

**AFPP – 6<sup>e</sup> CONFÉRENCE SUR LES MOYENS ALTERNATIFS DE PROTECTION  
POUR UNE PRODUCTION INTÉGRÉE  
LILLE – 21, 22 ET 23 MARS 2017**

**MODELISATION DU RISQUE *FUSARIUM GRAMINEARUM* SUR BLE TENDRE**

C. CORRE <sup>(1)</sup>, E. GOURDAIN <sup>(1)</sup>, G. GRIGNON <sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup>ARVALIS-Institut du végétal, Station expérimentale 91720 Boigneville  
[e.gourdain@arvalisinstitutduvegetal.fr](mailto: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. Dans un contexte de limitation de l'usage des produits phytosanitaires et d'une réglementation sur les teneurs en mycotoxines à la récolte, ARVALIS-Institut du végétal, en collaboration avec l'université de Piacenza, développe un outil d'aide à la décision dont le but est d'optimiser le traitement contre *F. graminearum*, principale espèce productrice de mycotoxines sur blé. Cet outil est basé sur les sorties d'un modèle épidémiologique. Trois modèles différents ont été développés, un par une approche mécaniste et les deux autres par une approche empirique. Ces modèles ont été comparés quant à leur capacité à prodiguer un conseil de traitement permettant de réduire les contaminations en déoxynivalénol. Les résultats montrent que certains parviennent à égaler les performances de la grille agronomique de risque fusariose existante.

Mots-clés : Fusariose des épis – Blé tendre – *Fusarium graminearum* – Modèle mécaniste - Modèle empirique.

**ABSTRACT**

**MODELING FUSARIUM HEAD BLIGHT ON WHEAT**

Fusarium head blight is a major disease of wheat; it alters the yield and grain quality. In a context of reduced use of pesticides and regulations on mycotoxins at harvest, ARVALIS-Institut du végétal in collaboration with the University of Piacenza is developing a tool that aims to optimize treatment against *F. graminearum*, the main mycotoxins-producing species on wheat. This tool is based on the outputs of an epidemiological model. Three different models have been developed according mechanistic or empirical approaches. Those models have been compared in regard to their ability to provide right advices. Results show that some models equal the performances of the existing agronomical grid for fusarium risk.

Keywords: Fusarium Head Blight – Common wheat - *Fusarium graminearum* – Mechanistic modeling – Empirical modeling.

## INTRODUCTION

Le blé tendre est la grande culture la plus représentée en France, avec 5 millions d'hectares cultivés en 2014 (données Agreste). 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, cette maladie pose également problème en terme sanitaire, puisqu'elle s'accompagne d'une accumulation de mycotoxines dans les grains récoltés. En Europe, les champignons pathogènes causant cette maladie appartiennent aux genres *Fusarium* ou *Microdochium*. L'espèce la plus préoccupante en France est *F. graminearum*, car elle est toxigène, et 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.* 2015 ; Lindblad *et al.* 2013 ; Mesterhazy 2002 ; 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 matérialisée notamment par la mise en place prochaine d'une obligation de justification de chaque intervention, 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 dans le monde, basés sur des données d'humidité pouvant être mesurée indirectement par la pluie ou la durée d'humidité selon les modèles et de température journalière, horaire, degrés jours, etc. Certains modèles prennent aussi en compte des paramètres agronomiques comme le précédent cultural, le travail du sol et la sensibilité variétale du blé. Ces paramètres 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 and Bechtel, 2000 ; Schaafsma *et al.*, 2001; Barrier-Guillot *et al.*, 2006; Lemmens, 2007; Gourdain *et al.*, 2009).

Le présent article expose la construction de trois modèles sur la base de données expérimentales de piégeages d'ascospores de *F. graminearum* en conditions semi-contrôlées (Manstretta 2014) ou en plein champ. Ces modèles développés selon des approches mécanistes ou statistiques ont ensuite été testés comme modèle décisionnel pour le traitement contre *Fusarium*. Un critère simple pour évaluer la nécessité de traiter ou non une parcelle est la teneur en DON des grains à la récolte. En effet, il est possible de faire l'hypothèse qu'il aurait été nécessaire de traiter une parcelle contre *F. graminearum* au moment de la floraison du blé si le taux de DON des grains à la récolte dépasse le seuil légal de 1250 µg/kg. C'est sur base de cette hypothèse que les trois modèles ont été optimisés et évalués. L'objectif affiché de ce travail est de produire un outil plus performant que l'existant, la grille de risque existante et utilisée à ARVALIS-Institut du végétal (Tableau I).

Tableau I1: 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.

Table I : 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			T	T
		Moyennement sensible	5		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

## MATERIELS ET MÉTHODES

### LE MODELE MECANISTE JPT.1

Le modèle jpt.1 s'appuie sur des données expérimentales et bibliographiques permettant de modéliser le développement de *F.graminearum* selon une approche mécaniste. Ce modèle repose sur deux compartiments, la maturation des périthèces et ascospores sur les résidus de culture et l'éjection des ascospores. Il a été développé suite aux travaux de Manstretta 2014, et un premier prototype a été présenté dans Corre et al., 2015 sur lequel des améliorations présentées ci-dessous ont été apportés.

La maturation des ascospores dans les périthèces est conditionnée par l'humidité et la température (Manstretta, 2014). Cette maturation est modélisée par une équation logistique permettant de calculer un nombre relatif d'ascospores matures en fonction de l'humidité et des degrés jours.

$$rel_{mat}(i) = \frac{K}{(1 + \frac{DD10_{u(i)}}{A})^B}$$

Avec  $rel_{mat}(i)$  le nombre relatif cumulé d'ascospores jusqu'au jour  $i$ ;  $K, A$  et  $B$  des constantes ;  $DD10_{u(i)}$  la somme de degrés jours en base 10. L'humidité intervient dans le calcul des degrés jours où les températures ne sont cumulées que lorsque les jours  $i$  sont considérés comme humides. Un jour  $i$  humide est caractérisé par :

- pluie<sub>i</sub> ≥ 0.5 mm ou
- 0.5 ≤ pluie<sub>i-1</sub> < 5 mm ou
- pluie<sub>i-1</sub>+pluie<sub>i-2</sub> ≥ 5 mm

Ainsi, chaque jour le modèle calcule un nombre relatif d'ascospores avant éjection autrement appelé index d'inoculum :  $indexIno(i) = rel_{mat(i)} - rel_{mat(i-1)}$

Le taux d'éjection un jour donné i résulte d'une combinaison de deux équations, l'une dépendante de la pluie  $tauxEjectR(i)$  (Corre et al., 2015), l'autre de la température  $tauxEjectT(i)$  (Manstretta, 2014) tel que le taux d'éjection final est  $tauxEject(i) = tauxEjectT(i) * tauxEjectR(i)$

Pour finir, le modèle calcule le nombre relatif d'ascospores éjectées par jour comme suit :

$$inoEject(i) = stockIno(i) * tauxEject(i)$$

Avec  $stockIno(i) = indexIno(i) + stockIno(i - 1) - inoEject(i - 1)$

En effet, le modèle considère un stock d'inoculum constitué des nouvelles ascospores mures du jour ainsi que des ascospores mures produites les jours précédents mais non éjectées.

Ce modèle sera identifié sous le nom jpt.1. Le jour de démarrage des calculs est le premier jour d'une série de trois où la température journalière est supérieure à 10°C et dont au moins un jour est humide selon la définition ci-dessus.

## LE MODELE EMPIRIQUE JT.2

21 séries de données de pièges de la marque Burkard ont été acquises entre 2003 et 2015 sur 6 sites en France, Boigneville (91), Ouzouer (41), Tripleville (41), En Crambade (31) et Baziège (31). Ces pièges étaient disposés sur des parcelles de blé en précédent mais non labour au printemps, encadrant ainsi la période de floraison du blé. 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 et 1 entre le début du piégeage (début mai) et sa fin (mi-juin).

A partir de ces données, plusieurs équations ont été ajustées en cherchant une relation entre le cumul relatifs d'ascospores piégées et un paramètre climatique simple telle que la somme de température ou plus complexe telle que somme de température uniquement les jours de pluie par exemple. Les paramètres climatiques testés sont présentés dans le Tableau II. Nos 21 séries sont donc représentées graphiquement en fonction de ces différents paramètres et on cherche le paramètre qui permet la meilleure superposition de nos 21 courbes de cumul ceci afin d'ajuster une unique équation modélisant le cumul relatif d'ascospores.

Pour chaque paramètre climatique testé, une équation monomoléculaire (Madden et al., 2007) est ajustée aux données des pièges.

$$y = 1 - e^{-r_M t}$$

$r_M$  est une constante, t la valeur du paramètre climatique testé.

Tableau II : Description des variables climatiques testées pour prédire le cumul d'ascospores éjectées dans les données pièges à spores. Tmean = température moyenne journalière ; Rain = pluie journalière ; cumP4sup0.5=1 si la somme de pluie des 3 jours précédents et du jour i > 0.5 mm.

Table II : Description of the climatic variables tested to predict the accumulation of released ascospores in spore traps data. Tmean = daily mean temperature ; Rain = daily rainfall ; cumP4sup0.5=1 if the sum of rain of the 3 days before and the day i > 0.5mm.

Variable de cumul	Signification
cumT	température cumulée
cum0TcumP4	cumul de Tmean en base 10 quand cumP4sup0.5=1, pas de cumul sinon
DD10	cumul de Tmean en base 10 lors des jours humides
cum0TjWet	cumul de Tmean en base 10 seulement lors des jours humides

On obtient donc 4 équations différentes, une pour chaque paramètre. Pour sélectionner celle qui permettra de prédire le mieux les dynamiques de piégeage, nous calculons la RMSEP (Root Mean Square Error of Prediction) de chaque équation. Ce critère est communément utilisé en statistique pour évaluer la qualité de prédiction d'un modèle (Wallach *et al.*, 2014), plus il est faible plus le modèle est bon pour la prédiction d'une nouvelle série. La RMSEP est estimée par le calcul de la RMSE, considérant que les pièges étudiés sont suffisamment nombreux et divers pour être représentatifs de tous les types d'années qui pourraient se présenter.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

$Y_i$  est la valeur observée pour chaque jour  $i$ ,  $\hat{Y}_i$  chapeau est la valeur correspondante calculée par le modèle.  $N$  est le nombre de jours observés. La RMSEP est calculée par validation croisée, c'est-à-dire sur des données qui n'ont pas servi à la construction du modèle, évitant ainsi de surestimer ses performances. La validation croisée est mise en œuvre en estimant les paramètres de l'équation après retrait d'une année. Une fois l'ajustement réalisé, on prédit les quantités relatives d'ascospores éjectées sur l'année retirée. L'opération est répétée pour chaque année du jeu de données, et la RMSEP finale de chacune des 4 équations est la moyenne des RMSEP calculées ainsi sur toutes les années. Nous gardons l'équation ayant la RMSEP finale la plus faible, et l'appelons jt.2.

En pratique, pour utiliser ce modèle jt.2 en prédictif sur une parcelle, il nous faut définir la date de démarrage les calculs. Nous décidons de nous référer à un stade phénologique du blé, la date d'épiaison calculée pour la variété de référence Apache à partir d'un modèle développé par Gouache *et al.*, 2012.

## LE MODELE EMPIRIQUE JP.2

Le modèle jp.2 repose sur une approche très similaire au modèle jt.2 mais sur une sous sélection de pièges à spores. Pour cela, les 21 séries utilisées pour jt.2 sont étudiées et 4 d'entre elles sont sélectionnées sur la base de leur forme logistique et des hauts niveaux d'ascospores piégés. 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). Une équation logistique est ajustée pour modéliser la dynamique d'éjection cumulée d'ascospores, équation utilisée dans le modèle jpt.1 pour décrire la maturation des ascospores.

Selon la même méthodologie que pour le modèle jt.2, les 4 paramètres climatiques sont testés pour représenter les 4 courbes de cumul. Pour chacun, l'équation logistique suivante est ajustée :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-r_M t}}$$

$r_M$  est une constante,  $t$  le paramètre climatique testé

Le modèle obtenu est codé sous le nom jp.2 et la date de démarrage des calculs est la même que pour jt.2.

## CONSTRUCTION D'UN MODELE D'AIDE A LA DECISION DE TRAITEMENT

### Pondération des sorties par les facteurs agronomiques

Les modèles que nous avons construits sont paramétrés pour prédire l'émission d'ascospores de *F. graminearum* dans des parcelles de blé tendre en précédent maïs non labour, situation la plus propice au développement du champignon. Or, il est admis que les facteurs agronomiques impactent fortement le développement du champignon (Gourdain et al., 2015) et si l'on souhaite développer un modèle pour toutes les situations agronomiques, il convient de pondérer les sorties de nos modèles selon les situations. Pour déterminer ces coefficients de pondération, nous disposons de données d'enquêtes réalisées chez les agriculteurs entre 2001 et 2014 sur 2270 parcelles de blé tendre France entière. Pour chaque parcelle suivie, les pratiques agronomiques ont été enregistrées et une analyse du taux de DON réalisée sur un échantillon de grain prélevé à la récolte.

La pondération est basée sur la grille agronomique (Tableau I), en attribuant à chaque parcelle le score final compris entre 1 et 7 en fonction de la sensibilité de la variété implantée, du travail du sol et du précédent cultural.

Les coefficients de pondération affectés à chaque score de la grille sont obtenus en calculant des moyennes ajustées de l'effet année en utilisant un modèle linéaire mixte et en les divisant par la moyenne obtenue par le score le plus à risque 7. Ainsi le coefficient de pondération pour la note 7 sera de 1, puis les coefficients seront décroissants de la note 7 à la note 1.

### Définition de la variable de sortie des modèles à utiliser et seuil de traitement

Nos trois modèles jpt.1, jt.2 et jp.2 fournissent une quantité relative d'ascospores éjectées chaque jour. La question à laquelle on souhaite répondre est : à partir de quelle quantité d'ascospores éjectées doit-on traiter la parcelle et à partir de quand comptabiliser les ascospores? Pour y répondre, nous décidons de considérer une quantité cumulée d'ascospores éjectées autour de la floraison, stade pendant lequel le blé est très sensible à l'infection de *F.graminearum* et où le traitement est préconisé. Le cumul démarre de -30 jours avant floraison et s'arrête 3 jours après ce stade. Toutes les plages de cumuls ont été considérées et une plage a été retenue pour chaque modèle en utilisant la méthode ROC.

Cette analyse est réalisée sur le même jeu de données d'enquêtes que précédemment. Pour chaque parcelle, on réalise des simulations avec les 3 modèles en utilisant les données météorologiques spatialisées de la parcelle et les sorties des modèles sont pondérées selon les situations agronomiques. Le stade floraison est lui aussi calculé à l'aide du modèle phénologique et les cumuls d'ascospores sont calculés pour chaque modèle depuis floraison - 30j à floraison +3 jours. Il s'agit ensuite de comparer tous ces cumuls obtenus par modèle et plage de calcul, à la teneur en DON finale mesurée sur la parcelle. Les parcelles pour lesquelles cette teneur est supérieure à 1250µg/kg sont qualifiées par une décision de traitement, les autres par une décision de non intervention. Cette décision est ensuite comparée aux cumuls. La méthode ROC permet alors de définir le seuil de cumul d'ascospores qui maximise le taux de vrais positifs (sensibilité) et/ou le taux de vrais négatifs (spécificité). On cherche, en effet, la décision qui conduit au moins d'erreur possible. Un des indicateurs de la méthode ROC utilisable pour comparer les modèles entre eux est l'aire sous la courbe (AUC) qui représente la sensibilité en fonction de la spécificité du modèle selon tous les seuils possibles de la variable que l'on souhaite utiliser pour prendre la décision. Une variable de décision parfaite a un AUC de 1, tandis qu'un AUC de 0.5 montre que la variable de décision choisie n'est pas meilleure qu'un tirage aléatoire (Wallach et al., 2014). Pour chaque modèle et chaque plage de cumul entre floraison -30 jours et floraison +3 jours, les AUC des courbes ROC sont calculés et comparés pour n'avoir pour chaque modèle qu'une plage de cumul, la plus pertinente.

Il s'agit ensuite de déterminer à partir de quelle valeur de ce cumul il convient de recommander de traiter une parcelle. Pour cela, nous représentons les courbes de sensibilité et spécificité du modèle en fonction de la valeur seuil, et choisissons la valeur optimisant spécificité et sensibilité.

## Evaluation de la qualité des modèles

Pour comparer les 3 modèles avec la grille agronomique, nous calculons leur sensibilité et spécificité par validation croisée par année sur les données d'enquêtes. Nous utilisons également des données indépendantes, provenant de 20 essais menés par la FNAMS et par ARVALIS en 2013 et 2014 sur des parcelles de blé en précédent maïs non labour avec analyses du taux de DON, pour comparer le conseil de traitement fourni par les modèles et le dépassement réel du taux de DON.

## RESULTATS

### MODELE JT.2

Le Tableau III suivant présente les RMSEP des 4 équations ajustées sur les 21 séries de pièges à spores où les courbes semblaient visuellement être les plus confondues.

Tableau III : RMSEP calculées par validation croisée des équations monomoléculaires ajustées sur les 4 variables climatiques

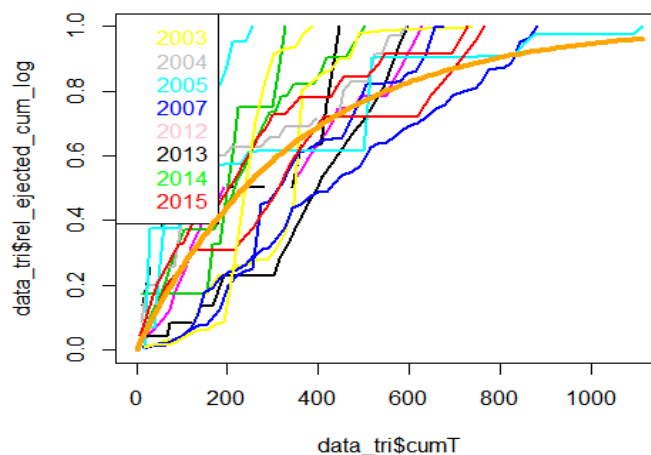
Table III : *RMSEP calculated by cross validation for the adjusted monomolecular equations on the 4 climatic variables*

Variable considérée	RMSEP
CumOTcumP4	0.19
DD10_u	0.20
<b>cumT</b>	<b>0.15</b>
CumOTjWet	0.20

Parmi les variables climatiques testées, le cumul des températures journalières (cumT) donne la RMSEP la plus faible. Le modèle jt.2 sera donc basé sur cette seule variable. L'équation monomoléculaire obtenue pour le modèle jt.2 est présentée en orange sur la figure 1.

Figure 1 : Représentation de l'équation monomoléculaire de jt.2 ajustée sur données pièges à spores.

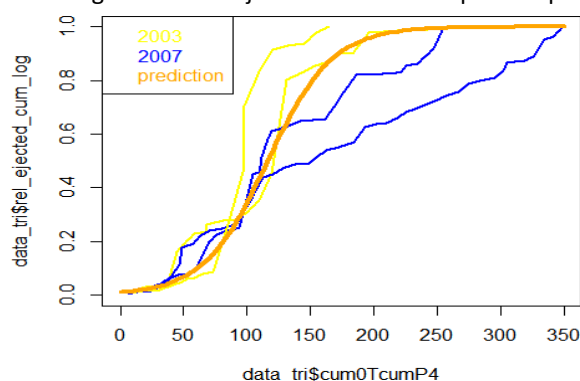
Figure 1 : *Display of the monomolecular equation of jt.2 adjusted on spore traps data.*



### MODELE JP.2

L'équation logistique que nous avons ajustée sur les 4 séries sélectionnées de 2003 et 2007 est présentée en figure 2, elle est fonction de la somme des températures en base 10 quand le cumul des pluies des 3 derniers jours et du jour est supérieur à 0.5mm.

Figure 2 : Courbe logistique ajustée sur des données pièges à spores sélectionnées.  
 Figure 2 : Display of the logistic curve adjusted on selected spore traps data.



## MODELES DECISIONNELS

### Pondération des sorties des modèles *F.graminearum*

Le Tableau IV donne les coefficients de pondération pour chaque score de la grille agronomique. Le coefficient vaut 1 pour le score le plus à risque 7, et diminue jusqu'à atteindre la valeur de 0.07 pour le risque le plus faible.

Tableau IV : Coefficients de pondération calculés en fonction de la note de grille de risque fusariose.  
 Table IV : Weighting coefficient calculated considering the agronomic risk grid.

Note de grille de risque	1	2	3	4	5	6	7
Coefficient	0,07	0,11	0,14	0,22	0,28	0,55	1

### Choix et évaluation de la variable de décision

Le tableau V répertorie les valeurs des indicateurs de performance : AUC, sensibilité et spécificité obtenus par validation croisée pour chacun des 3 modèles. Les résultats des AUC montrent que chaque modèle fait mieux qu'un tirage aléatoire pour prendre la décision de traiter. Néanmoins, l'étude des sensibilités et spécificités montre que la grille agronomique reste le modèle le plus intéressant notamment sur le critère de la sensibilité, capacité à conseiller un traitement anti-fusariose pour les parcelles où le taux de 1250 µg/kg a réellement été dépassé.

Tableau V : Récapitulatif de l'AUC, sensibilité et spécificité (obtenues en validation croisée par année sur les données d'ajustement) des modèles, variables de sorties utiles pour prédire le dépassement du taux légal de DON et seuils discriminants de ces variables.

Table V : Recap of AUC, sensitivity & specificity values (by cross validation) of the models, output variables used to predict the overcome of the legal DON limit and discriminatory thresholds of these variables.

Modèle	Variable de cumul autour floraison	AUC	Sensibilité	Spécificité	Seuil discriminant
Jpt.1	-30/+3	0.74	75%	63%	0.008
Jp.2	-18/-7	0.78	71%	68%	0.007
Jt.2	-15/-3	0.86	76%	80%	0.083
Grille agronomique	X	X	85%	70%	X

Les simulations réalisées par la suite sur les données indépendantes issues des 20 essais menés par la FNAMS et par ARVALIS en 2013 et 2014 montrent des résultats différents puisque le modèle présentant

le meilleur compromis sensibilité / spécificité est le modèle jp.2 (tableau VI). La grille et les 2 autres modèles présentant une spécificité très faible, et donc générant beaucoup de traitements inutiles.

Tableau VI : Comparaison entre les sorties des modèles d'aide à la décision de traitement et les analyses DON effectuées sur les 20 parcelles d'essais indépendants de 2013 et 2014.

Table VI : Comparison between the decision models and the DON analysis done on 20 independent trials data from 2013-2014.

Modèle	Taux de parcelles bien prédites	Spécificité	Sensibilité
Jpt.1	45%	21%	100%
Jp.2	60%	50%	83%
Jt.2	40%	14%	100%
Grille de risque	35%	7%	100%

Ces résultats montrent que la grille de risque ainsi que les modèles jt.2 et jpt.1 conseillent systématiquement un traitement pour les parcelles où le taux de DON a bien été dépassé (sensibilité = 1). Le modèle jp.2 est moins sensible, mais plus spécifique, il détecte mieux les parcelles n'ayant pas besoin de traitement.

## DISCUSSION

Notre objectif de départ était de construire un modèle basé sur des données journalières de pluie et de température capable de proposer une aide au traitement par la prédiction d'une quantité d'ascospores autour de la floraison pour une parcelle de blé de manière plus performante que la grille de risque existante. Cet objectif est partiellement atteint. Même si les résultats obtenus sur les données indépendantes tendent à montrer que le modèle jp.2 propose des performances intéressantes, limitant notamment les traitements inutiles, le faible nombre de données indépendantes en réduit leur représentativité et ne nous permet pas d'affirmer avec certitude que jp.2 est un modèle fiable. Par ailleurs, il génère 17% de faux négatifs (taux de faux négatif = 100-sensibilité), ce qui implique que dans 17% des situations un traitement n'est pas préconisé alors que la teneur en DON finale dépasse la limite réglementaire. Les résultats obtenus sur les 2750 parcelles agriculteurs en validation croisée montrent que la grille agronomique reste l'outil le plus performant.

Plusieurs hypothèses peuvent expliquer les performances contrastées de nos modèles d'aide à la décision par rapport à la grille agronomique. La première est basée sur les données climatiques utilisées. L'apport des 3 modèles évalués par rapport à la grille repose sur la prise en compte du climat pour prédire une quantité de spores. Il convient donc de s'interroger sur la faible valeur ajoutée apportée par le climat. Cette faible valeur ajoutée peut s'expliquer par le choix des variables climatiques utilisées et le pas de temps choisi.

En effet, le fait de disposer uniquement de données de précipitations et non de l'humidité relative de l'air ou des résidus restreint probablement nos capacités à bien prédire le développement du champignon, puisque d'après la littérature cette variable influence beaucoup toutes les étapes de son cycle.

Par ailleurs, nous ne disposons que de données climatiques journalières et ce pas de temps est probablement inadapté pour décrire les phénomènes que nous souhaitons prédire. La majorité des modèles mécanistes développés sur des pathogènes sont réalisés avec des données horaires voire même trihoraires. La production et l'expulsion d'ascospores se font en fonction des variations de conditions climatiques à une échelle horaire ou infra horaire, et les moyennes journalières de ces conditions ont certainement moins de sens pour le développement du pathogène.

Au-delà des données climatiques, d'autres questions se posent sur les données de pièges à spores. Il existe en effet une incertitude sur ces données. Les manipulations nécessaires pour le suivi des pièges à spores sont fastidieuses et peuvent conduire à d'importantes erreurs de mesures, surtout

lorsque peu d'ascospores sont capturées. Par ailleurs, aucun lien clair n'a été établi entre quantité d'ascospores mesurée visuellement et mesurée par PCR quantitative. Il est donc délicat de travailler sur des données mixant ces deux types de mesure.

L'autre hypothèse pourrait venir de la méthodologie employée qui vise à faire reposer la décision de traitement sur une quantité d'ascospores relatives éjectées mise en regard d'un taux de DON sur grain final sans aucune prise en compte des phases de dépôt, d'infection de la plante et de toxinogénèse du champignon. En effet, aucune corrélation entre quantité d'ascospores éjectées piégées sur une parcelle et teneur en DON du grain récolté n'a jamais été démontrée. Néanmoins, pour optimiser nos modèles la seule information disponible est la teneur en DON à la récolte. La difficulté de cette maladie est que la décision de traitement doit être prise avant apparition des symptômes et production des toxines. Il est donc impossible de trouver d'autres indicateurs précoces que la quantité de spores dans l'air pour proposer une décision de traitement sauf à développer un modèle qui prédirait jusqu'à la teneur en DON, un tel modèle nécessitant alors des données de prévision météorologiques suffisamment fiables entre floraison et récolte, période pendant laquelle le champignon se développe et produit les toxines.

Pour finir, cet article met également en lumière les difficultés du modélisateur. Le choix des approches, mécaniste ou empirique ; le choix des paramètres climatiques ; la qualité des données, sont autant de problématiques à résoudre pour la modélisation d'un phénomène biologique. Il est en effet surprenant de constater que le modèle présentant les résultats les plus intéressants sur les données d'enquêtes est le modèle jt.2 dont le cumul d'ascospores éjectées ne dépend que de la température, résultat toutefois nuancé par l'analyse sur données indépendantes. Or toutes les études menées sur le développement de *F. graminearum* montrent que la maturation des périthèces et ascospores ainsi que l'éjection sont pilotés par l'humidité relative en plus de la température. Dans les approches de modélisation empiriques ou statistiques, on cherche avant tout à avoir la meilleure qualité prédictive indépendamment des variables retenues dans le modèle. A contrario, les modèles mécanistes, qui décortiquent les phases de développement du système étudié ne semblent pas les plus efficaces pour servir de modèle prédictif. Le choix du modèle final utilisé dépend donc bien de l'objectif initial fixé : compréhension des phénomènes ou prédiction du risque.

## CONCLUSION

Cette étude a confirmé que la grille agronomique de risque fusariose sur blé tendre construite par ARVALIS en 2011 est très performante pour prédire le dépassement du taux légal de DON à la récolte et conseiller une intervention. Les résultats présentés dans cet article renforcent donc la crédibilité de l'usage de cet outil en campagne. Les modèles de prédiction du risque DON basés sur l'épidémiologie de *F.graminearum* n'ont pas donné de résultats suffisamment probants pour justifier un changement de modèle.

## REMERCIEMENTS

Nous remercions les ingénieurs de l'institut, dont Romain Valade, Xavier Le Bris, Gilles Couleaud, Claude Maumené et Jean-Yves Maufra qui ont participé à la réflexion sur les modèles, ainsi que François Piraux, Florent Duyme et Emmanuelle Héritier qui ont participé à la mise en œuvre des méthodes statistiques. Merci à Aurélie Leclère et tous les stagiaires qui ont œuvrés sur les pièges à spores chaque année. Enfin, nous remercions également l'ensemble des techniciens qui mettent en œuvre les essais et qui traitent les échantillons dans nos différents laboratoires. Sans eux, ce travail n'aurait pas été possible.

## BIBLIOGRAPHIE

- Barrier-Guillot B., Delambre M., Morel A., Maumené C., Gouet H., Grosjean F. et Leuillet M., 2006. Identification of agronomic factors that influence the level of DON in wheat grown in France. *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., Héritier E., Manstretta V. et Rossi V., 2015. Un modèle épidémiologique pour piloter le traitement contre *F. Graminearum* sur céréales à paille : analyse de sensibilité sur les paramètres climatiques. *AFPP – Conférence Internationale sur les Maladies des Plantes. Tours – 7 au 9 décembre 2015*.
- Dufault N. S., De Wolf E. D., Lipps P. E., et Madden L. V., 2006. Role of temperature and moisture in the production and maturation of *Gibberella zeae* perithecia. *Plant Disease*, 90(5), 637–644. doi:10.1094/PD-90-0637
- Gouache D., Le Bris X., Borgard M., Deudon O., Pagé C. et Gate P., 2012. Evaluating agronomic adaptation options to increasing heat stress under climate change during wheat grain filling in France. *European Journal of Agronomy*, 39 : 62–70.
- Gourdain E., Piraux F. et 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., Batina H., Du Cheyron P., Fourrey A., Gélisse S., Grignon G., Laval V., Maumené C., Méléard B. et Valade R., 2015. Lutte contre les fusarioses des épis de blés : quantification des espèces du complexe fusarien, facteurs de risque et méthodes de lutte, *Innovations agronomiques*.
- 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., et 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.
- Madden L. V., Hughes G. et van den Bosch F., 2007. *The Study of Plant Disease Epidemics*. APS Press, St. Paul, MN. 432 pages.
- 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. et 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. et Niessen L., 2002. Correlation between DNA of trichothecene-producing *Fusarium* species and deoxynivalenol concentrations in wheat-samples. *Letters in Applied Microbiology*, Vol. 35, pp121–125.
- Wallach D., Makowski D., Jones J. W. et Brun F., 2014. *Working with dynamic crop models. Methods, tools and examples for agriculture and environment*, Londres, GBR : Elsevier, 504 p.