



HAL
open science

Prendre en compte l'incertitude des prévisions météorologiques dans les OAD utilisées pour gérer les maladies et ravageurs des cultures

Ivana Aleksovska, François Brun, Laure Raynaud, Robert Faivre, Marc
Raynal, Olivier Deudon

► To cite this version:

Ivana Aleksovska, François Brun, Laure Raynaud, Robert Faivre, Marc Raynal, et al.. Prendre en compte l'incertitude des prévisions météorologiques dans les OAD utilisées pour gérer les maladies et ravageurs des cultures. 12. Conférence internationale sur les maladies des plantes (Végéphyt), Dec 2018, Tours, France. 10 p. hal-01958293

HAL Id: hal-01958293

<https://hal.science/hal-01958293>

Submitted on 2 Jun 2020

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.

Végéphy1 – 12e CONFÉRENCE INTERNATIONALE SUR LES MALADIES DES PLANTES
TOURS – 10, 11 ET 12 DÉCEMBRE 2018

**PRENDRE EN COMPTE L'INCERTITUDE DES PREVISIONS METEOROLOGIQUES DANS LES
OAD UTILISEES POUR GERER LES MALADIES ET RAVAGEURS DES CULTURES.**

I. ALEKSOVSKA^(1,2,3), F. BRUN⁽¹⁾, L. RAYNAUD⁽²⁾, R. FAIVRE⁽³⁾, M. RAYNAL⁽⁴⁾, O. DEUDON⁽⁵⁾

⁽¹⁾ ACTA, Castanet Tolosan, France, ivana.aleksovska@acta.asso.fr

⁽²⁾ Météo-France, Toulouse, France

⁽³⁾ INRA, Castanet Tolosan, France

⁽⁴⁾ IFV, UMT SEVEN, Villenave d'Ornon, France

⁽⁵⁾ Arvalis, Boigneville, France

RÉSUMÉ

Les maladies et ravageurs des cultures dépendent fortement des conditions météorologiques. Différents outils d'aide à la décision sont proposés pour prendre en compte ces conditions météorologiques dans la modélisation des dynamiques épidémiques et accompagner les agriculteurs dans leurs prises de décision. Néanmoins, l'écoulement atmosphérique est un phénomène chaotique et les prévisions météorologiques restent incertaines. Dans ce contexte, les centres de prévision météorologique, dont Météo-France, mettent en œuvre des systèmes de prévision probabiliste qui permettent d'accéder à une estimation de l'incertitude des conditions météorologiques prévues. Nous proposons de montrer l'intérêt d'utiliser ces prévisions probabilistes au travers d'outils d'aide à la décision et d'une évaluation des risques associés à cette décision pour la protection des cultures, avec des applications sur la vigne et le blé.

Mots-clés : incertitude, prévisions météorologiques, OAD, septoriose du blé, ver de la grappe.

ABSTRACT

**ACCOUNTING FOR THE UNCERTAINTY OF WEATHER FORECASTS IN DECISION SUPPORT
SYSTEMS USED TO MANAGE CROP DISEASES AND PESTS.**

Crop diseases and pests are highly dependent on weather conditions. Various decision support systems are proposed to take into account these meteorological conditions in the modeling of epidemic dynamics and to assist farmers in their decision-making. Nevertheless, the atmospheric flow is a chaotic phenomenon and weather forecasts remain uncertain. In recent years, weather prediction centers, including Météo-France, have implemented probabilistic prediction systems that provide an estimate of the uncertainty of the weather forecasts. We propose to demonstrate the potential of using these probabilistic forecasts through decision support tools used in an operational way for the protection of crops with applications to the wine and wheat.

Keywords: uncertainty, numerical weather predictions, DSS, wheat septoria, worms of grape vine.

INTRODUCTION

Les maladies et ravageurs des cultures évoluent en fonction des conditions météorologiques. Si des traitements phytosanitaires permettent de maîtriser certaines de ces maladies ou de ces ravageurs, il est néanmoins nécessaire de prendre en compte la situation sanitaire réelle en cours de campagne afin de prendre une décision d'intervention ou non, puis le cas échéant de bien positionner le traitement en fonction du mode d'action des produits sur les cibles visées. En fonction des années, des épidémies apparaissent plus ou moins en avance ou sont plus ou moins importantes. Par exemple, sur la septoriose du blé en région Centre, l'incidence médiane régionale de la maladie sur l'étage foliaire F3 a dépassé le seuil de 20% le 3 mai en 2016 contre le 22 mai en 2013 d'après les données du réseau du Bulletin de Santé du Végétal (Michel *et al*, 2015).

Différents outils d'aide à la décision sont proposés dans la modélisation des dynamiques épidémiques pour accompagner les agriculteurs dans leurs prises de décision, comme le modèle intégré à l'outil Septo-LIS® pour le positionnement du premier traitement sur la septoriose du blé (Gouache et Couleaud, 2009) ou le modèle EVA sur le vers de la grappe (adapté de Chavent, 1983). Ils sont complémentaires des observations de terrain dans la mesure où ils permettent d'anticiper la situation et d'accéder à des variables difficiles à observer sur le terrain. Par ailleurs, les nouvelles solutions de lutte de type biocontrôle présentent des niveaux d'efficacité moindre qui nécessitent en contrepartie plus de précision dans leur positionnement.

Ces modèles s'appuient largement sur les prévisions météorologiques. Néanmoins, ces prévisions restent souvent incertaines. En effet, l'atmosphère est un système chaotique et la mise en œuvre de prévisions météorologiques de qualité constitue un défi scientifique important car il existe de nombreuses sources d'incertitude, liées notamment à l'estimation de l'état initial de l'atmosphère et à la représentation précise des différents processus en jeu. Dans ce contexte, les techniques de prévision probabiliste, mises en œuvre sous la forme d'ensembles de prévisions perturbées, sont proposées par plusieurs centres de prévision dans le monde, dont Météo-France, pour fournir une estimation des incertitudes de prévision. A notre connaissance, ces prévisions d'ensemble ne sont pas encore utilisées dans des applications agricoles.

Notre objectif est de présenter le principe de la prévision d'ensemble météorologique ainsi que son potentiel pour l'application au domaine de la protection des cultures.

MATERIEL ET METHODE

PRINCIPE DE LA PREVISION NUMERIQUE DU TEMPS

Depuis la seconde moitié du XXème siècle, des systèmes de prévision numérique du temps sont utilisés pour simuler quotidiennement l'évolution temporelle de plusieurs paramètres météorologiques (par exemple le vent, la pression, la température, l'humidité) sur des échéances de quelques heures à quelques jours. Ces prévisions s'appuient (Figure 1) notamment sur : 1) la connaissance des lois qui gouvernent l'évolution au cours du temps de l'atmosphère, qui forment le cœur du modèle de prévision ; 2) la connaissance de l'état actuel de l'atmosphère, également appelé état initial.

Equations
numerical model
Initial state

⇒



⇒ Forecasts
at $t_0 + \delta t$



Figure 1 : Principe de la prévision numérique du temps.
Principle of numerical weather forecast.

Depuis la mise en place des premiers modèles, les prévisions ont connu de fortes améliorations, notamment grâce au développement des réseaux d'observations (en particulier les satellites), à une meilleure compréhension et représentation des processus dynamiques et physiques dans les modèles, et à l'augmentation des ressources informatiques qui permet d'améliorer la finesse des grilles de calcul. Néanmoins, les conditions pour une prévision météorologique parfaite n'existent pas à cause d'erreurs dans l'estimation de l'état initial et d'approximations dans le développement du modèle, qui est une représentation approchée du fonctionnement réel de l'atmosphère.

APPROCHE PROBABILISTE DE LA PREVISION NUMERIQUE DU TEMPS

En raison du caractère chaotique de l'atmosphère, ces erreurs s'amplifient au cours de la prévision. Les travaux de Lorenz (Lorenz, 1963) montrent notamment que des incertitudes d'amplitude infime sur l'état initial augmentent rapidement et peuvent rendre la prévision complètement fautive au bout d'un certain temps. La prévision déterministe n'a alors de sens que si l'on considère l'incertitude qui lui est associée.

Afin d'estimer l'incertitude des prévisions, une approche probabiliste de la prévision devient nécessaire. Il ne s'agit plus de prévoir l'état le plus probable de l'atmosphère mais la probabilité qu'un événement particulier se produise. La prévision probabiliste (appelée également prévision d'ensemble) repose actuellement sur la mise en œuvre d'ensembles de prévisions afin d'échantillonner la distribution de probabilité de l'état de l'atmosphère. En pratique, cela consiste à exécuter le modèle de prévision plusieurs fois afin de tenir compte des différentes sources d'incertitude : chaque prévision utilise des conditions initiales très légèrement perturbées et éventuellement des configurations du modèle légèrement différentes (Figure 2).

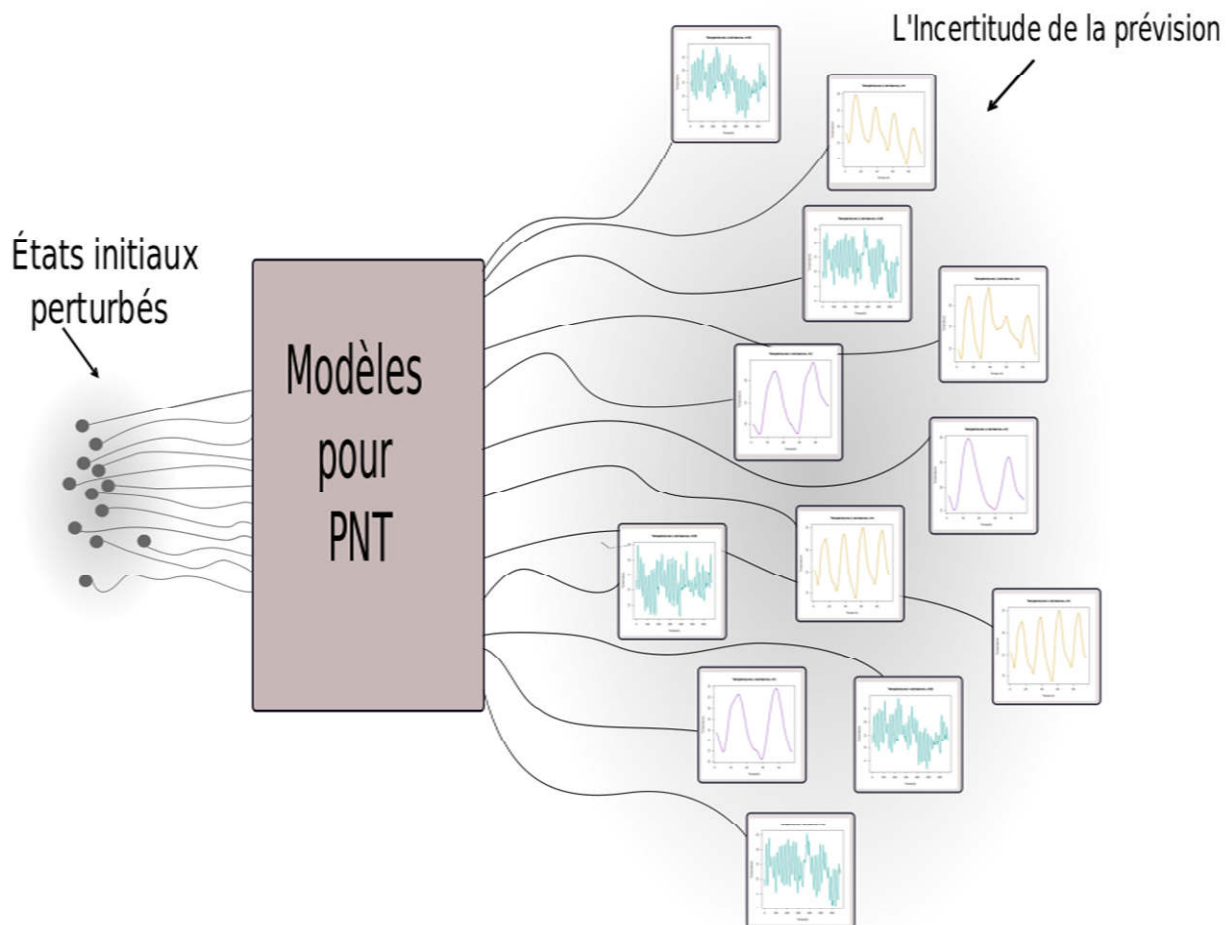


Figure 2 : Principe de la prévision d'ensemble pour les prévisions météorologiques.
Principle of ensemble prediction systems.

Cette technique de prévision d'ensemble est utilisée depuis les années 1990 (Bouttier et Buizza, 2018) pour fournir des probabilités d'événements mais aussi un éventail de scénarios météorologiques, dont la dispersion renseigne sur la prévisibilité des phénomènes simulés.

Elle est aujourd'hui devenue un outil clé pour la prévision météorologique et pour plusieurs applications (prévision des crues, gestion du réseau électrique, routage des avions par exemple).

SYSTEMES DE PREVISION OPERATIONNELS A METEO-FRANCE

Deux types de modèle sont généralement mis en œuvre : les modèles globaux, qui couvrent tout le globe, et les modèles régionaux (ou à aire limitée) couvrant seulement un domaine géographique restreint (typiquement un pays et son voisinage). Outre leur couverture géographique ces modèles diffèrent également par leurs grilles de calcul et leurs échéances. Les modèles régionaux utilisent des maillages plus fins et des échéances plus courtes que les modèles globaux et permettent ainsi de simuler plus précisément les phénomènes de petite échelle.

Météo-France développe et utilise un modèle global, ARPEGE, et un modèle régional, AROME, pour ses prévisions opérationnelles. Le modèle IFS du Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (CEPMMT) est également utilisé par les services de production de Météo France.

Météo-France réalise également des prévisions probabilistes, à partir de versions ensemblistes des modèles précités. On les note dans la suite ARPEGE-EPS, AROME-EPS et IFS-EPS. Ces modèles ont 35, 12 et 51 prévisions respectivement.

ILLUSTRATION DES PREVISIONS PROBABILISTES

Un exemple de prévision probabiliste de la température est représenté sur la figure 3 pour les systèmes AROME-EPS, ARPEGE-EPS et IFS-EPS (avec leurs échéances respectives de 2, 4 et 15 jours).

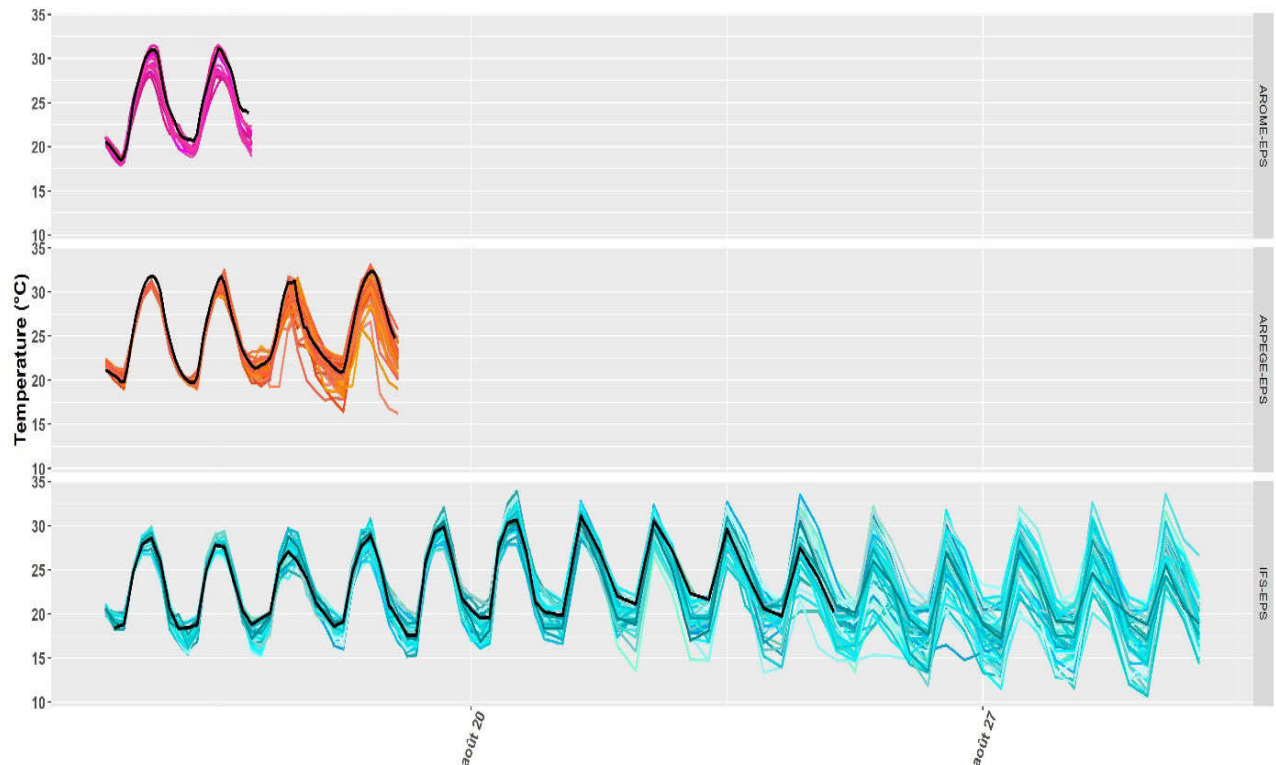


Figure 3 : Exemple de prévision ensembliste pour la température à partir des modèles AROME-EPS (haut), ARPEGE-EPS (milieu) et IFS-EPS (bas) ainsi que la prévision déterministe présentée en noir sur les trois modèles. Chaque courbe correspond à une prévision de l'ensemble. On remarque que la variabilité des scénarios augmente avec l'échéance, ce qui traduit une augmentation de l'incertitude.

Example of ensemble forecast for temperature from models AROME-EPS (top), ARPEGE-EPS (middle) and IFS-EPS (bottom) as well as the deterministic forecast presented with the black line on the three models. Each line corresponds to a forecast of the ensemble. It can be noticed that the variability of the scenarii increases with lead time, which reflects an increase of the uncertainty.

Cette information peut également être synthétisée sous la forme de distributions de probabilité (figure 4).

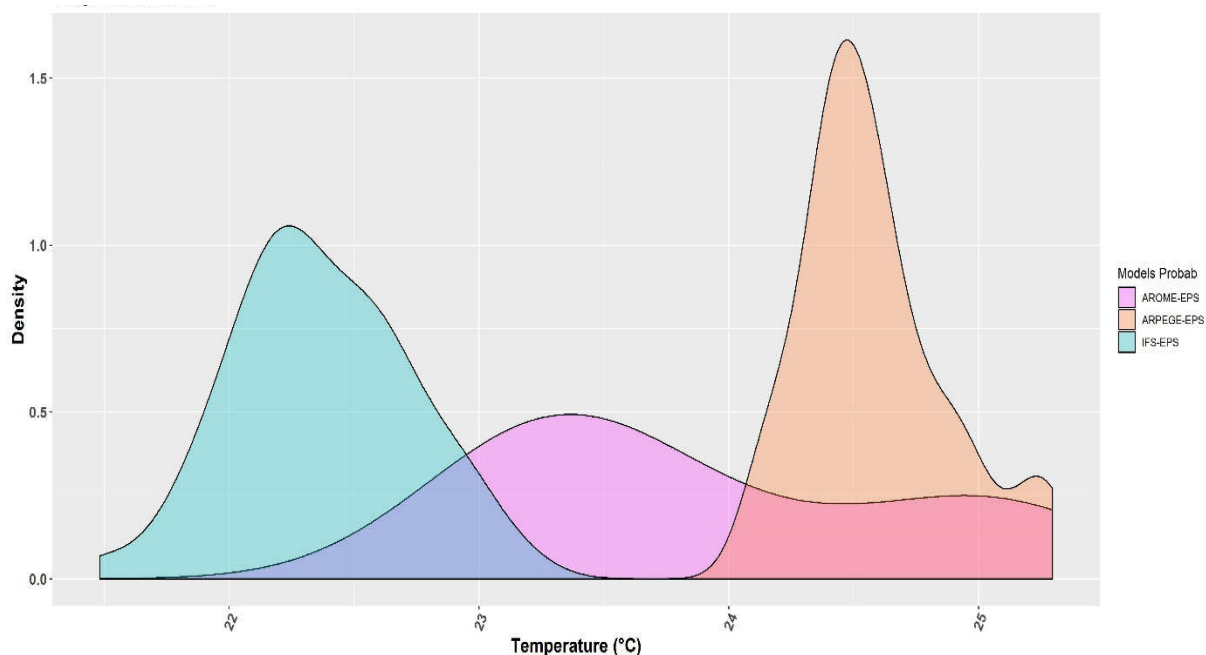


Figure 4 : Fonction de densité de probabilité des températures journalières moyennes aux échéances J+2 à Pic Saint Loup (34). Début des prévisions : 15/08/2018.
Probability density function of the average daily temperatures at lead times D + 2 in Pic Saint Loup (34). Initial time of the forecast: 15/08/2018.

La variabilité des scénarios météorologiques pourrait également être représentée via des histogrammes. La Figure 5 donne un exemple de cette représentation en prenant en compte le cumul quotidien de la pluie.

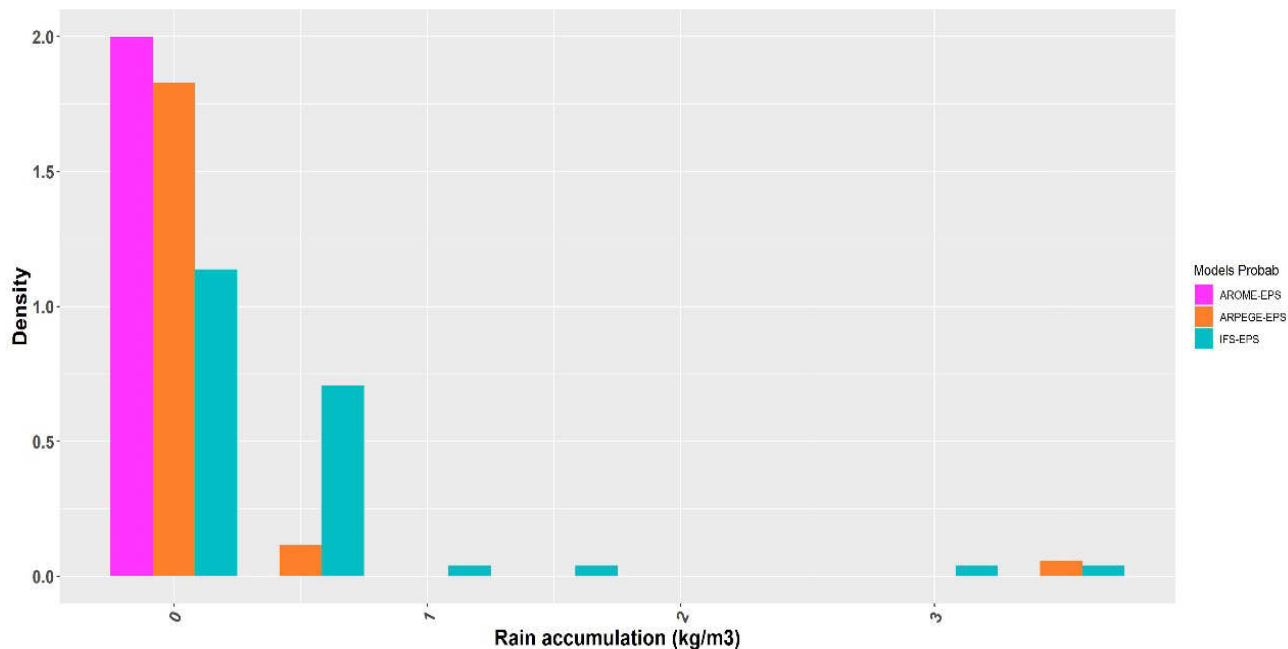


Figure 5 : Histogramme des précipitations journalières moyennes aux échéances J+2 à Pic Saint Loup (34). Début des prévisions : 06/09/2018.

Histogram of the average daily precipitation at maturity D + 2 in Pic Saint Loup. Initial time of the forecast : 06/09/2018.

RESULTATS

APPLICATION A LA PREVISION DES RISQUES DE MALADIE ET DE RAVAGEURS

Les prévisions météorologiques sont très souvent des données essentielles pour les modèles de dynamique de maladies et ravageurs utilisés dans les outils d'aide à la décision pour anticiper le déclenchement et le positionnement des traitements. Nous proposons d'illustrer le potentiel des prévisions météorologiques d'ensemble sur deux modèles utilisés de manière opérationnelle en protection des cultures : le ver de la grappe de vigne et la septoriose du blé. Il s'agit de propager au travers des modèles agronomiques les incertitudes météorologiques décrites par les trois systèmes de prévision d'ensemble présentés précédemment (Figure 6).

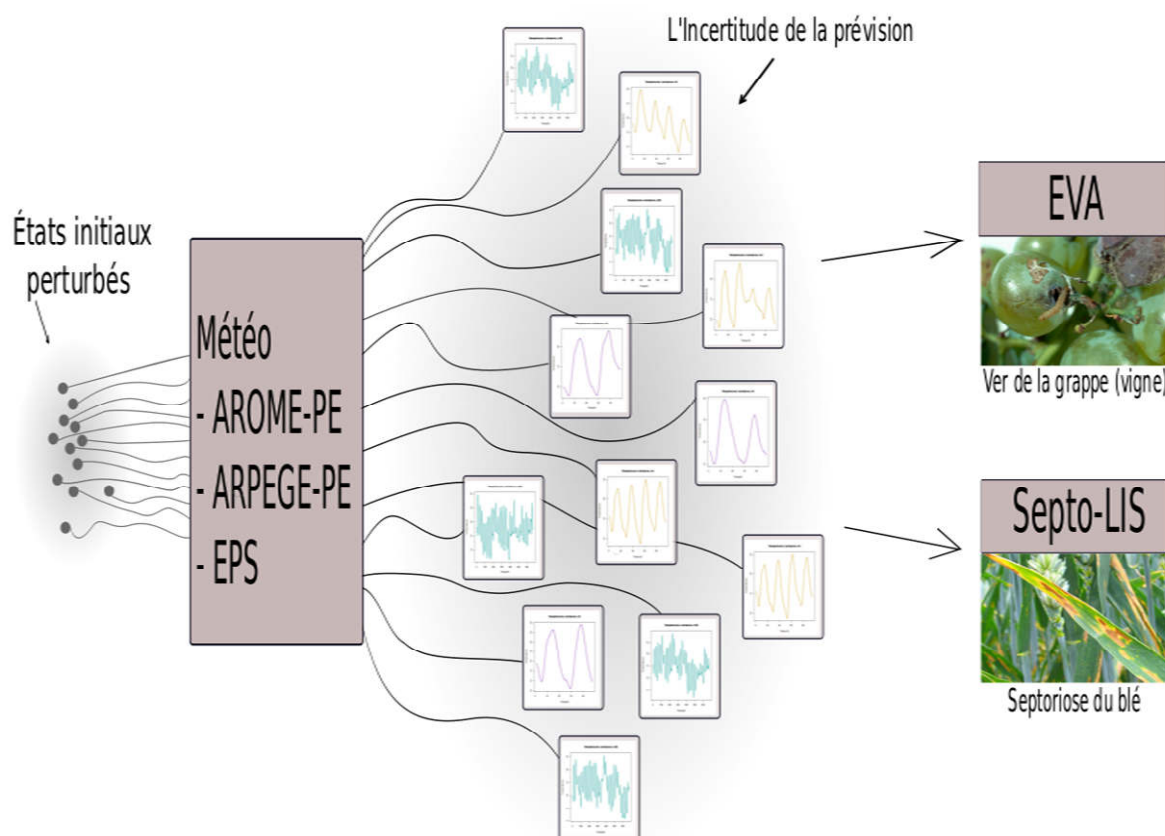


Figure 6 : Propagation des incertitudes des prévisions météorologiques pour prévoir les interventions en septoriose du blé et en ver de la grappe en vigne.
Propagation of the uncertainties of the weather forecasts to predict the interventions in septoria of wheat and worm of the grape in vine.

POSITIONNEMENT DES TRAITEMENTS DE LUTTE CONTRE LE VERS DE LA GRAPPE EN VIGNE.

Les vers de la grappe sont des insectes ravageurs de la vigne. Deux espèces de lépidoptères, la Cochylis (*Eupoecilia ambiguella*) et l'Eudémis (*Lobesia botrana*) pondent leurs œufs sur les inflorescences et les baies de raisin, dont les chenilles se nourrissent pour assurer leur développement, générant ainsi des dégâts quantitatifs et qualitatifs. L'insecte évolue en 4 stades au cours de son cycle : imagos, œufs, larves (L1, L2, L3, L4 et L5), chrysalides (Nymphe et Nymphe diapausante) et peut avoir plusieurs cycles de reproduction. De plus, le nombre de cycles est difficile à prévoir et est très dépendant des conditions météorologiques. Afin de lutter contre ces ravageurs, les viticulteurs disposent de plusieurs moyens de lutte : traitements phytosanitaires chimiques, outils de biocontrôle (trichogrammes et toxines de *Bacillus thuringiensis*) ou par confusion sexuelle.

Pour bien positionner le traitement, des modèles mathématiques sont utilisés en complément d'observations faites sur le terrain pour qualifier la présence effective du ravageur. Ainsi ces modèles estiment la dynamique des différents stades de la population des vers sur toute la saison. Dans le modèle EVA, utilisé ici sur l'Eudémis, le développement de l'insecte dépend uniquement de la température (Chavent, 1983), qui est renseignée de manière

horaire. Sur la 2^e et 3^e génération, le modèle est utilisé pour optimiser le positionnement des traitements phytosanitaires.

Sur la base du modèle existant et de ces seuils, pour la date donnée, nous avons ainsi utilisé les prévisions météorologiques d'ensemble des températures horaires fournies par les 3 systèmes (Figure 7 A). Pour cette simulation, nous avons utilisé les observations météorologiques disponibles jusqu'au 14 août 2018 compris puis les prévisions ensemblistes au-delà, pour réaliser la propagation des incertitudes météorologiques. Ainsi, en sortie, à chaque date de prévision plusieurs simulations du modèle EVA pour la proportion d'œufs sont obtenues (résumées ici sous la forme de boîtes à moustaches, Figure 7 B). La Figure 7A présente les prévisions déterministe et ensembliste de température journalière moyenne pour les 15 et 16 août 2018. La distribution de chaque prévision d'ensemble est représentée sous la forme de box plot. La Figure 7B présente les sorties d'EVA correspondantes, pour la proportion du stade œuf.

On passe ainsi d'une distribution de température à une distribution pour la population d'un stade. On voit également un lien entre la distribution des prévisions météorologiques en entrée et la distribution des prédictions agronomiques en sortie : le modèle météorologique ayant la plus grande incertitude conduit à la plus grande variabilité des sorties agronomiques sur ce cas.

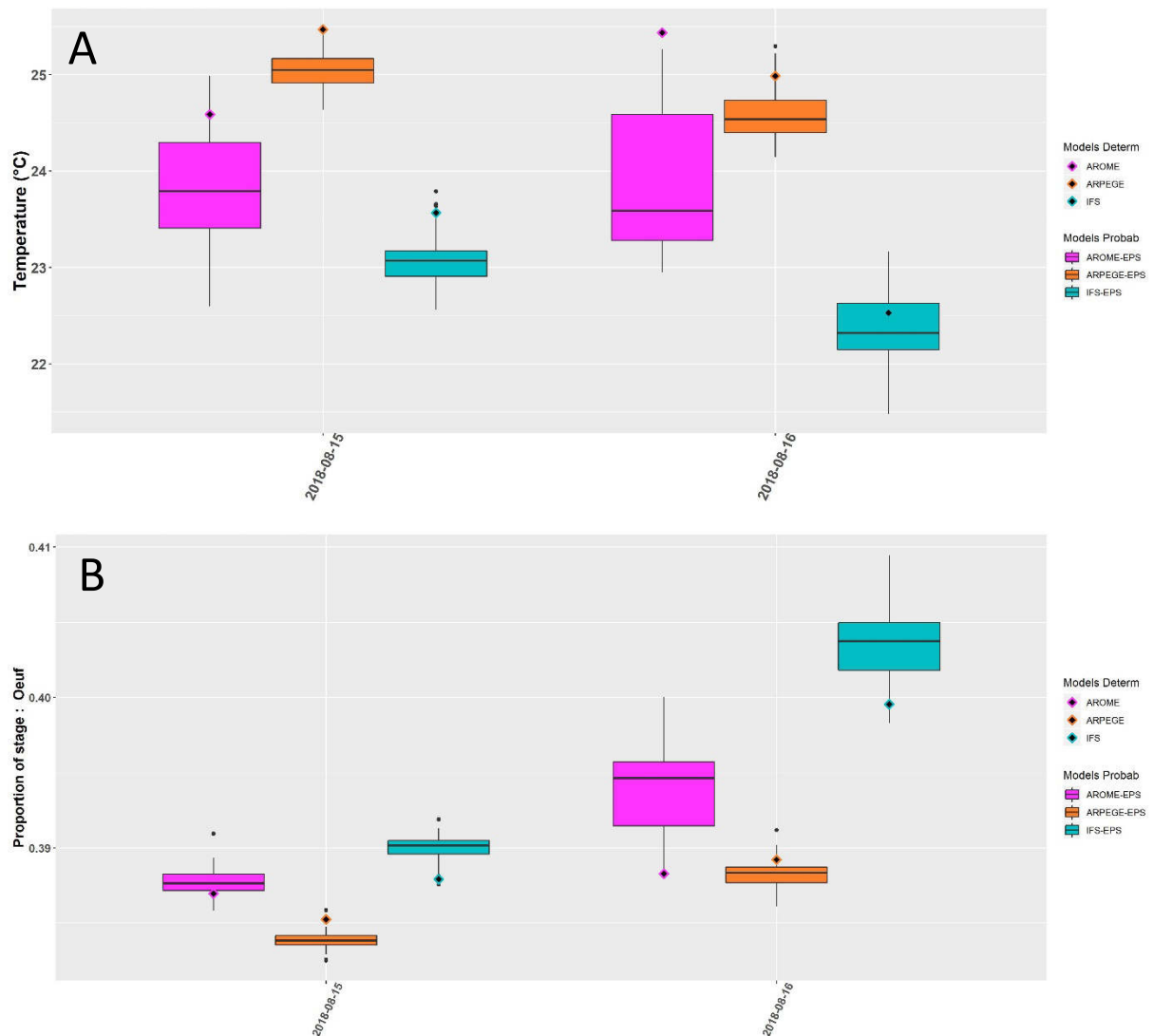


Figure 7 :

A. Prévisions météorologiques d'ensemble des températures moyennes fournies par les 3 systèmes pour les 15 et 16 août 2018, B. proportion d'œufs correspondante à Pic Saint Loup (34). Boxplot : modèles probabilistes, Point : modèles déterministes. Début des prévisions : 15/08/2018.

- A. Overall weather forecasts of average temperatures provided by the 3 systems for August 15 and 16, 2018, B. corresponding proportion of the stage egg in Pic Saint Loup. Boxplot : Probabilistic models, Point : Deterministic models. Initial time of the forecast 15/08/2018.

Sur le stade L4, en appliquant un seuil de décision de 2% (traitement chimiques) et 15% (biocontrôle) (Figure 8 A) nous obtenons alors une distribution des dates préconisées pour appliquer le traitement, au lieu d'une date unique. Avec le seuil de 2% l'incertitude est réduite (Figure 8B), alors que pour le seuil de 15% l'incertitude est plus grande (Figure 8 C). Cela est lié au fait que le seuil 15% est atteint avec des prévisions d'échéance plus longue, pour lesquelles l'incertitude est plus forte. Sur la Figure 8, nous avons utilisé les prévisions issues du modèle IFS-EPS pour la visualisation car son échéance est la plus lointaine. Les prévisions d'AROME-EPS et d'ARPEGE-EPS ne permettaient pas de franchir le seuil nécessaire.

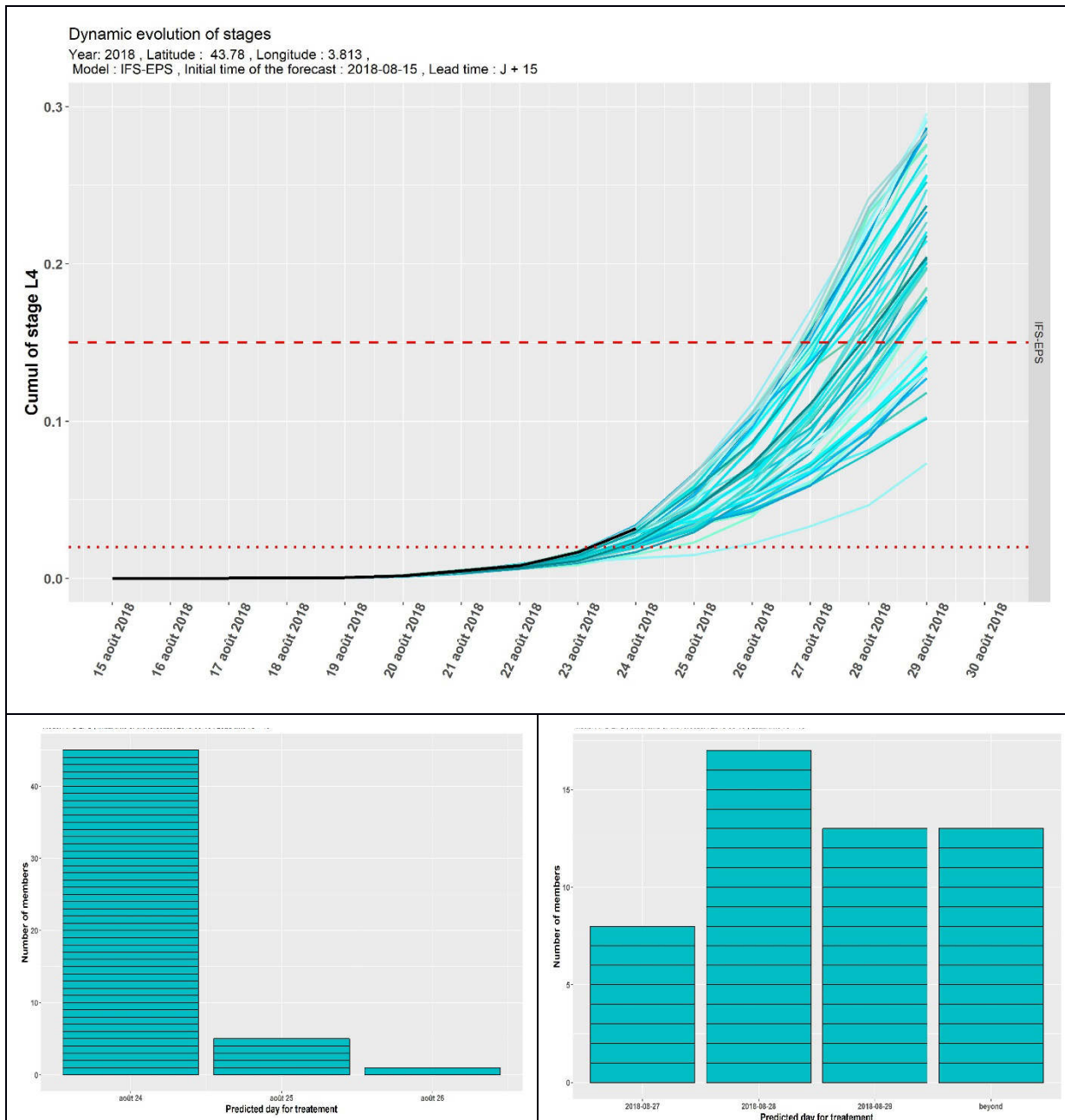


Figure 8 : A. Résultats des simulations d'ensemble pour le stade de larve L4 obtenus en utilisant des prévisions allant jusqu'à J+15 et franchissement du seuil de 2 % (ligne pointillée) et 15 % (ligne tiretée). B. Histogrammes des dates de déclenchement du traitement 2%. C. Histogrammes des dates de déclenchement du traitement de 15%.

A. All simulation results for the larval stage L4 obtained using forecasts up to D+15 and crossing the 2% threshold (dotted line) and 15% threshold (dashed line). B. Histograms of treatment initiation dates 2%. C. Histograms of treatment initiation dates 15%.

Sur la base de discussions avec des experts (IFV et INRA), les 2 seuils d'intérêt (2 et 15%) sont pertinents pour déclencher le positionnement du traitement sur le cumul d'œuf. Un traitement chimique doit être placé lorsque le cumul d'œufs atteint 2% ; un traitement de biocontrôle sera quant à lui positionné au seuil de 15% du cumul d'œufs en raison de la plus faible rémanence du produit. Néanmoins, nous illustrons ces résultats sur la base du stade larve 4 (Figure 8), faute de disponibilité des prévisions IFS-EPS pour des dates plus anciennes (travail en cours).

DECLENCHEMENT ET POSITIONNEMENT DU PREMIER TRAITEMENT DE LUTTE CONTRE LA SEPTORIOSE DU BLE.

La septoriose du blé est une maladie majeure en France. ARVALIS-Institut du végétal a développé un modèle épidémiologique de développement de la septoriose sur blé intégré à un outil, Septo-LIS®, permettant de positionner le 1er traitement contre cette maladie (Gouache et Couleaud, 2009). L'objectif est de protéger la surface verte des deux dernières feuilles. Ce premier traitement constitue ainsi un compromis entre l'attente de l'émergence de ces deux feuilles et le contrôle précoce de la maladie. Septo-LIS® décrit de manière couplée la dynamique de la maladie et celle de la plante. Il s'agit d'un modèle biologique décrivant notamment les contaminations reçues par les différents étages foliaires, en prenant en compte les entrées météorologiques journalières, notamment les précipitations et les températures. Une règle de décision basée sur la somme des contaminations des feuilles permet ensuite de prévoir la date de déclenchement du 1er traitement.

Nous avons procédé de manière similaire au modèle du ver de la grappe. Cependant, Septo-LIS® nécessite plusieurs entrées météorologiques, notamment la pluie, pour laquelle les prévisions sont souvent plus incertaines. De plus, le modèle se base sur des données météorologiques journalières contrairement au modèle EVA qui nécessite des données horaires.

Pour cette étude, nous avons utilisé les prévisions d'ARPEGE-EPS sur les quatre premiers jours et pour les jours suivants, la médiane des séries climatiques observées sur le site les années précédentes. En fait, nous n'avons pas à notre disposition les prévisions du modèle européen IFS-EPS sur 14 jours et nous n'avons pas procédé à des tirages aléatoires dans les séquences climatiques pour obtenir plus de variabilité afin de limiter nos temps de calcul.

Sur la figure 9, on observe la répartition des dates de traitement T1 obtenues par le modèle sur les 35 membres d'ARPEGE-EPS pour chaque date à partir des prévisions prises en compte.

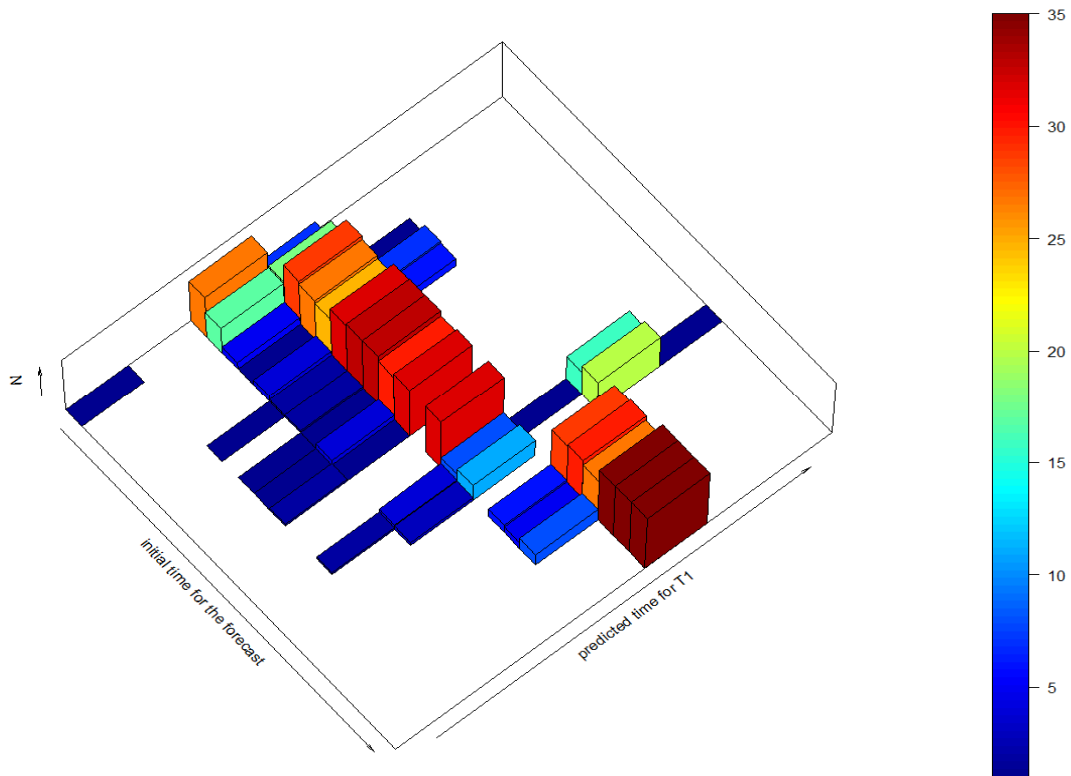


Figure 9 : Histogramme des dates T1 simulées par le modèle Septo-LIS® à partir de scénarios climatiques issus du modèle ARPEGE-EPS. En abscisse x, dates de début de prise en compte des prévisions du modèle ARPEGE-EPS (du 10/04 au 30/04) et en ordonnées y, dates simulées du traitement T1 (du 25/04 au 01/05).

Sur la figure 9, nous pouvons remarquer principalement 3 phases. Pendant la première (du 10/04 au 21/04), nous pouvons constater une dispersion des dates de prévision se concentrant toutefois vers la date du 28 avril. Du 25 avril au 30 avril, la dispersion est moindre et se concentre sur la date du 29 avril. Pendant la phase intermédiaire, la dispersion est beaucoup plus importante (dates T1 du 26 avril au 1^{er} mai). De ces premiers résultats, nous ne pouvons tirer que quelques conclusions partielles qui mériteront d'être affinées. L'utilisation de prévisions ensemblistes amène à une dispersion des dates T1 quel que soit la date de début de la prise en compte de ces ensembles mais cette dispersion est moindre quand on se rapproche de la date à prédire. La différence du maximum en la première phase et la dernière phase s'explique de notre point de vue par l'utilisation d'une prévision identique au-delà des 4 premiers jours. On peut remarquer toutefois qu'une dispersion subsiste même aux premières dates de l'expérience. Quant à la phase intermédiaire, il semble que les prévisions météorologiques ensemblistes soient assez variables conduisant à une grande variabilité des scénarios climatiques. Il pourrait s'agir d'une période de conditions météorologiques instables où les modèles ensemblistes rendent mieux compte de ces incertitudes. Afin d'affiner cette analyse, il faudrait reconduire cette étude soit avec les prévisions du modèle IFS-EPS, soit en générant de l'aléa sur la météo au-delà des 4 jours par des tirages aléatoires dans les archives météorologiques du site considéré.

DISCUSSION

Les prévisions d'ensemble en météorologie sont encore récentes et peu connues par le monde agricole. Pourtant, les conditions météorologiques sont déterminantes dans les dynamiques épidémiques et il existe de nombreux modèles utilisés comme outil d'aide à la décision mobilisant des données météorologiques. Aussi, il est important d'évaluer les apports de ces prévisions probabilistes dans le domaine de la protection des cultures.

Ici, nous nous sommes focalisés sur les prévisions météorologiques comme unique source d'incertitude dans l'utilisation de modèles d'aide à la décision, ce qui est une approximation forte. En effet, les modèles biologiques sont loin d'être parfaits et il s'agira également de prendre en compte leurs incertitudes, et éventuellement de combiner des observations en cours de saison pour corriger et réduire ces incertitudes (Brun *et al.*, 2012). Concernant les entrées météorologiques, il ne faudra pas négliger l'utilisation des informations issues de stations connectées chez les agriculteurs tout en gardant à l'esprit de potentielles incertitudes sur les données observées.

Ce passage à une approche probabiliste pourrait être intuitif pour le monde agricole, habitué à vivre avec ces aléas, consultant très fréquemment plusieurs sources de prévisions météorologiques pour prendre des décisions. Mais, l'information sur l'incertitude peut également pousser certains décideurs à se positionner trop précocement dès que le risque devient visible. Aussi, il sera nécessaire de les accompagner pour bien interpréter cette information plus riche. Il s'agira également de penser à l'ergonomie des sorties des modèles probabilistes pour qu'ils soient facilement interprétables.

Dans cet article nous présenterons des résultats préliminaires des travaux de la thèse en utilisant tous les scénarios météorologiques et en les couplant aux modèles agronomiques pour les simulations numériques. Nous précisons que la problématique principale de la thèse est de faire une stratégie de sélection/couplage de ces scénarios disponibles pour mieux représenter l'incertitude sur les sorties des modèles agronomiques tout en essayant de réduire le coût de calcul (travail en cours). Ces résultats pourront être généralisés à différentes situations climatiques et d'autres OAD.

REMERCIEMENTS

Ces travaux sont menés dans le cadre de la thèse d'Ivana Aleksovska "Améliorer les prévisions à court et moyen termes des modèles agronomiques en prenant mieux en compte l'incertitude des prévisions météorologiques", financée par l'institut de convergence DigitAg (Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence ANR-16-CONV-0004), le projet "METEOPREC - Les apports de la météo de précision au service des agriculteurs" (Casdar, AAP RT 2018), l'Acta, Arvalis et l'IFV via l'UMT SEVEN (Santé des Ecosystèmes Viticoles Economes en intraNts) et RMT Modélisation et Analyse de données.

BIBLIOGRAPHIE

Bouttier F. et R. Buizza. (2018). La prévision d'ensemble. *La Météorologie*, (100) :pp. 29_36.

Brun F., Makowski D. et Piraux F., 2012. Comment combiner réseau d'observations, expertise et modélisation pour élaborer le Bulletin de Santé du Végétal ? Actes AFPP CIMA - 10e conférence internationale sur les maladies des plantes tours 3, 4 et 5 décembre 2012.

Chavent F. Etude de la dynamique des populations d'Eudémis de la vigne (*Lobesia botrana* Den. et S hi.). Adaptation d'un modèle d'évolution aux conditions climatiques de Provence, Mémoire de fin d'étude. PhD thesis, E.N.S.S.A.A. Dijon, 1983.

Gouache D., Couleaud G. (2009). Le positionnement des traitements fongicides : enjeu pour la septoriose et intérêt du modèle « Septo-LIS® ». AFPP, 9ème Conférence Internationale sur les Maladies des Plantes, Tours, 8-9 décembre 2009. pp 455-461.

Lorenz Edward N. (1963). Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the atmospheric sciences*, 20(2):130-141.

Michel L., Decarrier A., Franche M., Bochu V., Benredjem K., Hugerot G., Simonneau D., Piraux F., Gourdain E., Veslot J., Makowski D., Brun F. (2015). Un outil d'analyse des dynamiques épidémiologiques pour le Bulletin de Santé du Végétal : application à la septoriose du blé. AFPP –Onzième Conférence Internationale sur les Maladies des Plantes. Tours – 7 au 9 décembre 2015.