

Végéphyt – 12^e CONFÉRENCE INTERNATIONALE SUR LES MALADIES DES PLANTES
TOURS – 11 ET 12 DÉCEMBRE 2018

PILOTER L'INTERVENTION FUSARIOSE DES EPIS SUR BLE

E. GOURDAIN ⁽¹⁾, G. GRIGNON ⁽¹⁾

⁽¹⁾ ARVALIS-INSTITUT DU VEGETAL 91720 BOIGNEVILLE FRANCE
e.gourdain@arvalisinstitutduvegetal.fr

RÉSUMÉ

La fusariose de l'épi est une des principales maladies du blé, elle altère le rendement ainsi que la qualité du grain à travers la production de déoxynivalénol (DON), mycotoxine réglementée par l'union Européenne. En plus des conditions climatiques telles que la pluie autour de la floraison ; le précédent cultural, le travail du sol et la sensibilité variétale influencent significativement les teneurs en DON des grains récoltés. Afin de limiter les niveaux élevés de toxines et parallèlement de réduire la pression phytosanitaire, ARVALIS a développé un modèle de prévision pour optimiser l'intervention fongicides. Un premier modèle d'éjection des ascospores a été ajusté à partir de 4 campagnes de piégeages de spores dans des parcelles de blé, les sorties de ce premier modèle ont ensuite été testées comme co-variable, en plus de variables agronomiques et climatiques, dans un modèle de régression logistique afin de prévoir les parcelles supérieures à différents seuils de teneurs en DON. Les résultats obtenus en validation croisée sur 3000 parcelles de blé suivies entre 2001 et 2016 mettent en évidence une amélioration nette de la qualité prédictive comparativement à la grille agronomique utilisée actuellement.

Mots-clés : qualité sanitaire, modélisation, DON, blé, fusariose, gestion du risqué.

ABSTRACT

MANAGEMENT OF SPRAYING AGAINST FHB ON WHEAT

Fusarium head Blight is one of the main diseases of wheat, it alters the yield and quality of grain through the production of Deoxynivalenol (DON), a mycotoxin regulated by the European Union. In addition to the climatic conditions such as the rain around the bloom; The previous crop, tillage, and varietal sensitivity significantly influenced the donation levels of harvested grains. In order to limit the high levels of toxins and at the same time reduce phytosanitary pressure, ARVALIS has developed a predictive model to optimize fungicide intervention. A first model of Ascospore ejection was adjusted from 4 spore trapping campaigns in wheat plots, the outputs of this first model were then tested as co-variable, in addition to agronomic and climatic variables, in a Logistic regression model to predict the plots above different levels of donation.

Keywords: food safety, modeling, DON, wheat, disease management.

INTRODUCTION

Le blé tendre est la première culture Française qui couvre en moyenne 5 millions d'hectares cultivés (données Agreste) pour une production totale comprise entre 35 et 40 millions de tonnes. La qualité et le volume des récoltes constituent donc un enjeu majeur. La fusariose de l'épi est une maladie du blé induite par un complexe d'espèces fongiques présentes sur les grains en quantité variable selon la variété et le climat. En plus d'une perte de rendement induite, cette maladie peut poser également problème en terme de qualité sanitaire, puisqu'elle s'accompagne d'une accumulation de mycotoxines dans les grains récoltés.

En Europe, les champignons pathogènes associés à cette « maladie » appartiennent aux genres *Fusarium* ou *Microdochium*. L'espèce la plus préoccupante en France est *F. graminearum*, car elle est l'espèce toxigène la plus rencontrée, les espèces appartenant au genre *Microdochium* aussi fréquentes n'étant pas toxigènes. Elle est présente dans environ 80% des grains à la récolte (Gourdain et al., 2015). Ce champignon est capable de produire des trichothécènes de type B dont le déoxynivalénol (DON), toxine réglementée depuis 2006 (Règlement CE n°1126/2007 du 28/09/2007), et la plus fréquemment retrouvée dans les blés. Le taux de DON ne doit pas dépasser 1250 µg/kg dans les grains pour que sa commercialisation en alimentation humaine soit autorisée. Des études menées par Gourdain et al. 2016 ; Lindblad et al. 2013 ; Schnerr et al. 2002, ont montré que le taux de DON dans les grains de blé était fortement corrélé à la quantité d'ADN de *F. graminearum* présente dans ces mêmes grains. Cet élément tend à montrer que *F. graminearum* est le principal producteur de DON sur les blés français.

Dans un contexte de réduction de l'utilisation des produits de protection des plantes, la fusariose des épis provoquée par *F. graminearum* est donc une maladie propice à une modélisation en vue de proposer un outil de pilotage du traitement fongicide. Plusieurs modèles de prévision du risque fusariose ont été développés, basés sur des données d'humidité et de température journalière, horaire, degrés jours, etc. Certains modèles prennent aussi en compte des variables agronomiques comme le précédent cultural, le travail du sol et la sensibilité variétale du blé. Ces variables influent de façon prépondérante sur le développement du pathogène puisque qu'ils jouent sur la quantité et la qualité de résidus de culture disponibles au sol pour le champignon, ainsi que sur la capacité de la plante à freiner son infection par les spores (Obst et Bechtel, 2000 ; Schaafsma et al., 2001; Barrier-Guillot et al., 2006; Lemmens, 2007; Gourdain et al., 2009 ; Dubournet et al., 2009).

ARVALIS a publié dès 2009 une grille de risque agronomique mise à jour en 2011 (Tab . I). Cette grille repose sur les facteurs agronomiques identifiés dans la littérature et en experimentation et permet un conseil de traitement selon la combinaison agronomie - climat à floraison, période de plus grande sensibilité du blé à l'infection (Hjelkrem et al. 2017). Néanmoins, elle ne prend pas en compte les conditions climatiques conduisant à la maturation de l'inoculum sur les résidus de culture et à sa dispersion. En nous appuyant sur les travaux de Manstretta, 2014; au modèle de prévision des éjections d'ascospores des travaux de Corre et al., 2017 ainsi que d'enquêtes chez les agriculteurs, nous avons travaillé à la mise au point d'un modèle décisionnel de traitement contre *F. graminearum* au regard du respect de la limite réglementaire en DON.

Tableau I: Grille d'évaluation du risque d'accumulation du DON dans le grain de blé tendre et d'aide au traitement contre la fusariose des épis. T = traitement conseillé.
DON accumulation risk grid in wheat and for fungicide treatment against fusarium head blight. T = fields where treatment is recommended.

Gestion des résidus		Sensibilité variétale	Risque	Pluie (mm) +/- 7 jours autour floraison		
				<10	10-40	>40
Céréales à pailles, colza, lin, pois, féverole, tournesol	Labour ou résidus enfouis	Peu sensible	1			
		Moyennement sensible				
		Sensible	3			T
	Techniques sans labour ou résidus en surface	Peu sensible	2			
		Moyennement sensible				
		Sensible	3			T
Betterave, pomme de terre, soja, autres	Labour ou résidus enfouis	Peu sensible	2			
		Moyennement sensible				
		Sensible	3			T
	Techniques sans labour ou résidus en surface	Peu sensible	2			
		Moyennement sensible				
		Sensible	4		T	T
Maïs et sorgho fourrages	Labour ou résidus enfouis	Peu sensible	2			
		Moyennement sensible				
		Sensible	4		T	T
	Techniques sans labour ou résidus en surface	Peu sensible	5		T	T
		Moyennement sensible			T	T
		Sensible	6	T	T	T
Maïs et sorgho grain	Labour ou résidus enfouis	Peu sensible	2			
		Moyennement sensible	3			T
		Sensible	4		T	T
	Techniques sans labour ou résidus en surface	Peu sensible	5		T	T
		Moyennement sensible	6	T	T	T
		Sensible	7	T	T	T

MATERIEL ET MÉTHODE

LE MODELE ASCOSPORES Le modèle de prévision des vols d'ascospores est basé sur des données issues de 4 pièges à spores (Fig. 1). Ces 4 séries de données ont été sélectionnées parmi un pool de 21 séries car elles présentaient un haut niveau d'ascospores piégées ainsi qu'une forme logistique marquée. Il s'agit de deux séries de 2003 de Boigneville (91), et d'En Crambade (31), et de deux séries de 2007 de Tripleville (41) et Ouzouer le Marché (41). Ces pièges étaient disposés au printemps sur des parcelles de blé en précédent maïs non labour, encadrant ainsi la période de floraison du blé. Ces deux années sont par ailleurs des années connues pour avoir enregistré des niveaux de DON conséquents dans les récoltes (cf tab. II). Les spores piégées ont été analysées soit par comptage visuel soit par PCR quantitative. Afin de travailler sur l'ensemble de ces données, quelle que soit la méthode de comptage, les résultats de chaque série ont été cumulés sur la durée du piégeage et mis en relatif du cumul final de la série. Ainsi, pour chaque série, la quantité varie donc de 0 à 1 entre le début du piégeage (début mai) et sa fin (mi-juin).

Figure 1 : piège à spores Burkard positionné dans une parcelle de blé en cours de montaison

Burkard spore trap in a wheat field during the cropping season



A partir de ces 4 séries, une équation logistique (Fig.2) est ajustée pour modéliser la dynamique d'éjection cumulée d'ascospores et ainsi prédire un nombre relatif quotidien d'ascospores éjectées en fonction de la somme des températures journalières moyennes de l'air les jours pluvieux (Corre *et al.*, 2017).

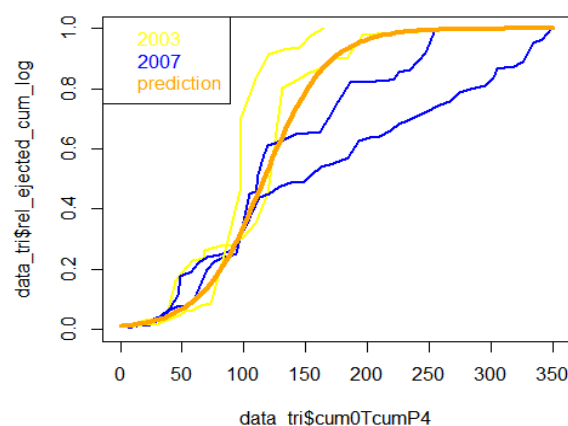
$$y = 1 / (1 + e^{-(r \cdot t)})$$

r est une constante, t la somme de température cumulée en base 10 les jours pluvieux. Un jour i considéré pluvieux est caractérisé par :

$$\text{Pluie } i \geq 0.5 \text{ mm ou } 0.5 \leq \text{pluie } i-1 < 5 \text{ mm ou pluie } i-1 + \text{pluie } i-2 \geq 5 \text{ mm} .$$

Figure 2 : équation logistique ajustée (orange) du nombre relatif d'ascospores cumulées en fonction de la somme des températures journalières en base 10 les jours pluvieux. Les courbes jaunes et bleues représentent le cumul d'ascospores mesurées en 2003 et 2007.

Ajusted logistic equation (orange) of the relative number of spores according to the sum of temperature (base 10) during rainy days. Yellow and blue curves represent measured spores in 2003 and 2007.



LE MODELE DECISIONNEL

Pour mettre au point le modèle décisionnel d'intervention contre *F. graminearum*, nous disposons de données issues d'enquêtes réalisées chez les agriculteurs, en partenariat avec de nombreux organismes entre 2001 et 2016 sur 2400 parcelles de blé tendre cultivées en France. Pour chaque parcelle suivie, les pratiques agronomiques ont été enregistrées et une analyse du niveau de DON réalisée par méthode chromatographique sur un échantillon de grain prélevé à la récolte, nettoyé et broyé. Le tableau II fournit le nombre de parcelles suivies chaque année ainsi que le pourcentage d'entre elles dépassant le seuil de 1000 µg/kg.

Tableau II: Nombre total de parcelles (n), pourcentage de parcelles dépassant 1000 µg/kg de DON
Total number of wheat fields (n), percentage of fields over 1000 µg/kg for the DON content in harvested grains

	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2016	total
n données	247	253	381	390	265	81	142	102	73	85	57	0	134	49	182	2441
%>1000	1%	9%	11%	13%	2%	0%	20%	19%	14%	2%	2%	-	7%	0%	7%	8%

Pour chaque parcelle, les stades clés du blé tels que méiose, épiaison et floraison sont calculés depuis un modèle phénologique décrit dans Gouache *et al.* (2012). Les données climatiques journalières de pluie et température sont calculés au point géographique de chaque parcelle par une méthode de spatialisation depuis les données collectées par un réseau de stations météorologiques réparties sur l'ensemble du territoire (Deudon *et al.*, 2017). Ces données sont ensuite sommées ou moyennées entre stades pour créer des co-variables explicatives.

Etant donné que l'objectif est de préserver la qualité sanitaire des grains collectés, la décision de traiter une parcelle est donnée par le dépassement d'un seuil de DON égal à 1000 µg/kg. Ainsi, pour chaque parcelle est affectée une variable binaire 0 = traitement non nécessaire ; 1 = traitement nécessaire. Il s'agit de la variable à expliquer nommée Y1000. Pour prédire cette variable, le cumul d'ascospores entre méiose et floraison calculé avec le modèle ascospore sur chaque parcelle a été combiné dans un modèle de régression logistique à des variables agronomiques et différentes variables climatiques (Gourdain *et al.*, 2012 ; Hjelkrem *et al.*, 2017) décrites dans le tableau III.

Table III: Liste des variables climatiques et agronomiques testées dans le modèle
List of agronomic and weather variables used in model development

Variables	Qualification	Modalités	Période	intitulé
grille agronomique	Qualitative	7 niveaux		grille
Précédent	Qualitative	maïs		code_prec
		autres		
Travail du sol	Qualitative	0-labour		code_labour
		1-non labour		
Résistance Variétale	Qualitative	3-très sensible		classe_sensi
		2- sensible		
		1-Moyennement résistante		
Somme des pluies	Quantitative		épi1cm à méiose	spluie_1
			floraison -7jours à floraison	spluie_2
Somme des températures journalières moyennes	Quantitative		épi1cm à méiose	stemp_1
Moyenne des températures journalières moyennes	Quantitative		épi1cm à méiose	mtemp_1
somme des spores	Quantitative		méiose à floraison	sspores

La régression logistique est un cas particulier du modèle linéaire généralisé. Cette méthode de régression permet de modéliser l'effet d'un ensemble de variables sur une variable binaire. Elle modélise la probabilité d'observer l'évènement d'intérêt (ici présence de DON supérieure à 1000 µg/kg) en fonction des variables explicatives. Une fois le modèle ajusté aux données, la probabilité prédite par le modèle est utilisée pour décider s'il faut intervenir sur la parcelle ou non. Cela nécessite de fixer un seuil pour la probabilité prédite à partir duquel on considère qu'il est nécessaire de traiter. Afin de prédire au plus juste la classe de DON, le seuil de probabilité est optimisé par la méthode ROC

(librairie ROCR) afin de maximiser la sensibilité (capacité du modèle à prédire le dépassement de seuil pour les parcelles effectivement contaminées) et la spécificité (capacité du modèle à ne pas prédire le dépassement du seuil pour les parcelles saines). La méthode ROC consiste à estimer les fréquences de faux négatif (1-sensibilité) et de faux positif (1-spécificité) pour tous les seuils de décision. L'ensemble des valeurs peut-être représenté sous forme de courbe (courbe ROC) qui relie sensibilité et spécificité lorsque le seuil varie. Ainsi il est possible de calculer l'aire sous la courbe (AUC) qui s'interprète comme la probabilité de classer correctement les situations, cet indicateur est compris entre 0 et 1.

Deux combinaisons de variables ont été testés :

- model[1] : ~grille*sspores*spluie_1* spluie_2*stemp_1*mtemp_1
- model[2] : ~code_prec*classe_sensi*code_labour* sspores* spluie_2* spluie_1

Le modèle est implémenté sous R et la sélection des variables est réalisée par méthode backward en validation croisée sur les années. Cette méthode consiste à retirer une année du jeu de données, à ajuster le modèle de régression logistique sur les années restantes. L'algorithme démarre par le modèle avec toutes les variables mises en interaction. La validation croisée est réalisée sur le modèle complet puis la moyenne des AUC obtenus par année est calculée. Dans la phase 2, toutes les variables explicatives X sont retirées une à une et la validation croisée est réalisée sur l'ensemble des X-1 modèles créés. Le modèle avec le meilleur AUC est sélectionné puis comparé à l'AUC du modèle complet. Si l'AUC du modèle complet est inférieur alors l'algorithme se poursuit et 2 variables sont retirées, etc. L'algorithme s'arrête lorsque l'AUC n'est plus amélioré. Cette méthode permet de sélectionner le modèle avec les meilleures performances. Pour ce modèle, le seuil de décision est optimisé pour conduire à minimiser le taux de faux positifs et le taux de faux négatifs selon la méthode présentée dans le tableau IV.

Tableau IV: Matrice de confusion et mode de calcul des faux positifs, faux négatifs et taux de bien classés

Confusion matrix and methodology for false negative, false positive and well-ranked rates calculation

Décision optimale	Décision donnée par le modèle	
	D=0	D=1
R= 0	Vrais négatifs (VN)	Faux positifs (FP)
R= 1	Faux négatifs (FN)	Vrais positifs (VP)

Le taux de faux négatifs = $FN / (FN+VP)$ - Le taux de faux positifs = $FP / (FP+VP)$ - Taux de bien classés = $(VN+VP) / (VN+FP+VP+FN)$

Ces indicateurs nous permettent de sélectionner le modèle final qui est ensuite ajusté avec l'ensemble des données et dont les performances sont comparées à la grille agronomique présentée en tableau I.

RESULTATS

Les meilleurs modèles obtenus en validation croisée (AUC les plus élevés) pour prédire le dépassement de 1000 µg/kg de DON sont les suivants :

Model[1] : ~ grille* sspores

Model[2] : ~ code_prec*classe_sensi*code_labour* sspores

Ce résultat met en évidence que les facteurs agronomiques sont systématiquement retenus dans les modèles en interaction avec la sortie du modèle ascospores. Néanmoins, la pluie à floraison n'est pas retenue dans le modèle mais remplacé par le cumul des spores issus du modèle ascospores. Les résultats de la validation croisée sur model[1] et model[2] sont présentés dans le tableau V.

Tableau V : nombre de données supérieures à 1000 µg/kg, résultats pour chaque année et globale de la validation croisée des indicateurs AUC, taux de bien classés (TBC), taux de faux positifs (FP) et taux de faux négatifs (FN) sur la prévision du dépassement de 1000 µg/kg de DON pour les modèles [1] et [2]. *Number of data over 1000 µg/kg and cross validation results by years and overall of the three indicators: AUC, weel ranked rate (TBC), false positive rate (FP) and false negative rate (FN) from models [1] and [2].*

n>1000	3	24	43	51	4	0	28	19	10	2	1	10	0	12	207
model[1]	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2013	2014	2016	overall
AUC	0.51	0.87	0.87	0.86	0.91	NA	0.77	0.80	0.75	1.00	0.96	0.90	NA	0.88	0.84
TBC	79%	78%	83%	88%	74%	57%	73%	77%	52%	82%	79%	86%	90%	86%	80%
FP	20%	22%	15%	11%	26%	43%	23%	22%	51%	18%	21%	14%	10%	12%	19%
FN	100%	17%	30%	24%	0%	NA	43%	26%	30%	0%	0%	20%	NA	42%	29%
model[2]	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2013	2014	2016	overall
AUC	0.51	0.87	0.83	0.88	0.92	NA	0.78	0.86	0.79	1.00	0.96	0.91	NA	0.88	0.85
TBC	78%	77%	74%	77%	66%	62%	77%	67%	68%	77%	79%	87%	88%	77%	75%
FP	21%	24%	26%	24%	34%	38%	18%	37%	32%	23%	21%	12%	12%	22%	25%
FN	100%	17%	23%	16%	0%	NA	43%	11%	30%	0%	0%	20%	NA	33%	23%

Tout d'abord, les deux modèles donnent un AUC final moyen très proche 0.84 pour le model[1] et 0.85 pour model[2] que l'on peut qualifier de bon. Pour rappel, un AUC de 0.5 signifie que notre modèle n'est pas meilleur qu'un tirage aléatoire alors qu'un AUC de 1 signifie que l'on classe parfaitement toutes les situations. Le model[2] montre des performances inférieures en termes de taux de bien classés et taux de faux positifs mais son taux de faux négatifs est meilleur que celui du model[1].

Ce taux peut être relié à la notion de sensibilité d'un modèle, c'est-à-dire sa capacité à détecter les parcelles qui dépassent le seuil, critère que l'on souhaite avoir le plus élevé possible pour éviter de « rater » des situations à risque. Ainsi le model[2] est plus sensible que le model[1].

Concernant les résultats par année, les années 2006 et 2014 ne peuvent être étudiées intégralement (AUC et FN) car il n'y a aucune parcelle au dessus du seuil décisionnel. Au regard du taux de bien classés, le model[2] semble plus stable puisque ce taux oscille entre 62% et 88% alors que pour le model[1], deux années sont en deça de 60% de bien classés. En s'attardant sur le taux de faux négatifs, que l'on souhaite minimiser, sur les années avec des taux de dépassements élevés (2002, 2003, 2004, 2007 et 2008), le model[2] présentent les meilleurs résultats.

DISCUSSION

L'objectif de ce travail était d'améliorer les performances de la grille agronomique (tableau I) en y apportant des variables climatiques en montaison ainsi qu'une simulation du risque relatif de présence d'ascospores dans la parcelle, le tout afin de mieux prendre en compte la maturation des périthèces de *F. graminearum*, ainsi que leur éjection dans l'environnement.

Les résultats des performances de la grille agronomique sur le même jeu de données donnent un taux de bien classés de 74%, un taux de faux négatifs de 18% et un taux de faux positifs de 27%. Ces résultats ne sont pas complètement comparables aux résultats présentés ci-dessus car la grille agronomique a été construite sur ces mêmes données, il convient donc de les comparer avec les indicateurs obtenus en ajustement et non en validation croisée.

Les variables retenues en ajustement sont :

model[1] ~ grille + ssportes

model[2] ~ code_prec + classe_sensi + code_labour + ssportes + code_prec: code_labour + classe_sensi: ssportes

Il est intéressant de constater que les variables sélectionnées pour l'un comme pour l'autre sont les variables agronomiques plus un effet cumul de spores. Ce cumul de spores est également retenu en interaction avec la sensibilité variétale, interaction qui agronomiquement a du sens puisque les

variétés présentent différents types de résistance (Mesterházy et al., 2002)). Par ailleurs, comme en validation croisée, la variable de pluie autour de la floraison n'est pas retenue, cette variable pouvant traduire les conditions d'infection et de propagation du champignon dans les tissus, variable d'intérêt en lien avec la production de DON (Kang et Buchenauer, 2002).

Les résultats d'ajustement sur l'ensemble des données pour les modèles 1 et 2 sont présentés en tableau VI, le seuil décisionnel est ajusté pour une sensibilité de 78% (soit FN = 22%) ou à 82% (soit FN = 18%) pour nous rapprocher du niveau de performance de la grille.

Tableau VI : indicateurs de performances des modèles en ajustement
performance indicators for both fitted models

model[1]	TBC	FN	FP
	73%	22%	28%
	70%	18%	32%
model[2]	TBC	FN	FP
	76%	22%	25%
	74%	18%	27%

Ainsi, à FN équivalent, le model[1] donne des performances dégradées par rapport à la grille agronomique quand le model[2] donne des performances équivalentes. Il semble donc que l'ajout de nouvelles variables n'apportent rien dans la capacité à prédire des parcelles au dessus de 1000 µg/kg.

La comparaison des performances étudiées en 2013 et 2016, années n'ayant pas servi à l'élaboration de la grille agronomique, montrent des résultats plus contrastés mais meilleurs pour la grille au regard du taux de faux négatifs mais avec des taux de faux positifs bien plus forts (tab. VII).

Tableau VII : Performances des modèles sur données indépendantes ou en validation croisée.
Model performance on independent data or in cross-validation

Grille	2013	2016	model[1]	2013	2016	model[2]	2013	2016
TBC	65%	74%	TBC	86%	86%	TBC	87%	77%
FP	37%	26%	FP	14%	12%	FP	12%	22%
FN	10%	17%	FN	20%	42%	FN	20%	33%

Ce résultat contrasté peut trouver plusieurs explications, la première sur l'hypothèse de modélisation. En effet, on cherche à conseiller une intervention à floraison en travaillant sur une variable obtenue à la récolte (la teneur en DON). Or dans notre approche, nous n'avons pas voulu intégrer de variables post-floraison car nous souhaitons proposer un conseil d'intervention à floraison au cours de l'année de culture. Il est effectivement connu que le climat jusqu'à 15 jours au delà de la floraison peu influencer la teneur en DON (Gourdain et Rosengarten, 2010).

La seconde explication peut venir de la méthodologie de modélisation. Le process de selection de variables en validation croisée n'est basé que sur l'AUC sans aucune tolerance car l'algorithme cesse dès que l'AUC n'augmente plus. Ainsi, par exemple, un modèle A avec un AUC = 0.854 et 5 variables est considéré comme plus performant qu'un modèle B avec un AUC = 0.849 et 4 variables, ce qui est discutable pour une différence aussi faible de l'AUC. Enfin, la difficulté de proposer un bon modèle réside aussi dans la composition du jeu de données avec des années pour lesquelles il n'y a pas ou peu de parcelles qui dépassent 1000 µg/kg.

Enfin pour la problématique qui nous anime, il est difficile de savoir si le seuil décisionnel doit être optimisé sur la sensibilité ou sur la spécificité. En effet, sur la fusariose des épis, nous sommes confrontés à deux objectifs contradictoires que sont la réduction de la pression phytosanitaire (maximiser la spécificité) et la préservation de la qualité sanitaire (maximiser la sensibilité). Or, dans

la méthode ROC, il est impossible de maximiser l'un sans dégrader l'autre critère. Il faut donc trouver le compromis acceptable entre les deux. Au regard de cet élément, le model[2] semble apporter le meilleur compromis.

Pour finir, ce travail s'est concentré sur une seule espèce du complexe fusarien, à savoir *F. graminearum*, or pour un agriculteur, la décision d'intervention ne pourra pas se baser exclusivement sur cette seule espèce car les espèces appartenant au genre *Microdochium* présentes sur l'épi sont aussi fréquentes que celles du genre *Fusarium*. Elles interagissent avec la capacité des espèces toxigènes à occuper l'espace et se développer. Les fortes présences de ces espèces du genre *Microdochium* s'accompagnent d'une moindre teneur de la récolte en fusariotoxines par rapport à ce qui est attendu.

A terme, il serait nécessaire de modéliser séparément l'effet des conditions météorologiques observées sur les espèces des deux genres de pathogènes, *Fusarium* et *Microdochium* puis les termes de leur interaction afin de proposer un OAD complet pour le pilotage des traitements contre la fusariose des épis.

CONCLUSION

En conclusion, les nouveaux modèles construits incluant les facteurs agronomiques ainsi qu'un module plus mécaniste prédisant l'éjection des spores à floraison du blé ne semblent pas apporter de grande valeur ajoutée sur la prise de décision d'intervenir par rapport à la grille agronomique existante. Par ailleurs, ce travail met en évidence la complexité de modéliser un phénomène catégoriel et de trouver le bon indicateur pour sélectionner le meilleur modèle.

REMERCIEMENTS

Nous remercions l'ensemble des collaborateurs d'ARVALIS, des partenaires et des agriculteurs qui ont permis de créer cette base de données conséquentes. Merci également à nos collègues de chez NIBIO en Norvège, Ingerd Skow Hofgaard et Anne-Grete Roer Hjelkrem avec qui nous avons partagé ces méthodes et nos réflexions sur cette problématique. Par ailleurs, nous remercions la Direction Générale de l'Environnement et la Recherche pour leur contribution financière à ces travaux dans le cadre du projet de recherche SMARTPIC.

BIBLIOGRAPHIE

Barrier-Guillot B., Delambre M., Morel A., Maumené C., Gouet H., Grosjean F., Leuillet M., 2006. Identification of agronomic factors that influence the level of DON in wheat grown in France. In : *Mycotoxins and phycotoxins: Advances in determination, toxicology and exposure management*. Edited by H. Njapau, S. Trujillo, H.P. van Egmond, D.L. Park. 239-247

Corre C., Gourdain E., Grignon G., 2017- Modélisation du risque *Fusarium graminearum* sur blé tendre. *AFPP – 6ème Conférence sur les Moyens Alternatifs de Protection pour une Production Intégrée*. Lille, 21, 22 et 23 Mars 2017.

Deudon O., Le Bris X., Piraux F., 2017 - Interest and implementation of a spatialization method of meteorological data used for in Agricultural Decision Support Tools. *Proc. 2017 EFITA CONGRESS – Montpellier, France*.

Dubournet P., Cure G., Chancrin G., Cochet Y., 2009 - La fusariose des épis du blé : effet des pratiques agronomiques sur la répartition des différentes espèces et conséquences sur la qualité sanitaire. *AFPP – 9ème Conférence Internationale sur les Maladies des Plantes, Tours, 8 et 9 décembre 2009*.

Gouache D., Léon M.S., Duyme F., Braun P., 2015 - A novel solution to the variable selection problem in Window Pane approaches of plant pathogen. Climate models: Development, evaluation and application of a climatological model for brown rust of wheat. *Agricultural and Forest Meteorology*, 205, 51-59.

Gourdain E., Piraux F., Barrier-Guillot B., 2009 - Les outils pour gérer le risque déoxynivalénol sur blé tendre et blé dur. *AFPP – 9ème Conférence Internationale sur les Maladies des Plantes, Tours, 8 et 9 décembre 2009.*

Gourdain E., Rosengarten P., 2010 - Blé tendre, attaques tardives de fusariose des épis et mycotoxines. *Phytoma*, 636, 16-20.

Gourdain E., Piraux F., Maumené C., Rossi V., Manstretta V., Barrier-Guillot B., 2012 - From *Fusarium graminearum* to deoxynivalenol : decision making tools to manage the risk in wheat. *World Mycotoxin Forum, Rotterdam, 5- November 2012.*

Gourdain E., Batina H., Du Cheyron P., Fourrey A., Gélisse S., Grignon G., Laval V., Maumené C., Méléard B., Valade R., 2016 - Lutte contre les fusarioses des épis de blés : quantification des espèces du complexe fusarien, facteurs de risque et méthodes de lutte. *Innovations agronomiques*, 49, 133-145.

Hjelkrem A-G.R., Torp T., Aamot H. U., Strand E., Nordskog B., Dill-Macky R., Edwards S. G., Hofgaard I. S., 2017 - DON content in oat grains in Norway related to weather conditions at different growth stages. *European Journal of Plant Pathology*, 148, 577-594.

Kand Z., Buchenauer H., 2002. Studies on the infection process of *Fusarium culmorum* in wheat spikes: degradation of host cell wall components and localization of trichothecene toxins in infected tissue. *European Journal of Plant Pathology*, 108, 653-660.

Lemmens M., 2007 - Genetical, ecophysiological and biochemical interactions modulating the biogenesis of *Fusarium* mycotoxins. *In Colloque scientifique RARE, Arcachon, France, 3-4.*

Lindblad M., Gidlund A., Sulyok M., Börjesson T., Krska R., Olsen M., Fredlund E., 2013 - Deoxynivalenol and other selected *Fusarium* toxins in Swedish wheat – Occurrence and correlation to specific *Fusarium* species. *International Journal of Food Microbiology*, 167, 2, 284-291.

Manstretta V., 2014. Ascospore production, dispersal and survival in *Fusarium graminearum*, Thèse.

Mesterhazy A., 2002 - Role of deoxynivalenol on aggressiveness of *Fusarium graminearum* and *Fusarium culmorum* and in resistance to *Fusarium* head blight. *European Journal of Pathology*, 108, 675-684.

Obst A., Bechtel A., 2000 - Conditions climatiques favorisant l'attaque des épis de blé par *Fusarium graminearum*. *In Réunion Club Fusariose, Bayer agro.*

Schaafsma A.W., Tamburic-Ilinic L., Miller J.D., Hooker D.C., 2001 - Agronomic considerations for reducing deoxynivalenol in wheat grain. *Canadian Journal of Plant Pathology-Revue Canadienne de Phytopathologie*, 23, 279-285.

Schnerr H. , Vogel R.F., Niessen L., 2002 - Correlation between DNA of trichothecene-producing *Fusarium* species and deoxynivalenol concentrations in wheat-samples. *Letters in Applied Microbiology*, 35, 121-125.