

**Stage de Master 2 Biodiversité, Ecologie et Evolution, Parcours DynaMo  
à l'Université Grenoble Alpes, UFR de Chimie et Biologie**

Février-Août 2024

**Identification des facteurs qui modulent la cloque du pêcher  
et modélisation du risque d'infection**

Dorine BILLON



*Symptômes de la cloque du pêcher sur feuilles (gauche) et fruit (droite) © Photographies personnelles*

**Sous la direction de :**

Bénédicte QUILOT, Chercheuse et Directrice de l'unité GAFL

Morgane ROTH, Chercheuse unité GAFL

**Etablissement d'accueil :**

Unité de recherche GAFL, INRAE, Domaine St Maurice, BP 94, 84143 Montfavet Cedex

Equipe DADI (Diversité, Adaptation, Détermination et Intégration)

## Résumé

Les méthodes de culture modernes ont recours à l'utilisation de produits phytosanitaires en nombre pour lutter contre les maladies et ravageurs, qui sont coûteux financièrement et écologiquement et peuvent causer des problèmes de santé humaine. Les nouvelles politiques environnementales aspirent à limiter au maximum ce type de produits en agriculture. Les modèles prédictifs d'épidémiologie, ici de la cloque du pêcher, peuvent aider à définir les dates où un traitement est indispensable. Les conditions météorologiques auxquelles sont soumis les arbres pendant leur période de sensibilité, située autour de la période de débourrement foliaire, sont le facteur clé du déclenchement de l'infection. Nous avons développé un modèle linéaire mixte prédictif de l'intensité de cloque du pêcher en prenant en compte des variables météorologiques pertinentes pour lesquelles nous avons choisi des fenêtres d'effet et des seuils. Ce modèle a un satisfaisant pouvoir de prédiction avec un  $R^2$  de 0,68 et un RMSE de 2,02 estimés par cross-validation mais des améliorations sont envisagées pour améliorer sa qualité prédictive pour de nouveaux environnements. Nous avons également progressé sur la biologie du champignon *Taphrina deformans* responsable de cette maladie, en estimant la durée d'incubation à 120 degrés-jours minimum.

**Mots-clés** : Modèle prédictif, infection, *Prunus persica*, *Taphrina deformans*

## Abstract

Modern farming methods require the use of large amounts of plant protection products to fight against pests and diseases, which are costly both financially and ecologically, and can cause human health problems. New environmental policies aim to limit the use of this type of product in agriculture as much as possible. Disease prediction models, in the present study for peach leaf curl, can help to define the optimal dates for treatments. Weather conditions to which the trees are exposed during their period of susceptibility are the key factor in triggering infection. We have developed a linear mixed model that predicts the intensity of peach leaf curl depending on certain meteorological variables. The choice of effect windows and thresholds was an important step in this work. This model had good predictive power, with an  $R^2$  of 0.675 and an RMSE of 2.02 estimated by cross-validation, but improvements are planned to enhance its predictive quality for new environments. We also expanded our knowledge of the biology of the fungus *Taphrina deformans* responsible for this disease, in particular by estimating the incubation period to at least 120 degree-days.

**Key words** : Forecasting model, infection, *Prunus persica*, *Taphrina deformans*

## Table des matières

1. Introduction.....	p.4
2. Matériel et méthodes.....	p.6
2.1. <i>Les données utilisées pour la construction du modèle</i> .....	p.6
2.2. <i>Estimation de la durée de la période d'incubation</i> .....	p.7
2.3. <i>Fixation des seuils et fenêtres des variables météorologiques</i> .....	p.8
2.4. <i>Conception du modèle d'intensité de cloque</i> .....	p.8
2.5. <i>Optimisation des fenêtres et des seuils</i> .....	p.9
2.6. <i>Validation du modèle</i> .....	p.9
3. Résultats.....	p.10
3.1. <i>Sélection et optimisation du modèle statistique</i> .....	p.10
3.1.1. <i>Estimation des fenêtres d'effet des variables météorologiques</i> .....	p.10
3.1.2. <i>Sélection et optimisation du modèle prédictif</i> .....	p.12
3.1.3. <i>Validation du modèle</i> .....	p.13
3.2. <i>Qualité prédictive du modèle</i> .....	p.14
3.2.1. <i>Validation du modèle par station</i> .....	p.14
3.2.2. <i>Validations indépendantes du modèle par année et station</i> .....	p.15
3.2.3. <i>Comparaison avec le modèle existant</i> .....	p.17
3.3. <i>Durée d'incubation de Taphrina deformans</i> .....	p.19
4. Discussion.....	p.21
5. Remerciements.....	p.24
6. Bibliographie.....	p.25
7. Annexes.....	p.28

## Introduction

La pêche est l'une des plus importantes filières arboricoles fruitières, notamment en France (5e pays producteur européen en volume de fruits) où elle est le deuxième fruit le plus produit après la pomme. Elle représente 8% du volume de fruits produits avec plus de 230 000 tonnes de pêches en 2022 (chiffres de FranceAgrimer et FAOSTAT) pour environ 10 000 hectares cultivés (chiffre de FNPfruits). Le pêcher (*Prunus persica*) doit faire face à de multiples maladies et ravageurs dont principalement la cloque du pêcher, causée par le champignon phytopathogène *Taphrina deformans*, maladie s'attaquant principalement aux feuilles et largement répandue dans le monde (Tavares et al., 2004 ; Goldy et al., 2017 ; Moscatello et al., 2017).

L'épidémiologie de cette maladie reste encore peu connue. Elle est décrite comme monocyclique (un cycle par saison de croissance, Safran et Levy, 1995), cependant cette caractéristique pourrait être remise en cause par les observations récurrentes d'infections secondaires.

Le pathogène passe l'hiver à l'état saprophyte sous forme de spores dans les anfractuosités des parties pérennes de l'arbre, des bourgeons dormants ou encore dans les feuilles mortes au sol (Alexopoulos et al., 1997). Un inoculum est donc présent dans les vergers, plus ou moins important en fonction de l'intensité de la maladie les années précédentes. C'est à l'ouverture des bourgeons foliaires (débourrement), de janvier à mars, que l'hôte est le plus susceptible d'être infecté (Butassi et al., 2022) et reste sensible pendant une période de six (Safran et Levy, 1995) à neuf (Giosuè et al., 2000) semaines jusqu'à ce que les feuilles aient développé une cuticule plus mature (Rossi et al., 2007) à la fin de la différenciation tissulaire (Mix, 1935 ; Lorenz, 1976). Les conditions favorables au développement du champignon sont estimées à 3 mm de pluie (Giordani et al., 2023) pendant au moins 12,5 heures (Rossi et al., 2006) et une température idéalement comprise entre 7°C et 16°C (Rossi et al., 2006). En revanche, des infections ont également été observées à 3°C (Giosuè et al., 2000). *T. deformans* pénètre son hôte par les stomates ou directement en perçant la cuticule immature de la feuille (Bassi et al., 1984 ; Svetaz et al., 2017). Le mycélium prospère dans l'espace intercellulaire sous la cuticule et l'épiderme (Giordani et al., 2013) et détourne la machinerie cellulaire pour se procurer des nutriments (Bassi et al., 1984). Une intensification de la transpiration et une quasi absence de photosynthèse dans les feuilles infectées ont également été décrites (Moscatello et al., 2017). Suite à la pénétration du champignon dans les feuilles, la période théorique d'incubation (avant apparition des symptômes) est comprise entre deux et trois semaines (Giosuè et al 2000 ; Rossi et al., 2007). Sa durée peut varier en fonction de la température, avec un maximum limitant évalué à 19°C (Rossi et al., 2006 ; Giordani et al, 2023). Les premiers symptômes sur feuilles sont un ternissement puis une coloration jaune, vert pâle ou rouge (Fonseca and Rodrigues, 2011) et des boursoufflures dues à l'hyperplasie

(augmentation anormale du nombre de cellules) et l'hypertrophie (augmentation anormale du volume de l'organe) cellulaires (Mix 1935 ; Tsai et al., 2014) jusqu'à la nécrose et la chute prématurée des feuilles dès le milieu du printemps (Rossi et al., 2007). Ces symptômes foliaires seraient causés par la production d'indole-3-acétique (IAA, hormone végétale de la famille des auxines) par ce champignon (Yamada et al., 1990). Un arbre très infecté peut ne pas avoir les ressources suffisantes pour reformer à la fois son feuillage et produire une quantité normale de fruits de calibre correct (Safran et Levy, 1995). De plus, les fruits peuvent également être infectés, auquel cas ils présentent des symptômes similaires à ceux des feuilles et tombent prématurément (Rossi et al., 2007), occasionnant des pertes économiques pour les arboriculteurs (Giordani et al., 2013). Pour cette raison, les traitements contre cette maladie sont systématiques. Au fil des années, la succession d'épisodes de forte défoliation finit par affecter la capacité de l'arbre à résister au gel et à d'autres pathogènes et conduit à la mort prématurée de l'arbre (Pscheidt 1995).

La susceptibilité des arbres varie selon les cultivars mais aucune variété résistante n'est connue à ce jour (Roselli et al., 1997 ; Goldy et al., 2017 ; Butassi et al., 2022). Les produits phytosanitaires utilisés dans la lutte contre cette maladie sont uniquement préventifs (et non curatifs), et nécessitent plusieurs applications au cours de la saison pour être efficaces, généralement à la fin de l'automne et de l'hiver ainsi qu'avant la floraison pour les vergers les plus exposés (Giosuè et al. 2000 ; Thomidis et al. 2010). Ces applications répétées deviennent préoccupantes d'un point de vue environnemental et sanitaire (Goldy et al., 2017), la pêche affichant le second plus fort indice de fréquence de traitement parmi les fruitiers dans le pays (Chiffre d'Agreste 2021). En 2018, ce dernier s'élève à 21.2 dont plus de la moitié concerne les fongicides (11.9) dont du cuivre qui est un métal lourd qui s'accumule dans les sols.

Considérant ce problème, le Ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté alimentaire a lancé en 2015 le plan EcoPhyto qui a pour ambition de réduire l'utilisation des produits phytopharmaceutiques en agriculture.

Afin de répondre à ces objectifs, il devient nécessaire de mieux définir le déclenchement des traitements et d'ajuster plus précisément les dates stratégiques de pulvérisation des fongicides, c'est-à-dire juste avant le moment où les conditions météorologiques sont propices au développement de *T. deformans* pendant la période de sensibilité de son hôte. En effet, une application trop précoce ou tardive du traitement ne permet pas de réduire le développement de ce pathogène (Safran et Levy, 1995 ; Thomidis et al., 2010).

Un premier modèle prévisionnel estimant le risque d'infection journalier en fonction de la température de l'air, des précipitations, du cultivar, du stade phénologique de l'hôte et du niveau d'inoculum a été développé en Israël il y a près de 30 ans (Safran et Levy, 1995). Bien que prometteur, ce dernier ne s'est pas montré assez performant pour être utilisé par des professionnels

( $R^2=0,6$ ). Ce modèle a été repris afin d'être adapté à des climats plus froids en hiver, d'abord en Italie (Giosuè et al., 2000) puis en Grèce (Thomidis et al. 2010). Ces trois versions ont été construites avec des données de terrain récoltées sur 2 à 3 années de suivi. Dans ce contexte, nous proposons de construire un modèle prédictif du risque d'infection par *Taphrina deformans* dans les vergers des différents bassins de production de France basé sur des données de suivi récoltées sur 11 années (2013-2024) en testant une plus large gamme de variables météorologiques.

L'objectif principal est de développer un outil d'aide à la décision d'application de traitements phytosanitaires. Par ailleurs, les données mobilisées vont mener à une meilleure caractérisation des variétés et de leur comportement face à ce champignon par la prise en compte d'un niveau de risque sanitaire, permettant ainsi de mieux interpréter les observations de sensibilité.

En parallèle, la durée de la période d'incubation sera estimée afin d'affiner la compréhension biologique de ce phytopathogène et de prédire la date d'apparition des symptômes.

## **Matériel et méthodes**

### *Les données utilisées pour la construction du modèle*

La construction du modèle nécessite des données phénologiques des variétés liées directement à la maladie étudiée ainsi que les données météorologiques de la période de risque sur chaque site.

Des observations multi-site et multi-année de la date de débourrement végétatif (dit "pointe verte") des arbres et de l'intensité de cloque du pêcher sont réalisées depuis 2013 dans des vergers du Centre Technique Interprofessionnel des Fruits et Légumes (CTIFL) de Balandran ainsi que dans les stations expérimentales de la SEFRA (Drôme), SudExpé (Gard) et SICA Centrex (Pyrénées-Orientales). Une grande diversité génétique est plantée dans ces parcelles comptant au total 75 variétés de pêchers. Des notes entre 0 et 10 en fonction du niveau de symptômes visibles (Tableau 1) sont attribuées à chaque arbre bimensuellement à partir de l'apparition des symptômes (entre mars et juin) et le maximum observé chaque année est retenu pour chaque arbre. La date de débourrement des bourgeons végétatifs est également évaluée pour chaque variété. Ce suivi collaboratif a permis de récolter plus de 7 600 observations sur 11 années.

Les relevés météorologiques des stations expérimentales et des bases de données CLIMATIK (stations météo INRAE située sur place ou à proximité des stations expérimentales) et SAFRAN par SICLIMA (appartenant à Météo France) donnent accès à un large panel de variables. Au total, c'est une vingtaine de variables, portant notamment sur l'évapotranspiration, l'humidité, la température, les précipitations et le vent qui ont été testées dans les analyses (Annexe 1).

Note	% de feuilles attaquées
0	0 %
1	1 à 10 %
2	11 à 20 %
3	21 à 30 %
4	31 à 40 %
5	41 à 50 %
6	51 à 60 %
7	61 à 70 %
8	71 à 80 %
9	81 à 90 %
10	> 90 %

*Tableau 1 - Grille d'évaluation des dégâts cloque pour le suivi sur pêcher*

#### *Estimation de la durée de la période d'incubation*

L'objectif est de définir une somme de températures (exprimée en nombre de degrés-jours) nécessaires à *Taphrina deformans* pour accomplir son incubation. Pour cela, des données de suivi phénologique d'une core collection pêcher plantée à la Sefra et à Torreilles ont été mobilisées ainsi que des données de manipulation de pêchers en pots à Gotheron.

Pour les deux premiers lieux, la date d'infection étant inconnue, c'est celle du débourrement des arbres qui a été retenue. Pour chaque variété, la date des premiers symptômes retenue est quant à elle celle de la première observation du suivi de cloque de l'année à laquelle la note dépasse 0/10 pour au moins un arbre. Les autres arbres de la variété encore sains à cette date sont retirés du jeu de données.

Les manipulations à Gotheron consistent à sortir des plants de pêchers (variété Najireine, stockés au frigo à  $3 \pm 2^\circ\text{C}$  avec éclairage 8h00-16h30) en vergers, à proximité de pêchers contaminés, quand des pluies sont prévues. On a ainsi accès à 7 séries pour l'année 2024. Ces arbres sont exposés entre un et trois jours, selon les précipitations réelles, avant d'être rentrés sous conditions favorables au développement de la maladie. La date d'apparition des premiers symptômes est par la suite notée. Cette manipulation permet d'avoir une date d'infection plus précise pour l'étude de l'incubation. La somme des degrés-jours (SDJ) entre infection et premiers symptômes est calculée pour chaque individu selon la formule suivante :

$$\text{SDJ} = \sum (\text{Tmoyenne} - \text{Tbase})$$

Avec :

Tmoyenne : Température moyenne de chaque journée, calculée  $(\text{Tmax} - \text{Tmin})/2$

Tbase = 3°C pour *Taphrina deformans* (Giosuè et al., 2000 ; Rossi et al., 2007)

### *Fixation des seuils et fenêtres des variables météorologiques*

Les seuils des variables climatiques définissant des fourchettes de valeurs permettant l'infection par le champignon ont été définis selon la littérature lorsqu'ils étaient disponibles. Ainsi, le seuil de température minimale est de 3°C et celui de la température maximale est 16°C, les durées d'humidité ont un seuil de 12.5 heures minimum, celui de la hauteur des précipitations est de 3 mm minimum et celui des humidités moyenne et relative sont fixés à 90%. Dans le cas contraire, ils ont été fixés par défaut à partir des données entre les mois de décembre et mai comme étant le quantile 95% de la distribution observée (Annexe 1).

À partir de ces seuils, et pour chacune des 22 variables recueillies, les courbes d'intensité d'évènements où le seuil a été dépassé selon la note des arbres à chaque date autour de la date de débourrement sur un intervalle de [-100 ; +150] jours sont tracées. Ces graphiques permettent de définir visuellement la fenêtre d'effet de chacune des variables, bornée sur la période où les conditions ont été bien distinctes entre les arbres malades et les arbres sains.

Il est à noter que dans le cas de la température maximale journalière, il s'agit du seuil maximal limitant l'infection. Dans ce seul cas, il s'agira d'évènements où cette variable n'aura pas dépassé son seuil.

### *Conception du modèle de prédiction d'intensité de cloque*

Le modèle de prédiction est construit sous la forme d'un modèle linéaire mixte, permettant d'ajouter des effets aléatoires aux effets fixes. La variable à expliquer est la note de cloque attribuée, représentative de l'intensité des symptômes de la maladie sur un arbre donné.

Les effets fixes testés sont le nombre de jours cumulés durant lesquels chaque variable météorologique a dépassé son seuil pour chaque arbre pendant sa fenêtre d'effet autour de la date de débourrement de ce dernier.

Les effets aléatoires testés sont le lieu de plantation, la période de débourrement (précoce, standard ou tardive), la moyenne de note du verger l'année précédente, la catégorie de pression du pathogène dans cette dernière (faible, moyenne, élevée) et la catégorie de sensibilité variétale. Cette dernière est déterminée en fonction de leur note d'infection moyenne pondérée par l'intensité de maladie annuelle par station. Elles sont classées selon les catégories "très tolérante", "tolérante", "peu sensible" et "sensible". Les variétés les plus tolérantes (Bénédicté, Royal Maid et Nectar Dream) ne sont pas retenues pour la création du modèle, afin de ne pas confondre les effets des variables météorologiques avec les effets génétiques.

Ces effets fixes et aléatoires servent à générer tous les modèles linéaires mixtes de prédiction de la note de cloque possible en testant entre un et quatre facteurs en effets fixes, en respectant un seuil maximal de corrélation entre les variables fixé à 0,5, et en retenant entre un et deux effets aléatoires.

Des modèles avec cinq effets fixes ont été également testés, cependant les temps de calcul étaient significativement allongés pour des résultats très semblables aux modèles à quatre effets fixes. De plus, le cinquième effet fixe ajouté n'avait généralement pas de t-valeur significative dans le modèle.

Pour chaque modèle généré sont calculés le critère d'information d'Akaike (AIC), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ainsi que le coefficient de détermination ( $R^2$ ). Le modèle présentant la valeur d'AIC la plus faible est sélectionné. Les deux autres critères servent respectivement à estimer de combien de classe en moyenne le modèle se trompe dans l'estimation de la note de cloque et à connaître le pourcentage de variation de cette dernière expliqué par le modèle.

#### *Optimisation des fenêtres et des seuils*

Le modèle sélectionné est composé de quatre variables météorologiques en effets fixes pour lesquelles les seuils et fenêtres d'effet sont ensuite optimisés. Pour chacune d'entre elles, les AIC du modèle sont comparés en testant des bornes de fin des fenêtres comprises entre 0 et + 25 jours après la date de débourrement par intervalle de 5 jours. La borne de fin des fenêtres est celle qui minimise l'AIC du modèle.

De même, des seuils entre 30% et 200% de la valeur initialement fixés sont testés à intervalle de 10%.

#### *Validation du modèle*

Une validation croisée est réalisée 100 fois sur le modèle final, avec à chaque validation 80% du jeu de données choisi aléatoirement pour réaliser l'apprentissage. La précision du modèle est évaluée sur les 20% restants à l'aide d'une matrice de confusion entre notes réelles et notes prédites.

La qualité prédictive du modèle est réalisée sur un jeu de données indépendant, n'ayant pas servi à sa construction. Tour à tour, les données de chaque combinaison site x année sont retirées du pool de données, le modèle est calibré sur le pool d'entraînement restant, puis les notes de cloque sont prédites pour les données du site et de l'année mises de côté.

Enfin, le modèle déjà existant publié par Thomidis et al. (2010) est appliqué à nos données afin d'en comparer les prédictions avec celles de notre modèle.

## **Résultats**

### *Sélection et optimisation du modèle statistique*

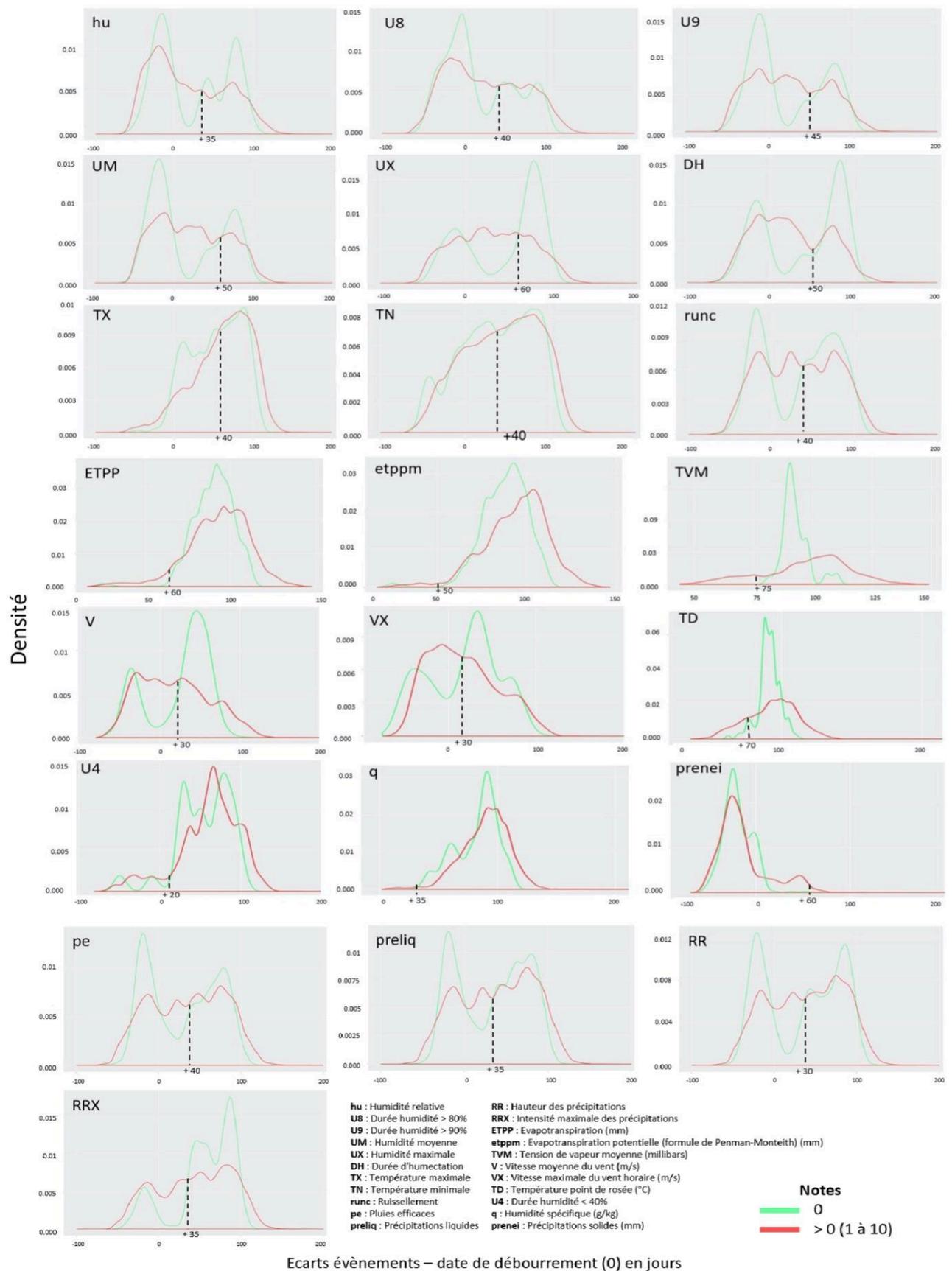
#### Estimation des fenêtres d'effet des variables météorologiques

Les fenêtres d'effet de chacune des variables météorologiques ont été choisies par comparaison des profils des arbres sains et ceux infectés (Figure 1). Pour chacune d'entre elles, la densité d'événements quotidiens dépassant le seuil fixé est représentée sur un intervalle de - 100 à + 150 jours autour de la date de débourrement pour les arbres restés sains (notes = 0/10, en vert) et ceux qui ont été infectés (note > 0/10, en rouge).

Pour tenir compte du fait que le suivi du débourrement des arbres n'est réalisé qu'une fois par semaine, le début de la fenêtre d'effet est fixé à 7 jours avant la date de débourrement observée.

Pour la majorité des variables, on observe qu'autour de la date de débourrement la densité d'arbres ayant dépassé le seuil fixé est plus importante pour les infectés (rouges) que les sains (verts). On considère alors que c'est dans cette zone temporelle que se trouvent les conditions météo ayant permis l'infection. La fin de la fenêtre d'effet est définie comme la date en jour julien où les courbes des arbres sains et infectés se rejoignent (Figure 1, tirets noirs) (Annexe 1). Ainsi au-delà de cette date, le critère de dépassement du seuil de la variable ne permet plus de discriminer les arbres selon leur statut sanitaire et n'a plus d'intérêt pour le modèle prédictif. Par exemple, pour l'humidité moyenne journalière (UM), au-delà de 50 jours après la date de débourrement, les courbes des arbres sains et infectés se rejoignent et l'UM n'est plus discriminante.

A partir de ces fenêtres d'effets, le nombre de jours où chaque variable a dépassé son seuil est calculé pour chaque arbre à partir de sa date de débourrement (chaque année sur chaque site). Ces nombres de jours sont les effets fixes utilisés pour construire tous les modèles linéaires mixtes possibles ayant entre un et quatre effets fixes.



*Figure 1 - Graphiques de distribution des variables météorologiques au cours du temps pour la détermination des fenêtres d'effet des variables météorologiques. "Notes" correspond aux notes de cloque attribuées aux arbres*

### Sélection du modèle et optimisation des fenêtres et seuils

La comparaison des AIC entre tous les modèles générés a mené à la sélection du modèle qui prédit la note de cloque du pêcher en fonction de quatre variables météo en effets fixes, une interaction entre deux de ces termes, et deux effets aléatoires, dont la formule est la suivante :

$$Note_{i,j,k} = \beta_0 + \beta_1 DH_{i,j,k} + \beta_2 TN_{i,j,k} + \beta_3 UM_{i,j,k} + \beta_4 V_{i,j,k} + \beta_5 UM_{i,j,k} \times TN_{i,j,k} + u_{j[i]} + \varepsilon_{i,j,k}$$

$Note_{i,j,k}$  : la note observée pour la  $k$ -ème observation de la  $j$ -ème catégorie de débourrement ayant la  $i$ -ème note moyenne du verger l'année précédente.

$i$  : indice de la moyenne de note de cloque du verger l'année précédente

$j$  : indice de la catégorie de débourrement de l'arbre

$k$  : indice de l'observation

$\beta_0$  : intercept (ou ordonnée à l'origine) du modèle, il s'agit de la valeur théorique de la note lorsque toutes les variables à effet fixe du modèle ont pour valeur zéro.

$DH_{i,j,k}$ ,  $TN_{i,j,k}$ ,  $UM_{i,j,k}$ ,  $V_{i,j,k}$  : les valeurs des variables explicatives, i.e. le nombre de jours où le seuil a été dépassé pendant la fenêtre d'effet respectivement pour la durée d'humectation (DH), la température minimale journalière (TN), l'humidité moyenne journalière (UM) et la vitesse du vent (V) pour la  $k$ -ème observation de la  $j$ -ème catégorie de débourrement ayant la  $i$ -ème note moyenne du verger l'année précédente.

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$  : coefficients associés aux variables à effet fixe (respectivement DH, TN, UM, V et l'interaction entre UM et TN)

$u_{j[i]}$  : effet aléatoire de la  $j$ -ème catégorie de débourrement ayant la  $i$ -ème note moyenne du verger l'année précédente.

$\varepsilon_{i,j,k}$  : terme d'erreur résiduelle pour la  $k$ -ème observation de la  $j$ -ème catégorie de débourrement ayant la  $i$ -ème note moyenne du verger l'année précédente.

Les effets fixes sont le nombre de jours où le seuil a été dépassé pendant la fenêtre d'effet pour la durée d'humectation (DH), la température minimale journalière (TN), l'humidité moyenne journalière (UM) et la vitesse du vent (V). Il existe également une interaction significative entre le terme d'humidité et celui de température, les autres interactions possibles entre les variables d'effets fixes n'étaient pas significatives (pour un risque  $\alpha$  de 5%). L'effet aléatoire retenus contient deux facteurs qui sont la catégorie du débourrement (précoce, standard ou tardif) et la moyenne de note de cloque dans le verger l'année précédente (relative à la présence d'un

inoculum), dont les niveaux du premier facteur varient dans les niveaux du second. Après la sélection du modèle, les seuils et fenêtres des effets fixes ont été optimisés (Tableau 2).

Finalement, les quatre variables météo ont les mêmes bornes de début et de fin pour leur fenêtre d'effet fixées de - 7 à + 25 jours autour de la date de débourrement. Les seuils optimisés sont respectivement plus faibles pour l'humidité et la température et plus élevés pour la durée d'humectation et la vitesse du vent que le seuil pré-optimisation (Tableau 2).

Variable	Seuil optimisé	Fenêtre optimisée
DH	22,5 H	-7 ; +25
UM	81 %	-7 ; +25
TN	2,10 °C	-7 ; +25
V	8,32 m/s	-7 ; +25

*Tableau 2 - Fenêtres et seuils optimisés du modèle*

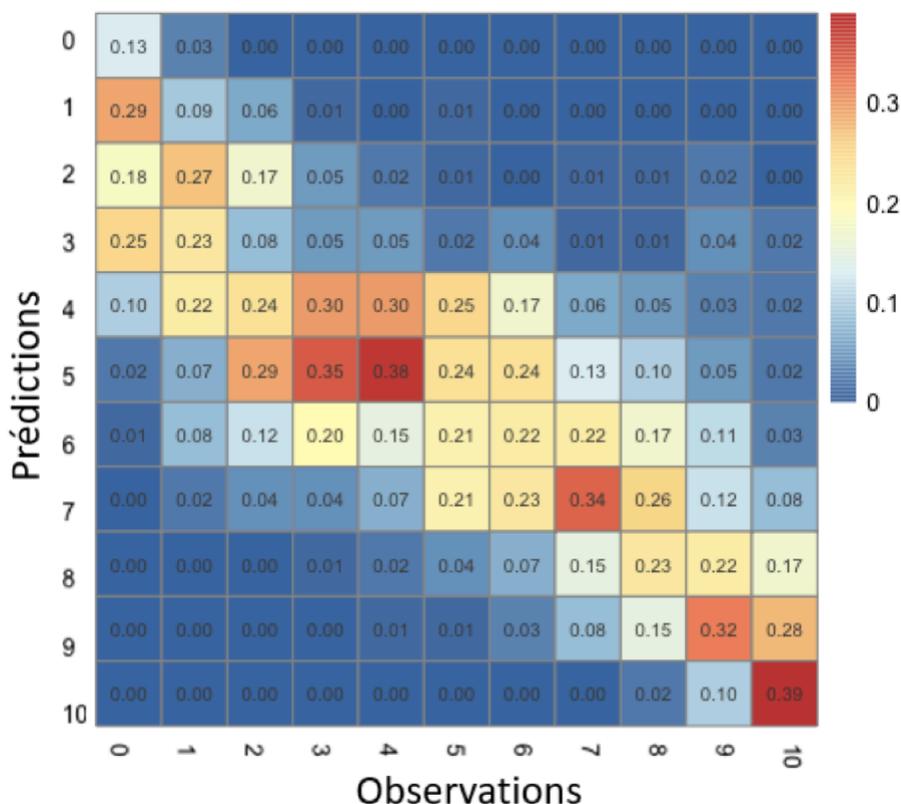
### Validation du modèle

Une validation croisée est réalisée 100 fois avec à chaque fois 80 % des données en entraînement et 20 % en données test avec le modèle sélectionné. Les coefficients présentés dans le tableau 3 sont ceux obtenus à l'issue de la validation croisée. Ceux-ci nous donnent des indications concernant l'impact des variables sur la note de cloque. Comme attendu, les variables liées à l'humidité (DH et UM) et la température minimale ont des coefficients positifs. Cela est en accord avec les différentes études relatives aux conditions de développement de *Taphrina deformans*. C'est l'interaction entre l'humidité moyenne et la température minimale qui présente le coefficient le plus élevé. Enfin, avec un coefficient négatif, le vent aurait un impact négatif sur le développement de ce champignon. En effet, on peut imaginer qu'au-delà de son seuil ce dernier a un pouvoir asséchant des surfaces foliaires.

Variable	Coefficients	Erreur standard	t valeur
(Intercept)	6,936	0,325	< 2 e-16 ***
DH	0,464	0,043	< 2 e-16 ***
UM	0,221	0,046	1,41 e-06 ***
TN	0,329	0,046	8,65 e-13 ***
V	-0,498	0,0428	< 2 e-16 ***
UM:TN	0,807	0,0428	< 2 e-16 ***

*Tableau 3 - Coefficients des variables à effet fixe du modèle*

Ce modèle présente un coefficient de détermination ( $R^2$ ) relativement bon à 0,68 et une racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de 2,02, correspondant à environ 20% d'erreur d'estimation de la quantité de symptômes (Tableau 1). Les prédictions du modèle semblent proches des notes observées à travers l'échelle de notation (Figure 2), avec néanmoins une tendance à la surestimation de la note dans les classes basses.



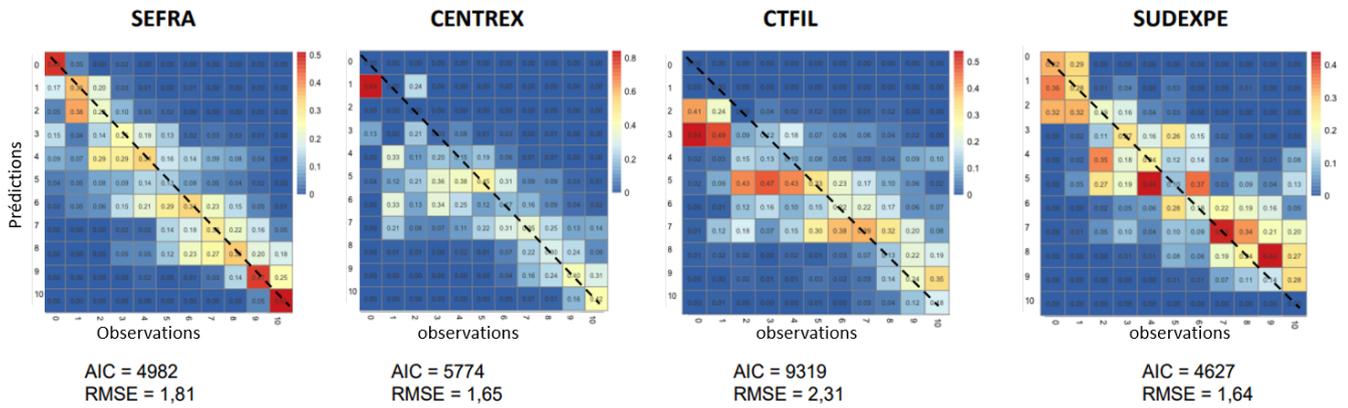
*Figure 2 - Heatmap permettant une comparaison entre les notes observées et celles prédites par le modèle*

Les chiffres à l'intérieur des cases correspondent aux proportions par colonne (notes observées).

### *Qualité prédictive du modèle*

#### Validation du modèle par station

Le modèle a ensuite été utilisé pour prédire les notes de chaque station prise séparément (Figure 3). On observe que les précisions des prédictions diffèrent selon les stations. Visuellement, le modèle semble plus adapté aux sites de la Sefra et de Sudexpe. La valeur de RMSE pour la Centrex (1,65) reste néanmoins très satisfaisante. D'après ces résultats, les surestimations de la note 0 sont majoritairement dues aux données du CTIFL et dans une moindre mesure de la Centrex. Après analyses supplémentaires, les surestimations pour le CTIFL se retrouvent surtout sur l'année 2014 qui était aussi la première année de suivi des arbres sur ce site.



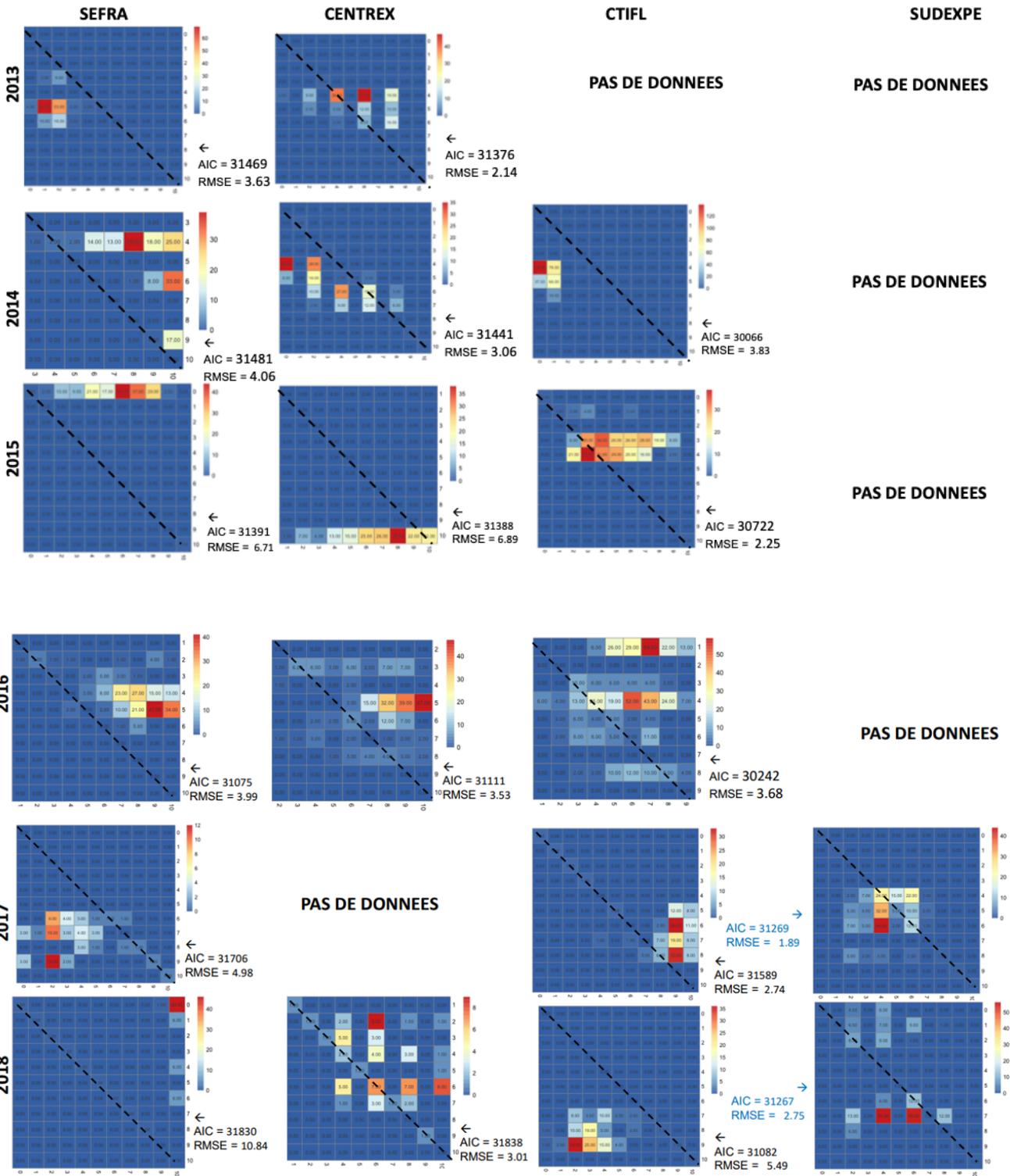
*Figure 3 - Heatmap de validation du modèle sélectionné indépendamment pour chaque station*

(Les chiffres sont les proportions de notes observées par colonne)

### Validations indépendantes du modèle par année et station

Le modèle est maintenant utilisé pour prédire les notes d'un nouveau site à partir de la calibration réalisée sur les données des 3 autres sites (données d'entraînement) et de même pour prédire une nouvelle année à partir de la calibration réalisée sur les données des autres années (données d'entraînement). La qualité prédictive du modèle est ainsi testée pour prédire les notes de chaque site et chaque année après avoir tour à tour retirées les données servant à la construction du modèle (Figure 4).

On observe de nettes différences d'estimation selon les sites et les années (RMSE compris entre 1,42 pour Centrex 2024 et 10,84 pour Sefra 2024), avec quelques cas extrêmes pour lesquels le modèle surestime ou sous-estime complètement l'intensité de la maladie sur les arbres (Centrex 2015, Sefra 2015 et Sefra 2018). Les conditions météorologiques de ces cas seraient donc intéressantes à analyser en détail.



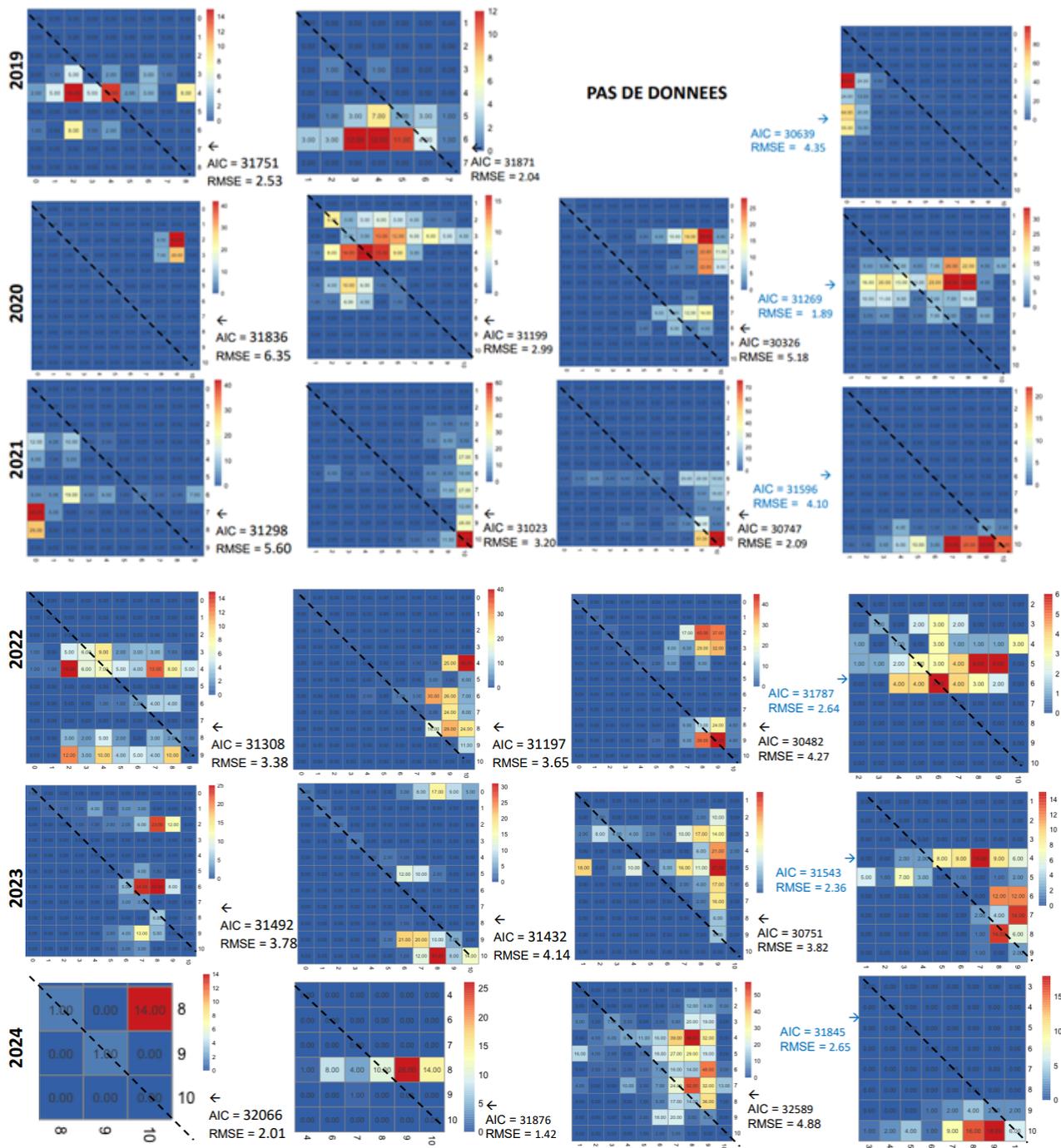


Figure 4 - Heatmaps de validation du modèle sélectionné sur chaque site et chaque année (Les chiffres sont en nombre d'observations par case)

Comparaison avec le modèle existant (Thomidis et al., 2010)

Le modèle prédictif de la cloque du pêcher de Thomidis et al, (2010) a été utilisé pour prédire les données observées et ainsi comparer sa performance avec celle de notre modèle (Figure 5). Le modèle déjà publié obtient un moins bon RMSE (3,64) sur nos données que le modèle sélectionné ici (2,02) en validation croisée. Ce modèle semble relativement mal prédire les notes de maladie à partir de nos données, en surestimant en particulier les notes de 0 à 7. Cette mauvaise performance

n'est pas très surprenante. En effet, tout d'abord, les échelles de notations des symptômes étaient sensiblement différentes. Ensuite, notre modèle est linéaire contrairement à celui publié qui est multiplicatif, et combine des seuils et des courbes de réponse aux variables météorologiques exprimées sous forme de fonctions de risque. Ainsi, le risque prédit a pour valeur 0 si l'arbre n'est pas en période de sensibilité (à partir du débourrement et au-delà de 40 jours après cette date), si la durée d'humectation est inférieure à 12,5 heures ou si la température dépasse 16°C. Dans les autres cas, la valeur de risque de maladie est calculée selon l'équation suivante :

$$Risk_i = Risk(Ph_i) \times Risk(LW_i) \times Risk(T_i) \times 100$$

$i$  : indice de l'observation

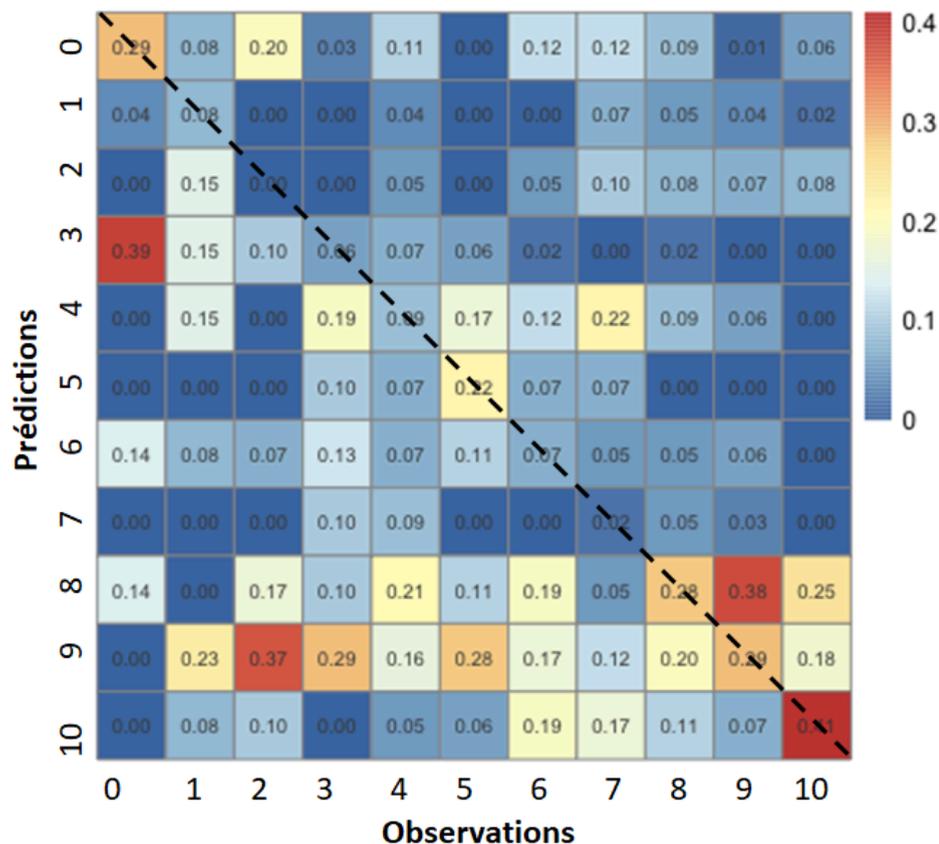
$Risk_i$  : le risque d'infection

$Risk(Ph_i)$  : le risque lié au stade phénologique de l'arbre qui vaut 0 hors période de sensibilité et 1 entre le débourrement et jusqu'à 40 jours après cette date.

$Risk(LW_i)$  : le risque lié à la durée d'humectation des feuilles qui vaut 0 lorsqu'elle est inférieure à 12,5 heures et dans le cas contraire vaut  $1/[1 + \exp(6,49 - 0,28LW_i)]$ .

$Risk(T_i)$  : le risque lié à la température qui vaut 0 lorsqu'elle est strictement supérieure à 16°C et dans le cas contraire vaut  $1/[1 + \exp(-15,32 + 1,39T_i)]$ .

Enfin, ce modèle a été établi à partir de données récoltées en Grèce, et les climats peuvent être sensiblement différents entre la Grèce et la France. Tout cela peut expliquer la moins bonne performance du modèle sur nos données.



*Figures 5 - Heatmap de la prédiction de nos données avec le modèle de Thomidis et al. (2010)*  
 (Les chiffres sont en proportion par colonne)

#### *Durée d'incubation de Taphrina deformans*

Cette estimation a été réalisée sur un échantillon de 1 025 individus de la core collection plantés en 2 exemplaires à Torreilles et à la Sefra, observés en 2023, et 7 individus issus de l'expérimentation à Gotheron en 2024 (Figure 6).

En l'absence de stress, le développement d'un pathogène, comme la croissance d'une plante, sont d'autant plus importants les jours où la température est élevée. Dans une fourchette entre température de base (en-dessous de laquelle la croissance est nulle) et température maximale (seuil au-delà duquel la croissance ralentit), plus la température journalière est élevée, plus la croissance de l'organisme est rapide. Ainsi la durée d'incubation en jours sera d'autant plus courte dans un site où il fait plus chaud. Aussi, on calcule les besoins des organismes en sommes de température (degrés-jours).

D'après la définition des degrés-jours, on attend logiquement que la somme de degrés-jours accumulés durant une période augmente avec sa durée, à l'exception d'un climat qui ne permettrait pas de dépasser la température de base de l'organisme étudié. C'est pourquoi on observe sur la figure 6 une corrélation entre la durée d'incubation et la somme de degrés-jours, bien que le

nombre de degré accumulé chaque jour de la période ne soit pas exactement identique. Ce graphique est donc linéaire par construction. Il est à noter qu'il existe ici un effet site. La Figure 6 représente le lien entre la durée d'incubation estimée par les observations et la somme des degrés-jours correspondante calculée, en fonction des lieux et années. On peut observer que le site de Torreilles (carrés rouges), à proximité de Perpignan, accumule plus de degrés par jour à cette époque. Le climat y est en effet plus doux qu'à la Sefra (triangles rouges) et qu'à Gotheron (points bleus) qui sont situés près de Valence.

L'objectif étant d'estimer le nombre de degrés-jours minimum nécessaire pour que ce champignon accomplisse son incubation, ce sont les minima qui sont recherchés sur cette figure. La durée minimale nécessaire à l'incubation pour *Taphrina deformans* est estimée à 120 degrés-jours (Figure 6, tirets noirs), qui était généralement atteinte en moins de vingt jours après exposition (par débourement ou manipulation de pots). Cette valeur minimale étant observée pour les trois jeux de données, elle semble robuste. Toutes les valeurs de la core collection (en rouge) qui dépassent largement ces durées sont certainement des artefacts dus à l'approximation de la date d'infection par la date de débourement des arbres. En réalité, ces individus ont dû être infectés une ou plusieurs dizaines de jours plus tard que la date de débourement. Ils peuvent aussi avoir été observés bien plus tard que le jour d'apparition réelle de leurs premiers symptômes (imprécision de la date d'apparition des premiers symptômes due à des observations bimensuelles sur chaque site). Dans les deux cas, cela aboutit à une surestimation de la durée d'incubation de la maladie.

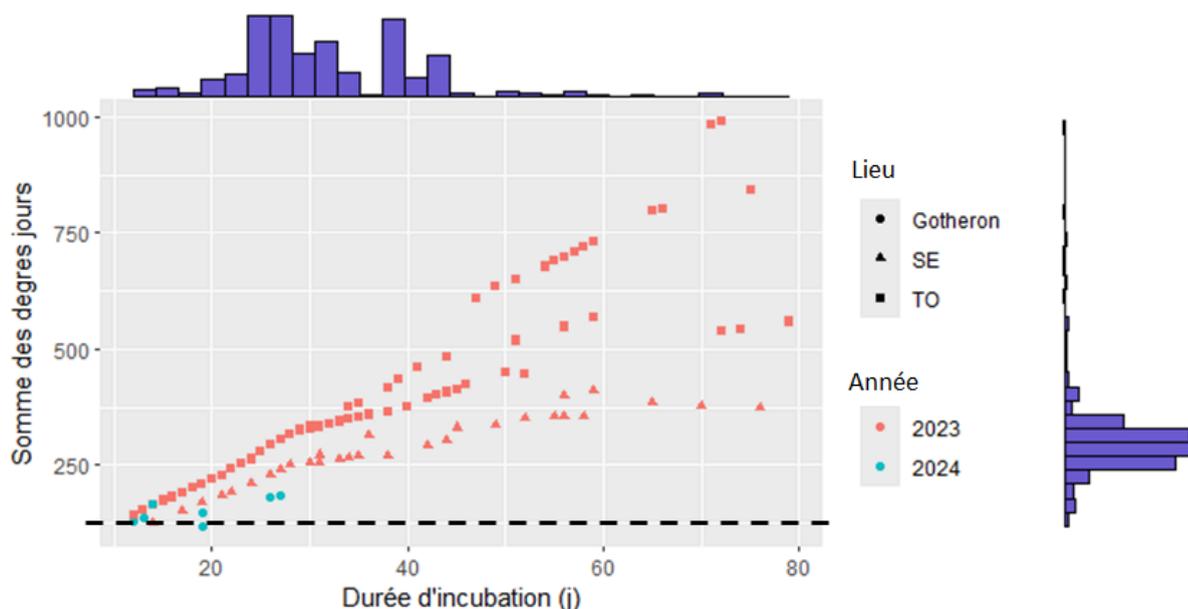


Figure 6 - Graphique d'estimation de la durée en degrés-jour d'incubation de *Taphrina deformans*

## Discussion

Les modèles prédictifs peuvent permettre une meilleure gestion des cultures et de leurs maladies par l'aide à la décision pour l'application des traitements. Pour les vergers de fruitiers, cela conduirait à la réduction du coût économique et environnemental de la gestion sanitaire tout en préservant la santé des plantes. De plus, les modèles basés sur des variables météorologiques sont robustes, et donc en principe adaptés à la prédiction dans différents environnements et des contextes de conditions changeantes (Thomidis et Paresidou, 2023).

Le modèle sélectionné possède quatre variables à effet fixe. Comme attendu selon la littérature, les variables liées à l'humidité (DH et UM) et la température minimale (TN) ont des coefficients positifs. Le vent (V), quant à lui, a un coefficient négatif qui traduit un impact négatif sur l'infection, potentiellement un effet asséchant limitant le développement du champignon. Il existe également une interaction entre l'humidité moyenne journalière et la température minimale journalière qui possède le coefficient le plus élevé du modèle.

Ce modèle a été réalisé sur un jeu de données regroupant environ 7 600 observations récoltées sur 11 années dans quatre stations expérimentales et a montré un meilleur pouvoir prédictif que les modèles déjà publiés (Safran et Levy 1995 ; Giosuè et al. 2000 ; Thomidis et al. 2010) avec un  $R^2$  de 0,68 ainsi qu'un RMSE de 2,02.

Les effets aléatoires retenus (précocité de débourrement et moyenne de la note de maladie dans le verger l'année précédente) contribuent fortement au bon pouvoir prédictif du modèle. En effet, si on les retire, le  $R^2$  tombe à environ 0,3. Cependant, la moyenne de la note de maladie dans le verger l'année précédente n'est pas une information toujours disponible pour les agriculteurs.

À ce jour, il existe encore peu de littérature concernant les modèles prédictifs de la cloque du pêcher, et malgré les défaillances de notre modèle sur certaines validations indépendantes il représente tout de même une réelle avancée dans ce domaine d'étude.

Il convient de rappeler que ces modèles étant construits avec des données de terrain, ils peuvent pâtir d'un manque de précision lié aux protocoles de suivi des maladies et de la phénologie des plantes, auquel il est difficile de pallier. Par exemple, la date de débourrement des arbres est suivie une fois par semaine et peut donc parfois être approximée. La note attribuée en fonction de l'intensité de la maladie peut aussi varier selon les notateurs, mais également selon le contexte général de maladie observé dans le verger à chaque notation. D'après nos résultats, les notes comprises entre 2 et 6 semblent plus difficiles à prédire. Cela pourrait refléter qu'il est difficile de discriminer visuellement les classes de notes proches des arbres dont le pourcentage de cloque se situe entre 20 et 60% du feuillage. Par exemple, dans un verger plutôt sain, un arbre qui devrait

avoir une note de 4/10 pourrait paraître visuellement très atteint par la cloque et recevoir une note de 6. Aussi, les notations étant réalisées par différentes personnes selon la station et l'année, elles sont soumises à la subjectivité du notateur dont certains sur-évaluent ou sous-évaluent systématiquement les symptômes. La précision de prédiction devrait donc être mise en face non pas seulement des données de terrain, mais de leur variabilité intrinsèque (par exemple en quantifiant la variabilité due à l'effet notateur).

La note de 0 attribuée sur le terrain semble être souvent surestimée par le modèle. Dans cette catégorie de note observée, les données surestimées à 3/10 et 4/10 proviennent essentiellement des arbres du CTIFL observés en 2014, première année de suivi de la maladie dans cette station. Il est possible que ces surestimations soient davantage du fait de la prise en main du protocole (calibration différente entre les équipes de terrain des différentes stations) que du modèle lui-même.

Il est également à noter que le protocole de notation a évolué pendant les premières années de notation. Au départ les notes étaient comprises entre 0 et 5, et une note de 0 correspondait à une très faible attaque de cloque alors que désormais elle est attribuée pour des absences strictes de maladie. Cela pourrait également entraîner des surestimations par le modèle.

En ce qui concerne les données météorologiques nécessaires pour faire tourner le modèle, elles sont toutes accessibles au public (Données publiques de MeteoFrance, <https://donneespubliques.meteofrance.fr>). Il n'y a donc pas de tri de ces variables en fonction d'une facilité d'obtention sur le terrain par les professionnels.

Malgré des fenêtres d'effets initiales pouvant aller jusqu'à + 50 jours après la date de débourrement pour les variables conservées, l'optimisation a restreint les fenêtres à + 25 jours. Cela permet de focaliser sur les infections primaires, qui démarrent à l'ouverture des bourgeons, et donc de ne pas considérer ici les infections secondaires, issues de la germination des spores produits par les infections primaires, qui mériteraient leur propre modèle. De plus, un modèle prédictif des infections primaires suffisamment performant permettrait par la même occasion de limiter les infections secondaires. Le début de ces fenêtres est systématiquement fixé à - 7 jours avant la date de débourrement en raison de l'incertitude de cette dernière. Le modèle a également été testé avec des fenêtres démarrant à -10 jours mais les AIC étaient moins bons.

Le modèle connaît également des limites dues à son mode de construction. En effet, les variables météorologiques et le dépassement de leur seuil est analysé indépendamment les uns des autres. Or, selon la littérature, on s'attend à ce qu'il soit nécessaire que les conditions propices de chaque variable soient réunies en même temps pour permettre l'infection (Rossi et al., 2006). Ceci est une caractéristique non vérifiée par le modèle. Par conséquent, le modèle risque de surestimer le risque d'infection. Cela pourrait par exemple contribuer aux surestimations observées dans les notes

basses. Le modèle de Thomidis et al., 2010, basé sur un système multiplicatif de courbes de réponse à chaque variable, contraint à la simultanéité des variables limitantes mais il ne prend en compte que trois variables avec le stade phénologique des arbres, la durée d'humectation et la température. Il serait donc intéressant de tester les variables sélectionnées dans notre modèle pour construire un modèle de la même forme que Thomidis et al., 2010.

Pour apporter des améliorations à notre modélisation, il serait également intéressant d'explorer le comportement de notre modèle par le biais d'une analyse de sensibilité. En particulier, on pourrait étudier l'effet que peuvent avoir les erreurs d'estimation de la date de débourrement sur les prédictions.

Enfin, il existe à ce jour de nouvelles méthodologies qui seraient intéressantes à tester telles que les modèles de régression non paramétrique MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines) qui permettent de modéliser automatiquement des interactions et des non linéarités.

D'autre part, la durée d'incubation du champignon phytopathogène *Taphrina deformans* a été estimée à 120 degré-jours nécessaires au minimum. Cette estimation devrait permettre d'estimer la date d'apparition des symptômes dans les vergers ou inversement d'estimer la date d'infection réelle. Cela pourrait notamment aider les agents chargés du suivi de la maladie sur le terrain de débiter à la meilleure date leurs notations sans rater le démarrage de l'infection. En effet, lorsque le modèle prédictif de la maladie annoncera une note de cloque supérieure à 0, il faudra ajouter les 120 degrés-jours nécessaires à son incubation pour estimer la date à laquelle les symptômes devraient commencer à être visibles.

Enfin, le modèle sélectionné compte parmi ses effets fixes la vitesse du vent, la température minimale journalière et l'humidité moyenne journalière qui sont des variables disponibles dans les bases de données DRIAS pour plusieurs scénarios climatiques futurs. Quant à la durée d'humectation journalière, il est possible de la calculer à partir d'autres variables météorologiques de cette base de données. En somme, le modèle prédictif sélectionné peut être utilisé pour faire des prédictions du devenir de l'épidémie de cloque du pêcher selon différents scénarios climatiques futurs et dans différentes régions. On pourrait ainsi appréhender l'évolution du risque de cette maladie dans différentes régions selon ces différents scénarios. Les informations qui en découleront pourraient permettre de moduler les pratiques culturales et de mieux choisir les variétés implantées, en fonction du risque évalué localement dans chaque région.

## Remerciements

Je commencerai par remercier l'unité du GAFL d'INRAE PACA de m'avoir accueillie pour mon stage de fin d'étude.

Je suis très reconnaissante envers le GIS fruits, qui a financé mon stage. J'exprime ma reconnaissance à tous les partenaires, CTIFL et SudExpé.

Je souhaite remercier particulièrement mes deux tutrices de stage, Bénédicte QUILOT et Morgane ROTH, qui furent toujours bienveillantes et pédagogues. Je les remercie pour leur temps accordé, leur aide et leur professionnalisme.

Je souhaite également exprimer ma gratitude envers Hélène Blancheteau pour son travail de mise en place d'un script fonctionnel et très bien organisé, ce qui m'a permis une prise en main rapide et de pouvoir me concentrer sur mon sujet dans les meilleurs délais.

Enfin, j'aimerais adresser ma gratitude à l'équipe de terrain, en particulier à Luana GILLET, Sabrina VIRET et Eric MARTIN, pour les bons moments passés à leur côté et le partage de leurs connaissances diversifiées à propos des végétaux.

## Bibliographie

- Alexopoulos, C., Mims, C., Blackwell, M., 1996. Introductory mycology.
- Bassi, M., Conti, G., Barbieri, N., 1984. Cell wall degradation by *Taphrina deformans* in host leaf cells: Ultrastructural and cytochemical observations. *Mycopathologia* 88, 115–125.
- Butassi, E., Novello, M.A., Lara, M.V., 2022. *Prunus persica* apoplastic proteome analysis reveals candidate proteins involved in the resistance and defense against *Taphrina deformans*. *Journal of Plant Physiology* 276, 153780. <https://doi.org/10.1016/j.jplph.2022.153780>
- Fonseca, Á., Rodrigues, M.G., 2011. *Taphrina fries* (1832), in: *The Yeasts*. Elsevier, pp. 823–858.
- Giordani, E., Nin, S., Nencetti, V., Padula, G., Pinto, C., 2023. Inheritance for resistance to leaf curl [*Taphrina deformans* (Berk.) Tul.] in peach cultivars estimated by exploring mixed models. *Euphytica* 219, 1.
- Giordani, E., Padula, G., Radice, S., 2013. Compared Anatomy of Young Leaves of *Prunus persica* ( L . ) Batsch with Different Degrees of Susceptibility to *Taphrina deformans* (Berk.) Tul. *Journal of Phytopathology* 161, 190–196. <https://doi.org/10.1111/jph.12053>
- Giosuè, S., Spada, G., Rossi, V., Carli, G., Ponti, I., 2000. Forecasting infections of the leaf curl disease on peaches caused by *Taphrina deformans*. *European Journal of Plant Pathology* 106, 563–571.
- Goldy, C., Svetaz, L.A., Bustamante, C.A., Allegrini, M., Valentini, G.H., Drincovich, M.F., Fernie, A.R., Lara, M.V., 2017. Comparative proteomic and metabolomic studies between *Prunus persica* genotypes resistant and susceptible to *Taphrina deformans* suggest a molecular basis of resistance. *Plant Physiology and Biochemistry* 118, 245–255. <https://doi.org/10.1016/j.plaphy.2017.06.022>
- Lorenz, D., 1976. Investigations on the pathogenicity of *Taphrina deformans* (Berk.) Tul.
- Mix, A.J., 1935. The life history of *Taphrina deformans*.
- Moscatello, S., Proietti, S., Buonauro, R., Famiani, F., Raggi, V., Walker, R.P., Battistelli, A., 2017. Peach leaf curl disease shifts sugar metabolism in severely infected leaves from source to sink. *Plant Physiology and Biochemistry* 112, 9–18. <https://doi.org/10.1016/j.plaphy.2016.12.001>
- Pscheidt, J., 1995. Leaf curl. *Compendium of Stone Fruit Diseases* 22.
- Roselli, G., Cantini, C., Mariotti, P., 1997. Susceptibility to peach leaf curl ( *Taphrina deformans* Berk.) Tul. in a peach germ plasm collection. *Journal of Horticultural Science* 72, 863–872. <https://doi.org/10.1080/14620316.1997.11515578>

- Rossi, V., Bolognesi, M., Giosuè, S., 2007. Seasonal Dynamics of *Taphrina deformans* Inoculum in Peach Orchards. *Phytopathology*® 97, 352–358. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-97-3-0352>
- Rossi, V., Bolognesi, M., Languasco, L., Giosuè, S., 2006. Influence of environmental conditions on infection of peach shoots by *Taphrina deformans*. *Phytopathology* 96, 155–163.
- Safran, E., Levy, Y., 1995. Tentative development of a predictive model for peach leaf curl (*Taphrina deformans*). *Agronomie (France)*.
- Svetaz, L.A., Bustamante, C.A., Goldy, C., Rivero, N., Müller, G.L., Valentini, G.H., Fernie, A.R., Drincovich, M.F., Lara, M.V., 2017. Unravelling early events in the *Taphrina deformans* – *PRUNUS PERSICA* interaction: an insight into the differential responses in resistant and susceptible genotypes. *Plant Cell & Environment* 40, 1456–1473. <https://doi.org/10.1111/pce.12942>
- Tavares, S., Inacio, J., Fonseca, Alvaro, Oliveira, C., 2004. Direct detection of *Taphrina deformans* on peach trees using molecular methods. *European Journal of Plant Pathology* 110, 973–982. <https://doi.org/10.1007/s10658-004-4844-7>
- Thomidis, T., Paresidou, M., 2023. Influence of Temperature and Wetness on *Taphrina deformans* Ascospore and Blastospore Germination: Disease Forecasting and Validation. *Agriculture* 13, 1974.
- Thomidis, T., Rossi, V., Exadaktylou, E., 2010. Evaluation of a disease forecast model for peach leaf curl in the Prefecture of Imathia, Greece. *Crop Protection* 29, 1460–1465.
- Tsai, I.J., Tanaka, E., Masuya, H., Tanaka, R., Hirooka, Y., Endoh, R., Sahashi, N., Kikuchi, T., 2014. Comparative genomics of *Taphrina* fungi causing varying degrees of tumorous deformity in plants. *Genome biology and evolution* 6, 861–872.
- Yamada, T., TSUKAMOTO, H., SHIRAIISHI, T., NOMURA, T., OKU, H., 1990. Detection of indoleacetic acid biosynthesis in some species of *Taphrina* causing hyperplastic diseases in plants. *Japanese Journal of Phytopathology* 56, 532–540.

Les données climatiques sont en partie issues de la plateforme INRAE CLIMATIK <https://agroclim.inrae.fr/climatik/>, gérée par l'unité AgroClim d'Avignon. Delannoy, David ; Maury, Olivier ; Décome, Jérémie, 2022, « CLIMATIK : système d'information pour les données du réseau agroclimatique INRAE », <https://doi.org/10.57745/AJNXEN>, Recherche Data Gouv, V1

Les données climatiques *SAFRAN* proviennent de Météo-France et ont été téléchargées via la plateforme SICLIMA développée par AgroClim-INRAE.

Les données climatiques *DRIAS* proviennent de Drias, données Météo-France, CERFACS, IPSL et ont été téléchargées via la plateforme SICLIMA développée par AgroClim-INRAE.

La conception et la validation du modèle ont été faites sur le logiciel R (R Core Team (2023). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <<https://www.R-project.org/>>.) et ont nécessité les packages MuMIn (Bartoń K (2023). *MuMIn: Multi-Model Inference*. R package version 1.47.5, <<https://CRAN.R-project.org/package=MuMIn>>.), lmerTest (Kuznetsova A, Brockhoff PB, Christensen RHB (2017). “lmerTest Package: Tests in Linear Mixed Effects Models.” *Journal of Statistical Software*, 82(13), 1-26. doi:10.18637/jss.v082.i13 <<https://doi.org/10.18637/jss.v082.i13>>.), plotly (C. Sievert. *Interactive Web-Based Data Visualization with R, plotly, and shiny*. Chapman and Hall/CRC Florida, 2020.) et pheatmap (Kolde R (2019). *pheatmap: Pretty Heatmaps*. R package version 1.0.12, <<https://CRAN.R-project.org/package=pheatmap>>.).

## Annexe

*Annexe 1 : Inventaire des variables météorologiques et de leurs paramètres estimés utilisés pour la construction des modèles linéaires mixtes*

<b><u>ABBREVIATION</u></b>	<b><u>DÉFINITION</u></b>	<b><u>BASE DE DONNÉES</u></b>	<b><u>SEUIL</u></b>	<b><u>FENÊTRE</u></b>
<b>Evapotranspiration</b>				
ETPP	Evapotranspiration (mm)	CLIMATIK	5.5	[-7 ; +60]
etppm	Evapotranspiration potentielle calculée par SICLIMA (formule de Penman-Monteith) (mm)	SICLIMA	6.2	[-7 ; +50]
<b>Humidité</b>				
DH	Durée d'humectation horaire (Heures et dixièmes)	CLIMATIK STATIONS	12.5	[-7 ; +50]
U4	Durée humidité < 40% (heures et dixièmes)	CLIMATIK STATIONS	9.0	[-7 ; +20]
U8	Durée humidité > 80% sur l'heure (Heure et dixièmes)	CLIMATIK STATIONS	12.5	[-7 ; +40]
U9	Durée humidité > 90% sur l'heure (Heure et dixièmes)	CLIMATIK STATIONS	12.5	[-7 ; +45]
UX	Humidité maximale (%)	CLIMATIK STATIONS	100	[-7 ; +60]
UM	Moyenne des 24 humidité horaire (%)	CLIMATIK STATIONS	90.0	[-7 ; +50]
hu	Humidité relative (moyenne quotidienne) (%)	SICLIMA	90.0	[-7 ; +35]
q	Humidité spécifique (moyenne quotidienne) (g/kg)	SICLIMA	9.2	[-7 ; +35]
<b>Température</b>				
TX	Température maximale (°C)	CLIMATIK STATIONS	16.0	[-7 ; +40]
TN	Température minimale (°C)	CLIMATIK STATIONS	3.0	[-7 ; +40]
TD	Température point de rosée (°C)	CLIMATIK	12.9	[-7 ; +70]
<b>Précipitations</b>				
RR	Hauteur des précipitations horaire (mm)	CLIMATIK STATIONS	3.0	[-7 ; +30]

RRX	Intensité maximale des précipitations (mm/h)	CLIMATIK	10	[-7 ; +35]
pe	Pluies efficaces (cumul quotidien) (mm)	SICLIMA	3.0	[-7 ; +40]
preliq	Précipitations liquides (cumul quotidien 06-06 UTC) (mm)	SICLIMA	3.0	[-7 ; +35]
prenei	Précipitations solides (cumul quotidien 06-06 UTC) (mm)	SICLIMA	0.1	[-7 ; +60]
runc	Ruissellement (cumul quotidien 06-06 UTC) (mm)	SICLIMA	0.3	[-7 ; +40]
<b>Vent</b>				
VX	Vitesse maximale du vent horaire (m/s)	CLIMATIK STATIONS	16.0	[-7 ; +30]
V	Vitesse moyenne du vent (m/s)	CLIMATIK STATIONS	5.2	[-7 ; +30]
<b>Autre</b>				
TVM	Tension de vapeur moyenne (millibars)	CLIMATIK	16.5	[-7 ; +75]