VACHON, V, 2016. *GUIDE ADVENTICES - Les reconnaître pour mieux les gérer* [en ligne]. 2016. S.l. : Agricultures & Territoires Chambres d'agriculture Nouvelle-Aquitaine. [Consulté le 8 avril 2020]. Disponible à l'adresse : [https://nouvelle-aquitaine.chambres-agriculture.fr/fileadmin/user\\_upload/National/FAL\\_commun/publications/Nouvelle-Aquitaine/GUIDE\\_ADVENTICE\\_WEB-1.pdf](https://nouvelle-aquitaine.chambres-agriculture.fr/fileadmin/user_upload/National/FAL_commun/publications/Nouvelle-Aquitaine/GUIDE_ADVENTICE_WEB-1.pdf).

DUTOIT, Thierry, GERBAUD, Eric, OURCIVAL, Jean-Marc, ROUX, Maurice et ALARD, Didier, 2001. Recherche prospective sur la dualité entre caractéristiques morphologiques et capacités de compétition des végétaux : le cas des espèces adventices et du blé. In : *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Series III - Sciences de la Vie*. 1 mars 2001. Vol. 324, n° 3, p. 261-272. DOI 10.1016/S0764-4469(00)01296-8.

ESA, 2020. Sentinel-2 - Missions - Sentinel Online. In : [sentinel.esa.int/](https://sentinel.esa.int/) [en ligne]. 2020. [Consulté le 25 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>.

FLOREZ, Jaime A., FISCHER, Albert J., RAMIREZ, Hector et DUQUE, Miryam C., 1999. Predicting Rice Yield Losses Caused by Multispecies Weed Competition. In : *Agronomy Journal*. 1999. Vol. 91, n° 1, p. 87-92. DOI 10.2134/agronj1999.00021962009100010014x.

FRIED, Guillaume, 2007. *Spatial and temporal variations in arable weed communities of annual crops in France* [en ligne]. Theses. S.l. : Université de Bourgogne. [Consulté le 21 avril 2020]. Disponible à l'adresse : <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-02004862>.

- GARDARIN, Antoine, DÜRR, Carolyne et COLBACH, Nathalie, 2012. Modeling the dynamics and emergence of a multispecies weed seed bank with species traits. In : *Ecological Modelling*. 10 août 2012. Vol. 240, p. 123-138. DOI 10.1016/j.ecolmodel.2012.05.004.
- GAUDET, Connie L. et KEDDY, Paul A., 1988. A comparative approach to predicting competitive ability from plant traits. In : *Nature*. juillet 1988. Vol. 334, n° 6179, p. 242-243. DOI 10.1038/334242a0.
- GÉE, Christelle, JONES, Gawain, MAILLOT, Thibault, PAOLI, Jean-Noël et VILLETTE, Sylvain, 2018. Le désherbage de précision. In : CHAUVEL, Bruno, DARMENCY, Henri, MUNIER-JOLAIN, Nicolas et RODRIGUEZ, Alain, *GESTION DURABLE DE LA FLORE ADVENTICE DES CULTURES*. 1ère édition. S.l. : Éditions Quae. Synthèses. p. Chapitre 10.
- GILLIOT, Jean-Marc, VAUDOUR, Emmanuelle, MICHELIN, Joël et HOUOT, Sabine, 2017. Estimation des teneurs en carbone organique des sols agricoles par télédétection par drone. In : . 2017. p. 11.
- GITELSON, Anatoly A., KAUFMAN, Yoram J., STARK, Robert et RUNDQUIST, Don, 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. In : *Remote Sensing of Environment*. 1 avril 2002. Vol. 80, n° 1, p. 76-87. DOI 10.1016/S0034-4257(01)00289-9.
- GNIS et UNIGRAINS, 2018. Evolution du rendement moyen annuel du blé France entière de 1815 à 2018 | Académie d'Agriculture de France. In : *Académie d'Agriculture de France* [en ligne]. 2018. [Consulté le 25 août 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.academie-agriculture.fr/publications/encyclopedie/reperes/evolution-du-rendement-moyen-annuel-du-ble-france-entiere-de-1815>.
- GODINHO, Isabel, 1984. Les définitions d' adventice' et de « mauvaise herbe ». In : *Definitions of the terms « adventice » and « mauvaise herbe »*. avril 1984. Vol. 24, n° 2, p. 121-125. DOI 10.1111/j.1365-3180.1984.tb00579.x.
- GÓMEZ-CANDÓN, D., DE CASTRO, A. I. et LÓPEZ-GRANADOS, F., 2014. Assessing the accuracy of mosaics from unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for precision agriculture purposes in wheat. In : *Precision Agriculture*. 1 février 2014. Vol. 15, n° 1, p. 44-56. DOI 10.1007/s11119-013-9335-4.
- GOUACHE, D., BANCAL, Marie-Odile, BANCAL, Pierre, DE SOLAN, B. et GATE, P., 2014. Tolérance du blé tendre aux stress biotiques et abiotiques. In : *Innovations Agronomiques*. 2014. Vol. 35, p. 75-87.
- GUERIF, M, DELECOLLE, R, GU, X, GUINOT, J.P, JAPPIOT, M et STEINMETZ, S, 1988. Estimation de la Biomasse et du Rendement de Cultures de Ble Dur a Partir des Indices de Vegetation SPOT. In : *Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*. Aussois (Modane), France, 1988. p. 137.
- HOUGH, Paul V. C., 1962. Method and means for recognizing complex patterns [en ligne]. US3069654A. 18 décembre 1962. [Consulté le 8 août 2020]. Disponible à l'adresse : <https://patents.google.com/patent/US3069654/en>. US17715A
- HUANG, Yanbo, CHEN, Zhong-xin, YU, Tao, HUANG, Xiang-zhi et GU, Xing-fa, 2018. Agricultural remote sensing big data: Management and applications. In : *Journal of*

*Integrative Agriculture*. 1 septembre 2018. Vol. 17, n° 9, p. 1915-1931. DOI 10.1016/S2095-3119(17)61859-8.

HUANG, Yanbo, REDDY, Krishna N., FLETCHER, Reginald S. et PENNINGTON, Dean, 2018. UAV Low-Altitude Remote Sensing for Precision Weed Management. In : *Weed Technology*. février 2018. Vol. 32, n° 1, p. 2-6. DOI 10.1017/wet.2017.89.

HUETE, A. R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). In : *Remote Sensing of Environment*. 1 août 1988. Vol. 25, n° 3, p. 295-309. DOI 10.1016/0034-4257(88)90106-X.

HUNG, Calvin, XU, Zhe et SUKKARIEH, Salah, 2014. Feature Learning Based Approach for Weed Classification Using High Resolution Aerial Images from a Digital Camera Mounted on a UAV. In : *Remote Sensing*. décembre 2014. Vol. 6, n° 12, p. 12037-12054. DOI 10.3390/rs61212037.

HUSSON, François, 2001. Construire un modèle stochastique à partir d'un modèle déterministe. In : *Revue de statistique appliquée*. 2001. Vol. 49, n° 4, p. 5-27.

JEUFFROY, M. -H. et RECOUS, S., 1999. Azodyn: a simple model simulating the date of nitrogen deficiency for decision support in wheat fertilization. In : *European Journal of Agronomy*. 1 mars 1999. Vol. 10, n° 2, p. 129-144. DOI 10.1016/S1161-0301(98)00059-8.

JONES, G., GÉE, Ch. et TRUCHETET, F., 2009. Modelling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance. In : *Precision Agriculture*. 1 février 2009. Vol. 10, n° 1, p. 1-15. DOI 10.1007/s11119-008-9086-9.

KADIOGLU, Izzet et YANAR, Yusuf, 2004. Allelopathic Effects of Plant Extracts Against Seed Germination of Some Weeds. In : *Asian Journal of Plant Sciences* 3. 2004. p. 475-475.

KAUR, Simerjeet, KAUR, Ramanjit et CHAUHAN, Bhagirath S., 2018. Understanding crop-weed-fertilizer-water interactions and their implications for weed management in agricultural systems. In : *Crop Protection*. 1 janvier 2018. Vol. 103, p. 65-72. DOI 10.1016/j.cropro.2017.09.011.

KING, Dominique, 2007. Caractérisation spatialisée du milieu physique pour l'agriculture de précision : enjeux et questions de recherche. In : *Agriculture de précision*. S.l. : Editions Quae. ISBN 978-2-7592-0019-1.

LAN, Yubin, THOMSON, Steven J., HUANG, Yanbo, HOFFMANN, W. Clint et ZHANG, Huihui, 2010. Current status and future directions of precision aerial application for site-specific crop management in the USA. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 octobre 2010. Vol. 74, n° 1, p. 34-38. DOI 10.1016/j.compag.2010.07.001.

LEJOT, Jérôme, PIÉGAY, Hervé, HUNTER, Peter David, MOULIN, Bertrand et GAGNAGE, Mathieu, 2011. Utilisation de la télédétection pour la caractérisation des corridors fluviaux : exemples d'applications et enjeux actuels. In : *Géomorphologie : relief, processus, environnement*. 30 août 2011. Vol. 17, n° vol. 17-n° 2, p. 157-172. DOI 10.4000/geomorphologie.9362.

LOUARGANT, Marine, 2016. *Proxidétection des adventices par imagerie aérienne : vers un service de gestion par drone* [en ligne]. These de doctorat. S.l. : Dijon. [Consulté le 27 juillet 2020]. Disponible à l'adresse : <http://www.theses.fr/2016DIJOS029>.

- LUTMAN, P. J. W., REW, L. J., CUSSANS, G. W., MILLER, P. C. H., PAICE, M. E. R. et STAFFORD, J. E., 1998. Development of a « patch spraying » system to control weeds in winter wheat. In : *Development of a « patch spraying » system to control weeds in winter wheat*. [en ligne]. 1998. n° No. 158. [Consulté le 4 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19982302636>.
- MASLE-MEYNARD, Josette et SEBILLOTTE, Michel, 1981. Étude de l'hétérogénéité d'un peuplement de blé d'hiver. I. - Notion de structure du peuplement. In : *Agronomie*. 1981. Vol. 1, n° 3, p. 207-216.
- MERIENNE, Josselin, 2018. *Apport potentiel des outils numériques pour la gestion des adventices en culture de blé*. Montpellier.
- MEYER, George E. et NETO, João Camargo, 2008. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 octobre 2008. Vol. 63, n° 2, p. 282-293. DOI 10.1016/j.compag.2008.03.009.
- MILBERG, P et HALLGREN, E, 2004. Yield loss due to weeds in cereals and its large-scale variability in Sweden. In : *Field Crops Research*. 2004. n° 86, p. 199-209.
- MILLE, Julien, BOUGLEUX, Sébastien et COHEN, Laurent, 2014. Segmentation interactive d'images par combinaison de courbes géodésiques par morceaux. In : *Journées du Groupe de Travail en Modélisation Géométrique 2014, Lyon*. 2014. p. 10.
- MONTALVO, M., PAJARES, G., GUERRERO, J. M., ROMEO, J., GUIJARRO, M., RIBEIRO, A., RUZ, J. J. et CRUZ, J. M., 2012. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. In : *Expert Systems with Applications*. 1 novembre 2012. Vol. 39, n° 15, p. 11889-11897. DOI 10.1016/j.eswa.2012.02.117.
- NEESER, Christophe, MARTIN, Alex R., JUROSZEK, Peter et MORTENSEN, David A., 2000. A Comparison of Visual and Photographic Estimates of Weed Biomass and Weed Control. In : *Weed Technology*. juillet 2000. Vol. 14, n° 3, p. 586-590. DOI 10.1614/0890-037X(2000)014[0586:ACOVAP]2.0.CO;2.
- NICOULLAUD, B., BEAUDOIN, N., ROQUE, J., COUTURIER, A., MAUCORPS, J. et KING, D., 2007. Cartographie des sols en agriculture de précision. In : *Agriculture de précision*. S.l. : Editions Quae. ISBN 978-2-7592-0019-1.
- OERKE, E.-C., 2006. Crop losses to pests. In : *The Journal of Agricultural Science*. février 2006. Vol. 144, n° 1, p. 31-43. DOI 10.1017/S0021859605005708.
- OTTOSEN, Thor-Bjørn, LOMMEN, Suzanne T. E. et SKJØTH, Carsten Ambelas, 2019. Remote sensing of cropping practice in Northern Italy using time-series from Sentinel-2. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 février 2019. Vol. 157, p. 232-238. DOI 10.1016/j.compag.2018.12.031.
- PEÑA BARRAGÁN, José Manuel, KELLY, Maggi, CASTRO, Ana Isabel de et LÓPEZ GRANADOS, Francisca, 2012. Object-based approach for crop row characterization in UAV images for site-specific weed management. In : [en ligne]. mai 2012. [Consulté le 24 juin 2020]. Disponible à l'adresse : <https://digital.csic.es/handle/10261/98054>.

- PEÑA, José Manuel, TORRES-SÁNCHEZ, Jorge, DE CASTRO, Ana Isabel, KELLY, Maggi et LÓPEZ-GRANADOS, Francisca, 2013. Weed Mapping in Early-Season Maize Fields Using Object-Based Analysis of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Images. In : *PLoS ONE* [en ligne]. 11 octobre 2013. Vol. 8, n° 10. [Consulté le 5 mai 2020]. DOI 10.1371/journal.pone.0077151. Disponible à l'adresse : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3795646/>.
- PÉREZ, A.J., LÓPEZ, F., BENLLOCH, J.V. et CHRISTENSEN, S., 2000. Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. février 2000. Vol. 25, n° 3, p. 197-212. DOI 10.1016/S0168-1699(99)00068-X.
- PIRON, Alexis, DUMONT, Benjamin et DESTAIN, Marie-France, 2011. La vision artificielle est une méthode d'avenir pour la reconnaissance automatisée des plantes adventices. In : *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 2011. p. 12.
- RIEDEL, Walter E. et BLACKMER, Tracy M., 1999. Leaf Reflectance Spectra of Cereal Aphid-Damaged Wheat. In : *Crop Science*. 1999. Vol. 39, n° 6, p. 1835-1840. DOI 10.2135/cropsci1999.3961835x.
- RODRIGUEZ, Alain, 2004. Le contrôle de la flore adventice en grandes cultures biologiques Première partie : connaître la biologie des adventices pour mieux les maîtriser. In : *Maraîchage Raisonner la fertilisation en maraîchage biologique*. 2004. p. 32.
- ROMER, Camille, JACQUIN, Dominique, BONIN, Ludovic, BERTRAND, Adeline et HUART, Gerald, 2013. Le désherbage d'automne contre l'ergot du seigle les traitements herbicides d'automne, un levier chimique efficace de lutte contre l'ergot du seigle. In : *Phytoma*. 2013. Vol. 665, p. 10.
- SATORRE, E. H. et SNAYDON, R. W., 1992. A comparison of root and shoot competition between spring cereals and *Avena fatua* L. In : *Weed Research*. 1992. Vol. 32, n° 1, p. 45-55. DOI 10.1111/j.1365-3180.1992.tb01861.x.
- SOLANO-CORREA, Yady Tatiana, BOVOLO, Francesca, BRUZZONE, Lorenzo et FERNÁNDEZ-PRIETO, Diego, 2017. Spatio-temporal evolution of crop fields in Sentinel-2 Satellite Image Time Series. In : *2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp)*. S.l. : s.n. juin 2017. p. 1-4.
- STAFFORD, J. V., LE BARS, J. M. et AMBLER, B., 1996. A hand-held data logger with integral GPS for producing weed maps by field walking. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 février 1996. Vol. 14, n° 2, p. 235-247. DOI 10.1016/0168-1699(95)00050-X.
- STRBIK, Florence, DUGUE, François, MUNIER-JOLAIN, Nicolas et COLBACH, Nathalie, 2017. Mise au point d'une méthode de caractérisation morphologique de cultures et d'adventices en vue de modéliser leur aptitude de réponse à la lumière. In : *Séminaire de Restitution à mi-parcours du Projet de Recherches ANR CoSAC (Conception de Stratégies durables de Gestion des Adventices dans un contexte de Changement)*. *Gestion des Adventices dans un Contexte de Changement*. [en ligne]. Paris, France : Institut National de la Recherche Agronomique (INRA). FRA. janvier 2017. p. 85 p. [Consulté le 29 juillet 2020]. Disponible à l'adresse : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01605959>.

- TORRES-SÁNCHEZ, J., PEÑA, J. M., DE CASTRO, A. I. et LÓPEZ-GRANADOS, F., 2014. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. In : *Computers and Electronics in Agriculture*. 1 avril 2014. Vol. 103, p. 104-113. DOI 10.1016/j.compag.2014.02.009.
- TORRES-SÁNCHEZ, Jorge, LÓPEZ-GRANADOS, Francisca, CASTRO, Ana Isabel De et PEÑA-BARRAGÁN, José Manuel, 2013. Configuration and Specifications of an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for Early Site Specific Weed Management. In : *PLOS ONE*. 6 mars 2013. Vol. 8, n° 3, p. e58210. DOI 10.1371/journal.pone.0058210.
- TOURÉ, Awa, SINGO, Natacha, GUÉ, Arsène et IPOU, Joseph Ipou, 2018. Diversité floristique des adventices hôtes de *Achaea catocaloides* Guenée : Chenille ravageuse des parcelles cacaoyères dans les départements de Toumodi et de Taabo en Côte d'Ivoire - ProQuest. In : *International Journal of Innovation and Applied Studies*. 2018. Vol. 24, n° 4, p. 1823-1833.
- VACHER, Chaterine et METAIS, Pascale, 2015. Connaître la biologie des adventices pour mieux les maîtriser par le travail du sol. In : *Colloque technique Maîtriser les adventices en grandes cultures*. 2015.
- VALANTIN-MORISON, M., GUICHARD, L. et JEUFFROY, M.H., 2008. Comment maîtriser la flore adventice des grandes cultures à travers les éléments de l'itinéraire technique ? In : *Innovations Agronomiques*. 2008.
- VARCO, J.J., FOX, A.A., RAPER, T.B. et HUBBARD, K.J., 2013. Development of sensor based detection of crop nitrogen status for utilization in variable rate nitrogen fertilization. In : STAFFORD, John V., *Precision agriculture '13*. S.l. : s.n.
- VIGNEAU, Nathalie, CHÉRON, Corentin, VERGER, Aleixandre et BARET, Frédéric, 2016. IMAGERIE AÉRIENNE PAR DRONE : EXPLOITATION DES DONNÉES POUR L'AGRICULTURE DE PRÉCISION. In : . 2016. p. 7.
- VILLETTE, Sylvain, GÉE, Christelle, PIRON, Emmanuel, BOSSU, Jérémie, JONES, Gawain, MARTIN, Richard, MICLET, Denis, COINTAULT, Frédéric, HIJAZI, Bilal et PAOLI, Jean-Noël, 2009. Systèmes de vision numérique appliqués à la gestion d'intrants en agriculture : vers le contrôle de la pulvérisation et de l'épandage. In : *UB-Sciences* [en ligne]. 2009. [Consulté le 22 juin 2020]. Disponible à l'adresse : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01840843>.
- VIOIX, Jean-Baptiste, DOUZALS, Jean-Paul, TRUCHETET, Frédéric, ASSÉMAT, Louis et GUILLEMIN, Jean-Philippe, 2002. Spatial and Spectral Methods for Weed Detection and Localization. In : *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. 24 juillet 2002. Vol. 2002, n° 7, p. 793080. DOI 10.1155/S1110865702204072.
- WESTON, Leslie A. et DUKE, Stephen O., 2003. Weed and Crop Allelopathy. In : *Critical Reviews in Plant Sciences*. 1 mai 2003. Vol. 22, n° 3-4, p. 367-389. DOI 10.1080/713610861.
- WILLOCQUET, L., AUBERTOT, J.N., LEBARD, S., ROBERT, C., LANNOU, C. et SAVARY, S., 2008. Simulating multiple pest damage in varying winter wheat production situations. In : *Field Crops Research*. avril 2008. Vol. 107, n° 1, p. 12-28. DOI 10.1016/j.fcr.2007.12.013.

WILSON, B. J. et WRIGHT, Kathryn J., 1990. Predicting the growth and competitive effects of annual weeds in wheat. In : *Weed Research*. 1990. Vol. 30, n° 3, p. 201-211. DOI 10.1111/j.1365-3180.1990.tb01704.x.

WOEBBECKE, D. M. (University of Nebraska, MEYER, G. E., VON BARGEN, K. et MORTENSEN, D. A., 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. In : *Transactions of the ASAE (USA)* [en ligne]. 1995. [Consulté le 4 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=US9561468>.









WÓJTOWICZ, Marek, WÓJTOWICZ, Andrzej et PIEKARCZYK, Jan, 2010. Application of remote sensing methods in agriculture. In : . 2010. p. 20.

ZHAO, Chuanyuan, HE, Dongjian et QIAO, Yongliang, 2013. Identification method of multi-feature weed based on multi-spectral images and data mining. In : *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*. 1 février 2013. Vol. 29, n° 2, p. 192-198.

ZWAENEPOEL, P. et LE BARS, J.M., 1997. L'agriculture de précision. In : *Ingénieries eau-agriculture-territoires*. 1997. n° 12, p. 67-79.

ZWAENEPOEL, Philippe, 2000. *Agriculture de précision: avancées de la recherche technologique et industrielle*. S.l. : Educagri Editions. ISBN 978-2-84444-112-6.

# ANNEXES :

	LABORATOIRE D'ANALYSES DES SOLS D'ARRAS	<b>ENVOI DES RESULTATS</b>
		Le <b>13/06/14</b>
<b>RAPPORT D'ESSAI</b>		
INRA UMR1347 M JEAN PHILIPPE GUILLEMIN 26 BD DOCTEUR PETITJEAN BP 87999 21079 DIJON CEDEX	Numéro Echantillon : 200381247 Soumission : 100123401 Date de Réception : 22/04/14 Date de mise en analyse : 19/05/14	
Version : 1	Votre Reference : SOL-2	14-21
L'accréditation du COFRAC atteste de la compétence du Laboratoire pour les seuls essais couverts par l'accréditation identifiés par le symbole 		
 SOL-0302 Granulométrie 5 fractions sans décarbonations (NF X 31-107) g/kg		
Argile (< 2 qm)	347	g/kg
Limons fins (2/20 pm)	221	g/kg
Limons grossiers (20/50 pm)	144	g/kg
Sables fins (50/200 qm)	194	g/kg
Sables grossiers (200/2000 um)	94	g/kg
 SOL-0405 Carbone (C) organique et Azote (N) total (NF ISO 10694 et NF ISO 13878) g/kg		
Carbone (C) organique	24.7	g/kg
Azote (N) total	2.01	g/kg
C/N	<b>12.3</b>	
Matière organique	42.8	g/kg
Traitement Carbone	Par correction calcaire	
 SOL-0501 pH eau (NF ISO 10390)		
pH	8.22	
 SOL-0504 Calcaire (CaCO3) total (NF ISO 10693) g/kg		
Calcaire (CaCO3) total	<b>267</b>	g/kg
 SOL-0505 Calcaire (CaCO3) actif (NF X 31-106) g/100g		
Calcaire (CaCO3) actif	9.27	g/100g
 SOL-0601 Phosphore (P205) méthode Joret-Herbert (NF X 31-161) g/kg		
Phosphore (P205)	0.135	g/kg
0601kj SOL 07-05 Potassium K échangeable à l'acétate d'amonium (ICP-AES) (NF X 31-108/NF ISO 22036)		
Potassium (K)	00.608	cmol+/kg
<b>Ce rapport ne concerne que les échantillons soumis à l'analyse.</b>		
Sauf Indication contraire (p_sec) les résultats sont exprimés par rapport à un sol séché à l'air.		

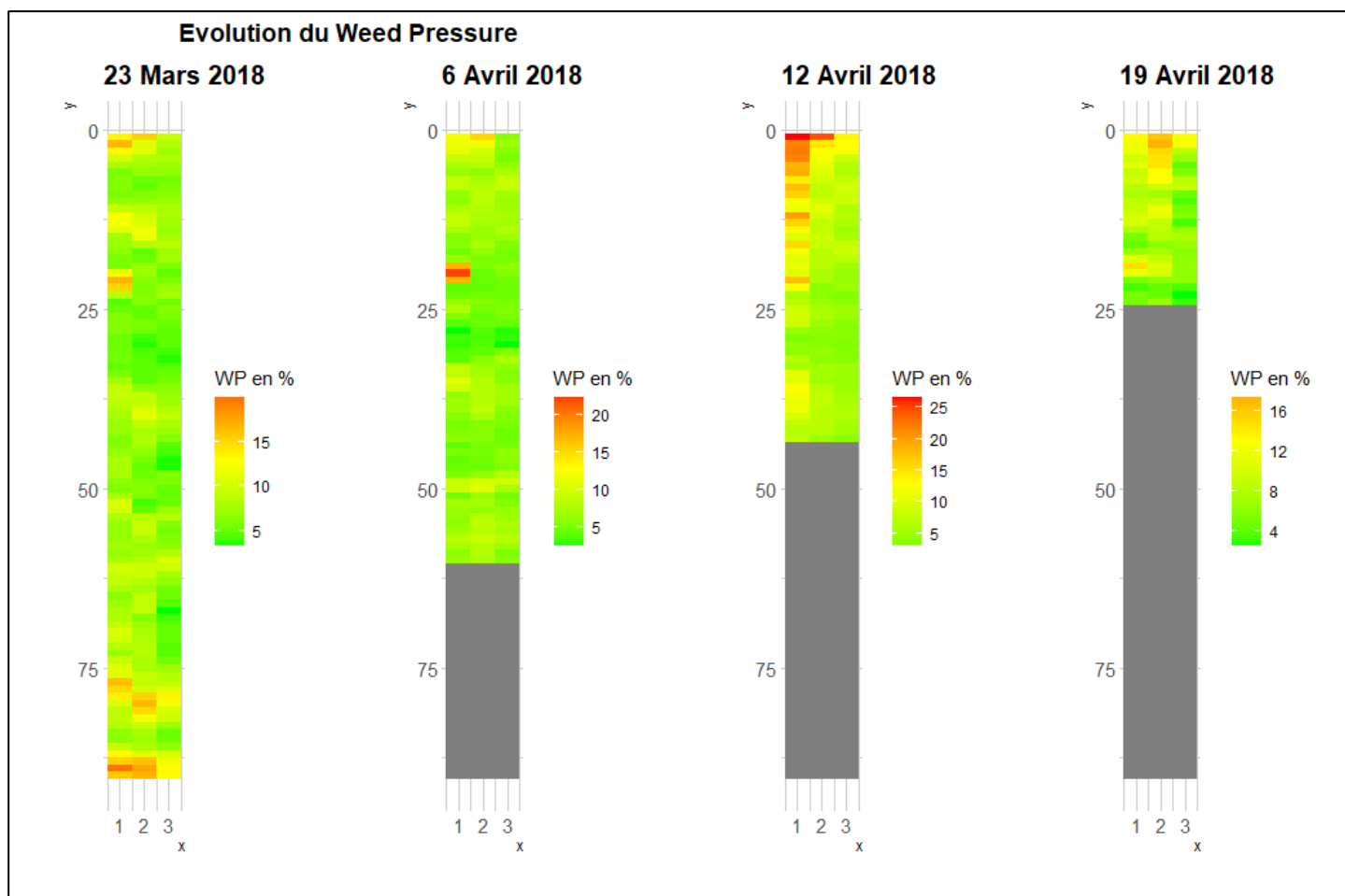
Annexe I : Analyse de sol du site expérimental d'Agrosup Dijon, 2014 (Merienne, 2018)



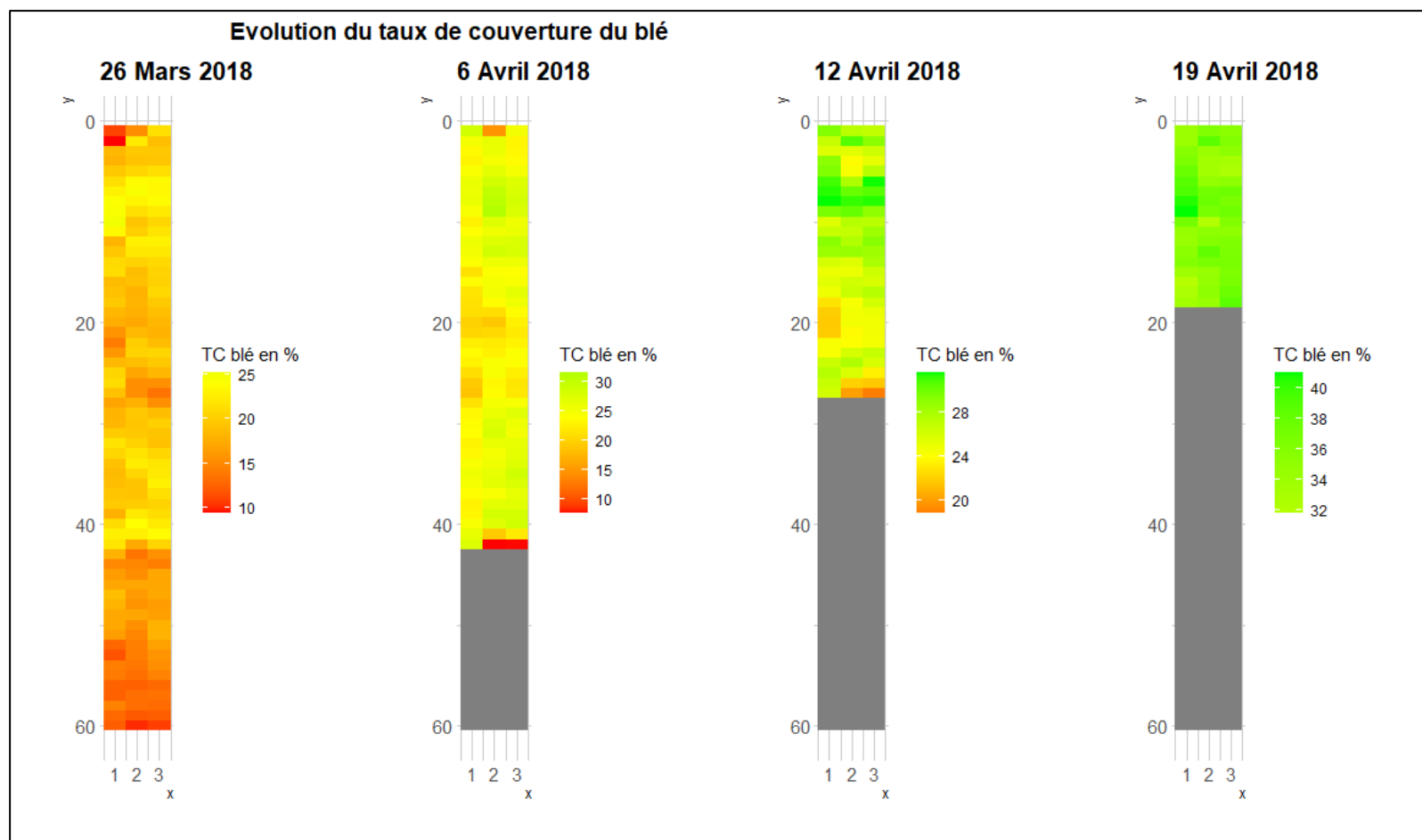
Indice	Signification	Formule
ExG	Excess Green	$ExG = 2 * G - R - B$
MExG	Modified Excess Green	$MExG = 1,262 * G - 0,884 * R - 0,311 * B$
ExR	Excess Red	$ExR = 1,4 * R - G$
VEG	Vegetative Index	$VEG = \frac{G}{R^a * B^{(1-a)}}$ avec $a = 0,667$
CIVE	Color Index of Vegetation Extraction	$CIVE = 0,441 * R - 0,811 * G + 0,385 * B + 18,78745$
HSVDT	Hue, Saturation and Value Decision Tree	<pre> graph TD     Node1(" (H &lt; h1)   (H &gt; h2) ")     Node2[" ( h1^w &lt; H &lt; h2^w ) &amp; ( s1^w &lt; S &lt; s2^w ) &amp; ( V &gt; v ) "]     Box1[" corn straw, plastic film, yellow soil, red soil, black soil and straw ash "]     Box2[" wheat straw "]     Box3[" green pixels "]      Node1 -- Y --&gt; Box1     Node1 -- N --&gt; Node2     Node2 -- Y --&gt; Box2     Node2 -- N --&gt; Box3 </pre>

Annexe II : Liste des différents indices de végétation utilisés pour différencier le sol de la végétation. Ici  $R = \frac{r}{r+g+b}$ ,  $G = \frac{g}{r+g+b}$  et  $B = \frac{b}{r+g+b}$ , et r, g et b sont les composants des couleurs présentes dans les images.

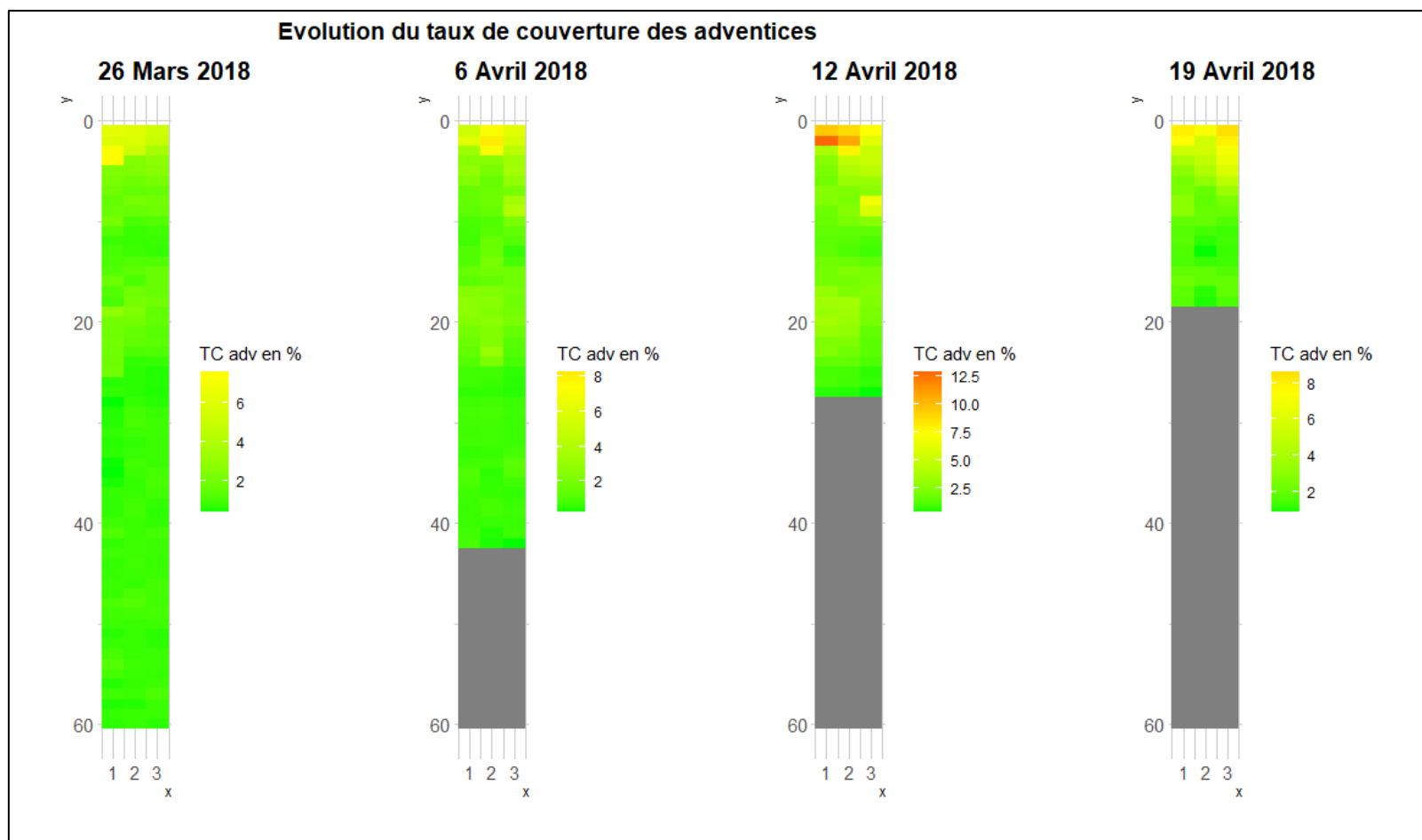
(GuoQuan et al., 2015 ; Yang et al., 2015)



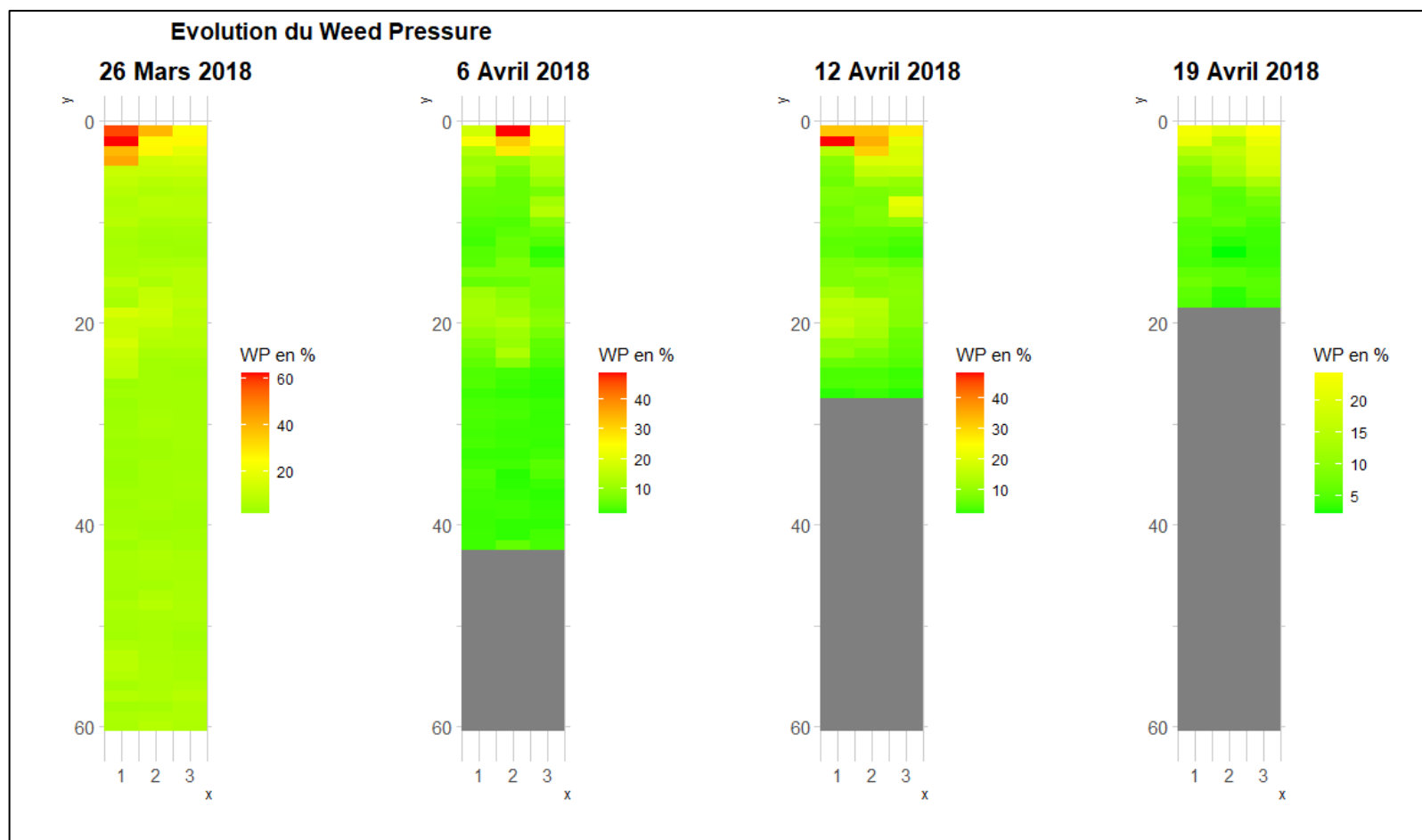
Annexe III : Evolution du **weed pressure (WP) de la parcelle Apache** (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d'observer visuellement l'évolution du WP. L'abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L'ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de WP a été calculée.



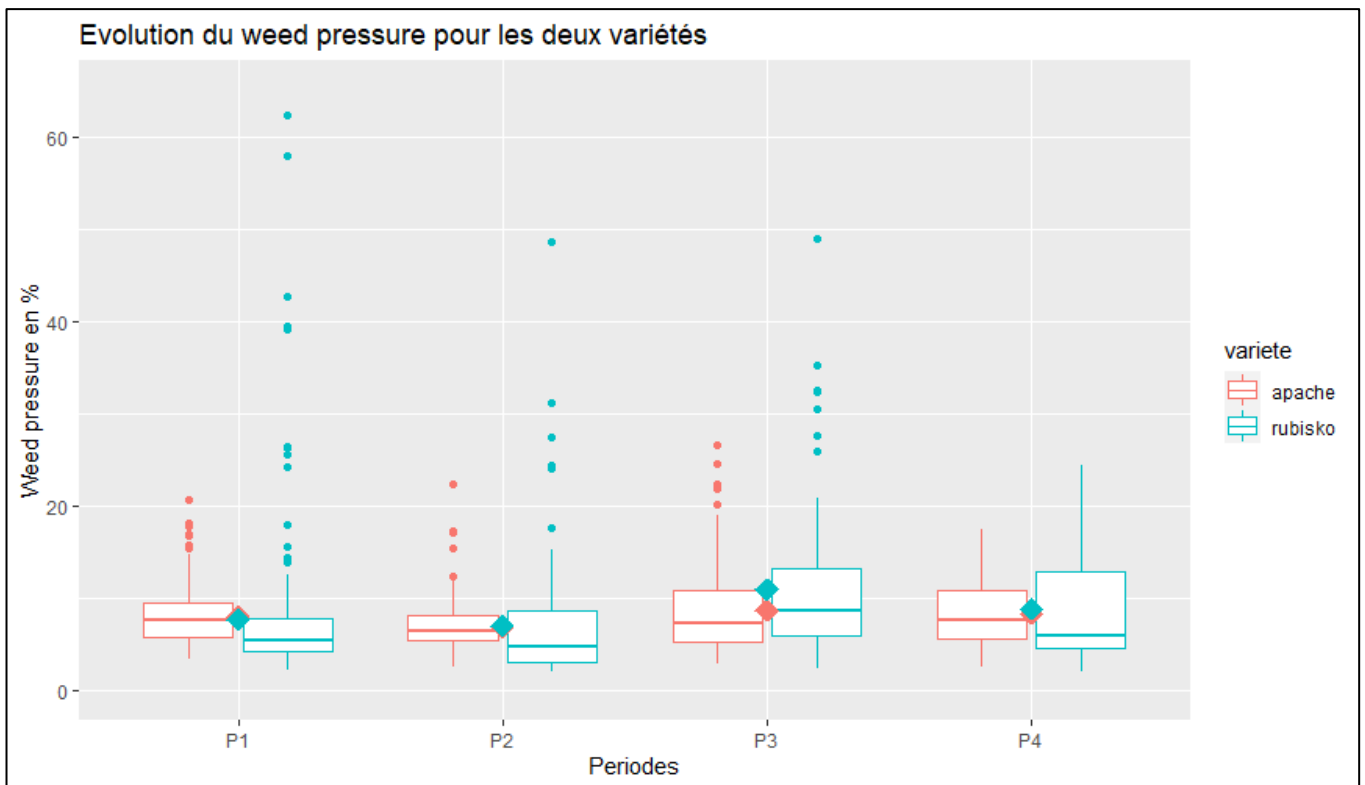
Annexe IV : Evolution **du taux de couverture de blé (TCblé)** de la parcelle **Rubisko** (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d'observer visuellement l'évolution du TCblé. L'abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L'ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de TCblé a été calculée avec l'algorithme de discernement.



Annexe V : Evolution du **taux de couverture des adventices (TCadv)** de la **parcelle Rubisko** (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d'observer visuellement l'évolution du TCadv. L'abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L'ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de TCadv a été calculée avec l'algorithme de discernement.



*Annexe VI : Evolution du weed pressure (WP) de la parcelle Rubisko (Agrosup Dijon, 2020). Pour chaque date, la même plage de couleurs a été appliquée à la légende afin d'observer visuellement l'évolution du WP. L'abscisse x représente les trois colonnes formées pour quadriller la micro-parcelle lors de la prise de vue. L'ordonnée y, inversée sur ces graphiques représente les différentes lignes du quadrillage de la prise de vue. Chaque rectangle représente une photo pour laquelle une valeur de WP a été calculée.*



Annexe VII : Evolution temporelle du WP, représentée avec des boxplots (Agrosup Dijon, 2020). Les quatre modalités P1, P2, P3 et P4 correspondent aux quatre dates de mesures. Le 23 mars et le 26 mars ont été regroupés dans P1. Les losanges ( points ♦) correspondent aux moyennent de la variable sur la micro-parcelle à la date donnée.



Période	Facteur Zone	Facteur Colonne	Interaction Zone : Colonne	Test
P1	Significatif <b>a b ab c</b>	Significatif <b>a ab b</b>	Significatif	Scheirer Ray Hare
P2	Significatif <b>a b a</b>	<b>Non significatif</b>	<b>Non significatif</b>	Scheirer Ray Hare
P3	Significatif <b>a b</b>	Significatif <b>a b b</b>	<b>Non significatif</b>	Scheirer Ray Hare
P4		Significatif <b>a a b</b>		Anova

Annexe VIII : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture des adventices de la parcelle Apache**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées. Un effet significatif signifie le rejet de l'hypothèse « les variances sont égales ». Les lettres (a, b, c) servent à indiquer les différences significatives ( $p < 0,05$ ) entre les modalités du facteur (respectivement 1, 2, 3, 4 pour les zones et 1, 2, 3 pour les colonnes). Le nombre de modalités du facteur zone diminue dans le temps à cause des prélèvements de quadrats empêchant l'échantillonnage complet de la parcelle.

Période	Facteur Zone	Facteur Colonne	Interaction Zone : Colonne	Test
P1	Significatif a b c c	Non significatif	Non significatif	Scheirer Ray Hare
P2	Significatif a b c	Non significatif	Non significatif	Scheirer Ray Hare
P3	Significatif a b	Non significatif	Non significatif	Anova avec transfo. Log
P4		Non significatif		Anova

Annexe IX : Récapitulatif des tests de comparaison de variance du **taux de couverture des adventices de la parcelle Rubisko**, en fonction du facteur zone, colonne et de l'interaction à des dates fixées. Un effet significatif signifie le rejet de l'hypothèse « les variances sont égales ». Les lettres (a, b, c) servent à indiquer les différences significatives ( $p < 0,05$ ) entre les modalités du facteur (respectivement 1, 2, 3, 4 pour les zones et 1, 2, 3 pour les colonnes). Le nombre de modalités du facteur zone diminue dans le temps à cause des prélèvements de quadrats empêchant l'échantillonnage complet de la parcelle.



 	Diplôme : Ingénieur de l'Institut Supérieur des Sciences Agronomiques, Agroalimentaires, Horticoles et du Paysage Spécialité : Ingénieur Agronome Spécialisation / option : Sciences et Ingénierie du Végétal. Agrosystème : conception & évaluation Enseignant référent : Christine BISSUEL
Auteur(s) : Victor MIGNON  Date de naissance* : 14/11/1997	Organisme d'accueil : AgroSup Dijon Adresse : 26 Boulevard Dr Petitjean, 21000 Dijon
Nb pages : 25      Annexe(s) : 9	
Année de soutenance : 2020	Maître de stage : Christelle GEE
Titre français : Phénotypage par analyse d'images RGB du taux de couverture du blé et des adventices durant la phase préfloraison : Prédiction de la nuisibilité des adventices sur la biomasse du blé grâce à un modèle écophysiological simplifié  Titre anglais : Phenotyping of wheat and weed cover during the pre flowering stage based on RGB picture : predicting harm of weed plants on wheat biomass using simplified ecophysiological models	
Résumé (1600 caractères maximum) : Des capteurs de télédétection professionnels ont déjà été utilisés avec succès pour localiser les adventices dans des cultures céréalières. Il s'agit ici de vérifier si un capteur RGB d'un appareil photo grand public permet de suivre l'évolution spatio-temporelle des peuplements de blé et d'adventices de deux micro-parcelles mises en place à Dijon. Elles ont été photographiées à quatre dates lors du tallage du blé. Grâce à un algorithme de classification, le taux de couverture du blé et des adventices a pu être calculé pour chaque image. Ces taux de couverture ont été analysés par comparaison de variance afin d'étudier l'hétérogénéité des peuplements et la nuisibilité des adventices. Un modèle écophysiological a été utilisé pour quantifier l'impact des adventices sur les prédictions de biomasse de blé. Enfin des cartes de zones à risques ont été élaborées par un algorithme à partir des différents taux de couverture. L'utilisation du taux de couverture a montré une forte hétérogénéité spatio-temporelle pour les deux peuplements sur les deux parcelles, sans qu'une relation liant la présence d'adventices à une réduction du développement du blé ne puisse être établie. Le modèle choisi n'a pas permis de mettre en évidence la nuisibilité des adventices à cause de son éloignement à la réalité. Enfin, des zones fortement peuplées en adventices ou à faible croissance de blé ont été mises en évidence sur des cartes des parcelles dans le but futur de concentrer les interventions agricoles. Ces recherches sont à poursuivre en utilisant le vecteur drone pour la prise d'images.	
Abstract (1600 caractères maximum) : As of today, professional remote sensing has successfully been used to locate weeds in cereal crops. The goal of our study was to test if an RGB captor from a regular camera would enable to follow the growth and evolution in space and time of wheat and weed plants in two micro-plots. Pictures were taken at four separate dates during the tillering. Using a classification algorithm, wheat and weed cover were calculated for each picture. We analysed this cover data using comparison of variance, to check for any heterogeneity in the populations and to assess the harm of weed plants. An Eco physiological model was used to quantify the impact of weed on wheat biomass predictions. Finally, maps of risk areas were plotted with an algorithm based on the various cover data. The cover data showed high spatial and temporal heterogeneity for both populations on both plots, but no single trend linking weed abundance to a reduction of wheat development could be drawn. The model we chose did not show any evidence of harm caused by weed plants to the wheat populations, probably because it did not fit close enough to the observations. Areas with more weed or showing slower wheat growth were flagged on maps of the plots to orient further agricultural interventions. The next step could be using drones to photograph the plots.	
Mots-clés : blé, adventices, nuisibilité, peuplement, modélisation, biomasse, images RGB, taux de couverture  Key Words: wheat, weeds, injurious effects, population, modelisation, biomass, RGB images, coverage rate	

\* Élément qui permet d'enregistrer les notices auteurs dans le catalogue des bibliothèques universitaires