



HAL
open science

Evolution du risque phytosanitaire au vignoble dans le nord-est de la France en lien avec le changement climatique : observations et modélisation : Cas de l'oïdium de la vigne

Sébastien Zito

► To cite this version:

Sébastien Zito. Evolution du risque phytosanitaire au vignoble dans le nord-est de la France en lien avec le changement climatique : observations et modélisation : Cas de l'oïdium de la vigne. Climatologie. Université Bourgogne Franche-Comté, 2021. Français. NNT : 2021UBFCK033 . tel-03585501

HAL Id: tel-03585501

<https://theses.hal.science/tel-03585501v1>

Submitted on 23 Feb 2022

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.

UBFC

UNIVERSITÉ
BOURGOGNE FRANCHE-COMTÉ



BIOGÉOSCIENCES
unité mixte de recherche CNRS / uB 5561



B
VINS DE
BOURGOGNE



THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ BOURGOGNE FRANCHE-COMTÉ
PRÉPARÉE À L'UNIVERSITÉ DE DIJON

École doctorale n°554 - Environnements-Santé

Doctorat de Climatologie

Par

Sébastien ZITO

Évolution du risque phytosanitaire au vignoble dans le nord-est de la France
en lien avec le changement climatique : observations et modélisation.

Cas de l'oïdium de la vigne

Thèse présentée et soutenue à Dijon, le 8 juillet 2021

Composition du Jury :

Mme Marie LAUNAY	Ingénieure de recherche / INRAe	Rapporteuse
M. Hervé QUÉNOL	Directeur de recherche / CNRS	Rapporteur
Mme Nathalie OLLAT	Ingénieure de recherche / INRAe	Examinatrice
Mme Marielle ADRIAN	Professeure / UBFC	Examinatrice
M. Yves RICHARD	Professeur / UBFC	Directeur de thèse
M. Benjamin BOIS	Maître de conférence / UBFC	Encadrant
Mme Agnès CALONNEC	Chargé de recherche / INRAe	Invitée

Remerciements

Je tiens à exprimer en premier lieu mes plus sincères remerciements à **Marie Launay et Hervé Quénot** pour avoir accepté d'être rapporteur de ce manuscrit ainsi qu'à **Nathalie Ollat, Marielle Adrian et Agnès Calonnec** en tant qu'examinatrices de ce travail. L'ensemble de vos retours et les échanges très intéressants et constructifs que nous avons eu n'ont fait qu'accroître ma motivation à poursuivre dans cette thématique de recherche.

Ce projet de recherche a été encadré par deux personnes que je tiens à remercier profondément :

Yves Richard, directeur de cette thèse, pour ton accompagnement tout au long de ces années, le fait d'avoir toujours été présent pour discuter et réfléchir sur des sujets qui parfois allaient bien plus loin que tes thématiques de recherche personnelle. Nos échanges m'ont permis de prendre du recul et de me remettre en question par rapport à mon travail. Je tiens également à te dire un grand merci pour ta confiance et la reconnaissance que tu m'accordes depuis mon arrivée au CRC. Je garde de très bons souvenirs de nos balades à Véloclim !

Benjamin Bois, co-directeur et responsable de ce projet de recherche. Cette thèse n'aurait pas vu le jour sans toi. Il est vrai que j'ai bien insisté et n'ai pas lâché le morceau depuis mon master 2 dans le but de poursuivre avec toi en thèse ! Je tiens sincèrement à te remercier pour ta motivation inépuisable et ta capacité à motiver qui m'ont accompagné durant ces années. Cette grande autonomie que tu m'as donnée pendant la thèse m'a vraiment permis d'explorer de multiples questions m'amenant à des échanges et collaborations passionnants. Ton accompagnement et ta disponibilité ont toujours été présents aux moments où j'en avais le plus besoin, et ce, quelque soit l'heure du jour ou de la nuit ! Ton dynamisme, ta rigueur scientifique, ton efficacité et ta sympathie sont des qualités que j'apprécie tout particulièrement chez toi. C'est un grand plaisir de savoir que l'on va poursuivre une collaboration par la suite ;-)

L'ensemble de ces recherches ont pu être menées grâce au co-financement des interprofessions viti-vinicoles de Bourgogne (**Bureau Interprofessionnel des Vins de Bourgogne**) et Champagne (**Comité Champagne**) auxquels je tiens à exprimer toute ma reconnaissance.

Ces travaux ont fait l'objet d'un suivi par un ensemble de personnes que je voudrais vivement remercier. **Olivier Viret, Iñaki Garcia de Cortazar Azaola, Marielle Adrian, Thierry Castel** pour avoir participé au pilotage de ce projet, pour l'ensemble de vos précieux conseils et discussions enrichissantes. J'ajoute également à ces personnes **Pascale Pienne et Christine Monamy** pour leur disponibilité, leur réactivité mais aussi les nombreux échanges sur les jeux de données utilisés et leur accompagnement durant les comités de pilotage et tout au long de ces travaux.

Ces travaux de recherche ont nécessité plusieurs jeux de données qui ont pu être récupérés grâce au soutien et au partage des **chambres d'agricultures, de la DRAAF, de la FREDON, des interprofessions** ainsi qu'un ensemble de **domaines viticoles et caves coopératives** de Bourgogne et Champagne. Je suis très reconnaissant envers l'ensemble de ces institutions qui m'ont permis de mener à bien mes travaux de recherche. Je tiens à remercier personnellement plusieurs personnes en particulier qui m'ont accordé du temps et répondu à l'ensemble de mes demandes. Un grand merci à **Pierre Petitot, Benoît Bazerolle, Guillaume Morvan, Benjamin Alban, Gaël Delorme et Sylvie Jacob** ainsi qu'à l'ensemble des membres de vos équipes pour le travail considérable réalisé et le partage des données en votre possession.

Ce travail a fait le fruit de collaborations diverses. Dans ce cadre, je tiens à remercier **Christophe Roubal** de la DRAAF PACA, pour nos discussions très enrichissantes sur la modélisation et le partage des données, qu'il nous faut prendre le temps de valoriser, je n'oublie pas !

Je tiens également à remercier **Amelia Caffarra et Guillaume Garin** du pôle R&D d'ITK. Un grand merci pour votre accueil et les bons moments passés ensemble. Le co-encadrement des différents stages au cours de ces années m'a permis d'approfondir des points liés à mes thématiques de recherche ainsi que d'acquérir des données de terrain n'aurait pas pu être possible sans les supers stagiaires que nous avons eu et que je tiens à remercier :

Valentin pour ton sérieux et ta motivation à te lancer dans un protocole de test PCR et le prototype du captospore (Merci à **Bernard et Stéphane** pour la partie électronique et **Dominique** pour les supports et les heures de soudures

que cela a représenté !). **Romane**, pour ton enthousiasme et ton dynamisme. **Eunice**, pour ta participation sur le terrain et ta bonne humeur. **Claire**, pour l'intégration de deux ans de données de terrain et ta rigueur dans la récupération de nouvelles données.

Durant cette thèse, l'acquisition de l'ensemble des données de terrain a pu être réalisée grâce à la grande amabilité de viticulteurs nous mettant à disposition des morceaux de parcelles non traitées et nous permettant d'installer des stations climatiques. Je tiens à les remercier, et en particulier, **Bertrand Darviot** pour ses accueils chaleureux et les très bons moments passés en sa compagnie !

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers **Jocelyne Perard** et **Olivier Jacquet** de la Chaire UNESCO pour m'avoir permis de valoriser mes travaux de recherche lors de conférences, m'offrant par ailleurs l'opportunité de découvrir de belles régions viticoles autour du monde.

Durant ma thèse, j'ai eu la chance de pouvoir participer à la formation des étudiants de l'IUVV (Institut Universitaire de la Vigne et du Vin). Si l'ensemble des cours que j'ai pu donner se sont bien passés, c'est grâce à l'aide, la sympathie, et le partage de collègues. Un grand merci donc à **Stéphane Bourque**, **Sandrine Rousseau**, **Sophie Trouvelot**, **Lucile Jacquens** ainsi que **Benjamin Bois** et **Marielle Adrian**, à nouveau. **Marielle**, je tiens également à te remercier en tant que directrice de l'IUVV pour m'avoir fait confiance et soutenu afin que je puisse enseigner depuis le début de ma thèse et jusqu'à aujourd'hui. J'ai également réalisé des cours à l'UFR SVTE (Science Vie Terre Environnement). Ainsi après vous avoir eu en tant qu'enseignant, c'est toujours un grand plaisir de travailler avec vous : **Olivier Mathieu**, **Mathieu Thevenot** et **Jean Leveque**.

Ses enseignements ne pourraient être réalisés dans de bonnes conditions sans certaines personnes : merci à **Emmanuelle Lavrador**, pour ta super gestion et réactivité dans les emplois du temps ainsi que le transfert d'info aux étudiants. Merci aussi à tes collègues **Anne-Marie**, **Corinne**, **Yamina** et **Christine**, toujours très gentilles et serviables.

Côté SVTE, je remercie **Isabelle** et **Coco** pour leur sympathie ainsi que tous les services rendus côté administratif : les ordres de mission (la galère...), les remboursements, les réservations de trains, d'avions, d'hôtels etc. Je remercie **Laetitia Bassereau** et **Emmanuel Fara** pour leur disponibilité sans nul doute à toute épreuve !

C'est avec grand plaisir que j'ai participé à l'Expérimentarium durant ma thèse, me permettant ainsi de vulgariser mes recherches auprès d'enfants et du grand public. Un grand merci à **Lionel**, **Coralie**, **Sophie**, **Robin** et **Elise** qui m'ont ainsi permis de profiter de très bons moments tout en prenant du recul dans mon travail. Merci également à **Marie-Laure Baudement** pour les nombreuses interventions que tu m'as proposées et que j'ai eu plaisir à réaliser.

Ces années passées au CRC m'ont permis de rencontrer des collègues fort sympathiques avec qui j'ai pu échanger avec plaisir ! J'en garde de bons souvenirs :

Marie-Charlotte & nos balades sur le terrain et la chasse aux insectes, **Albin** & nos matchs de tennis en mode Roland Garros, **Mister Pohl** & notre bataille d'eau avec les boys, **Nadège** & notre fou rire en direct de Ouagadougou, **Thierry** & ses coups de mains R et Python, **Simon** et **Hugues** & les dépannages visio et PC, **Pascal** & nos discussions autour d'un café **Pierre** & mes tous premiers cours réalisés ensemble en géographie, **Olivier** & notre excursion à la Maison du Parc du Morvan.

Sans oublier : **Etienne** & la découverte de la spéléologie, **Basile** & les bons moments passés ensemble sur le terrain, mon **NouNou** & trop de choses pour l'écrire ici, **Thibaut** & les cartes Magic, **Boutheina** & se déménagement à Paris mémorable, **Julien** & nos matchs de tennis, **Alex** & les expériences grand public.

Je tiens à souhaiter aussi plein de courage aux futurs docteurs : **Léa**, **Julita**, **Catinca**, **Mélissa**, **Papa**, **Valentin** !

Plus que des collègues aujourd'hui, ces années aux CRC ne me laisseraient pas de si bons souvenirs sans mes inséparables compagnons de bureau **Julien** et **Mario** (Vive le pôle technique !). Je les remercie infiniment pour les coups de main indéterminables, nos discussions, nos fous rires, nos blagues et tous ces bons moments partagés et ceux à venir ... !

Avant de conclure cette partie, je présente mes excuses auprès des personnes que j'aurais oublié de citer dans ces remerciements et qui ont contribué de près ou de loin dans cette fabuleuse aventure !

*Enfin, ma dernière pensée se tourne vers l'ensemble des personnes qui m'ont accompagné et soutenu durant ces années : mes **amis**, ma **famille**, mon **frère** et mes **sœurs** ainsi que mes **parents** qui m'ont toujours encouragé dans mes choix. À ma **grand-mère** qui a eu le courage et la patience de relire ce manuscrit dans son intégralité à la recherche des fautes d'orthographe. La dernière personne que je tiens à remercier saura se reconnaître ici, merci d'avoir et d'être toujours là pour moi, quelles que soient les circonstances. Les mots sont peu de choses pour te dire merci mais je tenais à le faire. Merci infiniment pour tout mon **Amour** !*

Sommaire

<u>Introduction générale</u>	1
1) Le changement climatique et les maladies de la vigne	2
2) L'oïdium de la vigne	8
3) Cas d'étude : la Bourgogne et la Champagne viticoles	10
3.1) Régions viticoles	10
3.2) Conditions climatiques	14
3.3) L'oïdium en Bourgogne et en Champagne	15
4) Structure de la thèse	16
<hr/>	
<u>Chapitre 1 : Climat futur aux échelles régionale et locale</u>	19
1) Climat futur : trajectoires radiatives et Modèles de Circulation Générale	19
2) De l'échelle globale à l'échelle régionale	23
3) Quantile mapping : désagrégation et débiaisage statistiques	25
4) Chaîne de traitements retenue pour la désagrégation des données CMIP5	26
4.1) SAFRAN : Données climatiques de référence	26
4.2) Représentativité des données SAFRAN par confrontation avec des données issues de stations météorologiques	27
4.3) GCM retenus pour la désagrégation statistique	35
4.4) Caractéristiques des simulations analysées	36
4.5) Choix des périodes et méthodes d'interprétation	38
5) Exemple d'évolution d'indicateurs climatiques en France	38
6) Conclusion	45
<hr/>	
<u>Chapitre 2 : Changement climatique et période sensible de la vigne</u>	47
1) Introduction	47
2) Matériels et méthodes	48
2.1) Indicateurs bioclimatiques et climatiques	48
2.2) Observations phénologiques	51
3) Résultats et discussions	55
3.1) Évolution des indicateurs bioclimatiques et climatiques	55
3.2) Évolution des stades phénologiques en Bourgogne et en Champagne	61
3.2.1) Deux cépages principaux	61
3.2.2) Deux échelles distinctes	64
3.2.3) Évolution des stades phénologiques et durées interstades	66

3.3) Évolution des conditions climatiques durant les périodes interstades phénologiques	69
3.4) Simulation des stades phénologiques	76
3.5) Projections phénologiques pour le XXIème siècle	85
3.6) Évolution des indicateurs climatiques durant les périodes interstades phénologiques simulées	90
4) Conclusion	94

Chapitre 3 : Optimization of a leaf wetness duration model	99
Abstract	99
1. Introduction	100
2. Material and methods	101
2.1 Measurement data	101
2.2 Leaf wetness duration model	102
2.3 Leaf wetness measurement	104
2.4 Optimization	105
2.5 Erysiphe necator ascospore discharge rate equation	105
3. Results	106
3.1 Hourly temperatures and relative humidity values based on daily temperatures and relative humidity values	106
3.2 Hourly relative humidity and leaf wetness	108
3.3 Impact on powdery mildew infection potential	110
4. Discussion	111
5. Conclusion	113

Chapitre 4 : Le changement climatique impacte-il l'oïdium de la vigne ?	115
1) Introduction	115
2) Un ensemble d'indicateurs pour décrire l'impact du changement climatique sur l'oïdium	116
2.1) L'oïdium au vignoble : de l'observation à l'élaboration des indicateurs de maladies	116
2.2) L'influence du climat : la construction d'indicateurs adaptés	121
3) Évolution de l'intensité de l'oïdium : observations	128
3.1) Évolution observée de chaque indicateur de maladies	128
3.1.1) Nombre de traitements moyens	128
3.1.2) Note "d'experts" représentatives de l'intensité oïdium	130
3.1.3) Précocité de l'apparition des symptômes de l'oïdium	131
3.1.4) Prévalence de l'oïdium	133
3.1.5) Incidence de l'oïdium	135
3.1.6) Des évolutions synchrones entre régions et sous-régions viticoles	136

3.2) Relation entre les indicateurs de maladies	137
3.3) Représentativité des indicateurs de maladies	140
4) Le lien entre le climat et l'intensité de l'oïdium observée	143
4.1) Méthodes employées pour la recherche de liens entre climat et maladie	143
4.2) Relations avec les conditions climatiques mensuelles	145
4.3) Relations avec les conditions climatiques associées aux stades phénologiques de la vigne	148
4.4) Relations avec des conditions climatiques intra-stades phénologiques	152
4.5) Relations avec la biologie du pathogène simulée	156
4.6) Bilan sur les relations obtenues avec les indicateurs de maladies	159
5) Projection des indicateurs climatiques et biologiques modélisés liés à l'intensité de l'oïdium	162
6) Conclusion	173
<hr/>	
<u>Conclusions et perspectives</u>	177
Références bibliographiques	185
Annexes	199

Introduction générale

Au cours du XIX^{ème} siècle, des maladies et des parasites ont été introduits d'Amérique du Nord dans le vignoble européen, causant des dégâts considérables sur ce dernier (Galet, 1977). Le mildiou, l'oïdium ou le phylloxéra ont perturbé les pratiques viticoles. La lutte contre le phylloxéra a conduit au greffage de la vigne, tandis que la lutte contre l'oïdium et le mildiou a rendu nécessaire l'application de pesticides (Alleweldt et Possingham, 1988). Ces parasites ont causé des pertes importantes de rendement et de qualité, et leur gestion entraîne une pollution (Komárek et al., 2010), une détérioration de la santé humaine (Ntzani et al., 2013) et des coûts économiques substantiels (Pimentel, 2005).

En 2008, le gouvernement français lance le plan d'action national Ecophyto, avec pour objectif à l'horizon 2018 de réduire de 50% l'utilisation des produits phytopharmaceutiques. En 2015, ce plan est revu à la baisse dans le plan Ecophyto II où l'échéance est repoussée à 2025. L'année 2018 marque l'échec de ce plan avec une augmentation de +20% des pesticides (moyenne triennale de l'indicateur NODU ; nombre de doses unités ; par rapport à 2009-2011 ; Ecophyto, 2020). Guichard et al. (2017) met en avant des causes politico-socio-économiques pouvant être responsables de cet échec. En 2021, le plan Écophyto II+ matérialise les engagements antérieurs afin d'atteindre l'objectif de réduire les usages de produits phytopharmaceutiques de 50% d'ici 2025 et de sortir du glyphosate d'ici fin 2020 pour les principaux usages et au plus tard d'ici 2022 pour l'ensemble des usages (<https://agriculture.gouv.fr/le-plan-ecophyto-quest-ce-que-cest>).

Dans le milieu de la viticulture, les enquêtes Agreste (Pujol, 2017 ; Simonovici, 2019) pointent l'effet des conditions climatiques impactant l'utilisation des produits pharmaceutiques dans les régions viticole de France. Au début des années 2000, les pesticides utilisés en viticulture représentaient 20% des ventes chaque année en France en étant appliqués sur seulement 3,7% de la surface agricole utile (SAU ; Aubertot et al., 2005). 80% de ces produits sont des fongicides utilisés dans la lutte contre les maladies cryptogamiques, principalement constituées du mildiou et de l'oïdium.

Le cycle de développement de ces pathogènes est fortement lié aux conditions climatiques, affectant chaque année la présence de la maladie plus ou moins forte dans les vignobles. La question du changement climatique observé et simulé dans le futur soulève des questions quant à son influence potentielle sur ces maladies. Comme le décrit Bois (2020), de nombreuses études s'intéressent à l'impact du changement climatique en viticulture, notamment sur la phénologie de la vigne, la qualité et le rendement de la récolte, le régime hydrique et le stress thermique. Cependant, peu d'études portent sur l'impact du changement climatique sur les maladies de la vigne et le risque associé à leur évolution. Pourtant, ce risque doit être envisagé sachant le but de diminuer l'application des intrants phytopharmaceutiques, actuellement seul moyen de lutte contre ces maladies.

Dans cette partie introductive, nous abordons dans un premier temps les méthodes employées pour étudier l'impact du changement climatique sur les pathogènes, principalement en viticulture. Puis, *Erysiphe necator*, le pathogène responsable de l'oïdium de la vigne, sera présenté, ainsi que son

cycle de développement et les moyens disponibles pour le simuler à partir de données climatiques. Une présentation portera ensuite sur les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne, leur climat et de leur nécessité à étudier le risque oïdium. Enfin, la structure de ce manuscrit sera détaillée suite à la description de la problématique de la thèse et de ces questions directrices.

1) Le changement climatique et les maladies de la vigne

Le cycle de développement des plantes et de leurs pathogènes dépend fortement des conditions météorologiques. À chaque phase de leurs cycles respectifs, ces conditions météorologiques peuvent moduler le développement d'un pathogène, de l'hôte ainsi que de l'interaction entre eux (Porter et al., 1991). La résultante est que la présence des pathogènes et les dégâts dont ils sont responsables sur les végétaux sont très variables d'une année sur l'autre, notamment en viticulture (Beauchet et al., 2019). Pour chacune des régions du monde, le changement climatique conduit à une modification des fréquences d'occurrence des différentes conditions météorologiques ainsi qu'à une précocité accrue des calendriers des plantes comme de ceux des pathogènes, conduisant à des débuts d'épidémies davantage précoces (Hannukkala et al., 2007). Le changement climatique pourrait avoir, pour l'agriculture, des effets négatifs (conditions plus favorables pour le développement des bioagresseurs, émergence de nouvelles maladies, immigration de vecteurs de pathogènes, accroissement de la sensibilité de la plante, etc.) mais également positifs (conditions défavorables au pathogène, amélioration des défenses de la plante, diminution de la période de sensibilité de la plante, etc.) ou neutres (Chakraborty et al., 2000; Luck et al., 2011). D'un point de vue agronomique, voire sociétal, l'intérêt d'étudier le changement climatique est principalement d'identifier les opportunités qui permettraient de minimiser ses impacts négatifs sur le plan phytosanitaire. D'après différents auteurs (Coakley et al., 1999 ; Porter et al., 1991 ; Sutherst et al., 2011), le changement des conditions climatiques pourrait modifier la présence des maladies principalement dans :

- la vitesse de développement et le nombre de générations du bioagresseur ou de son vecteur ;
- la distribution géographique du pathogène ou de son vecteur ;
- les interactions hôte-pathogène / -vecteur ;
- la synchronicité des cycles de développement hôte-pathogène / -vecteur.

Considérer l'impact du changement climatique sur une maladie ne devrait donc pas uniquement se focaliser sur les effets du climat sur le développement du pathogène mais également sur ces interactions avec l'hôte ainsi que son cycle de développement.

Il existe deux grands types d'approche permettant de simuler l'impact du changement climatique futur sur la présence de pathogènes dans une culture : 1\ Réaliser des observations en conditions contrôlées (serres, chambre de culture) ou semi-contrôlées (FACE ; pour *Free Air Concentration Enrichment*, chambre à ciel ouvert ; Welshofer et al., 2018) dans lesquelles la plante et le pathogène sont soumis à des conditions (température, humidité, CO₂, etc.) pouvant refléter un état futur ; 2\ Réaliser des simulations numériques à l'aide de modèles en utilisant des données climatiques plus ou moins réalistes mais représentatives d'un état futur. L'ensemble des travaux présentés dans cette thèse se base sur la seconde de ces approches.

Dans un premier temps, l'approche de modélisation nécessite d'établir un lien entre les conditions climatiques et le développement du pathogène. Pour étudier ce lien, les modèles utilisés se classent en deux catégories : les modèles empiriques et les modèles mécanistes. Les premiers sont basés sur des observations du système à représenter. Le modèle se base uniquement sur des liens statistiques (par exemple des régressions linéaires) établis entre une ou plusieurs variables en entrée (prédicteur(s)) et une variable de sortie (prédicteur). Les modèles mécanistes se basent quant à eux sur le comportement du système, traduit par des équations mathématiques basées sur des processus chimiques, physiques et/ou biologiques. Un modèle mécaniste nécessite moins de données qu'un modèle empirique, mais exige une bonne compréhension des mécanismes simulés et des relations entre les variables d'entrée du modèle.

Dans un second temps, les modèles (empiriques ou mécanistes) établissant le lien entre le climat et la présence du pathogène sont alimentés par une ou plusieurs variables climatiques simulées ou représentatives d'un climat futur attendu. Ces données sont majoritairement issues de Modèles de climat dit de Circulation Générale (GCM), produisant des projections climatiques sur plus d'une centaine d'années (description de ces modèles dans le Chapitre 1). Les GCM permettent de produire des données climatiques à des échelles temporelles (quotidienne, mensuelle) et spatiales (une à trois centaines de kilomètres) variées, représentatives des potentielles conditions climatiques dans le futur selon différents scénarios/trajectoires (détails dans le Chapitre 1).

Quelle que soit l'approche, l'évaluation de l'influence du climat sur les maladies des cultures dépend des échelles spatiales et temporelles. Ces échelles doivent être explicitement considérées (Garrett et al., 2011 ; Sutherst et al., 2011). Chakraborty et al. (2000) met en avant le problème des échelles spatiales trop larges des GCM et la nécessité de générer des données plus adaptées dans le but d'étudier l'évolution de maladies à l'échelle locale. L'échelle temporelle (*i.e.* quotidienne) généralement archivée en sortie des GCM peut également être insuffisante pour fournir des données d'entrée (*i.e.* horaires) à des modèles de maladie. Garrett et al. (2011) évoquent deux méthodes pour remédier à ces problèmes de différences d'échelles : 1\ appliquer une descente d'échelle sur les données climatiques afin de les faire correspondre (en termes d'échelles temporelles et spatiales) aux données d'entrée utilisées dans les modèles de maladies ; 2\ calibrer les modèles de maladies à une échelle plus grossière et permettant l'utilisation plus aisée de données climatiques simulées par des GCM.

Depuis les années 2000, Juroszek & von Tiedemann (2015) recensent 38 études menées sur la modélisation de l'impact du changement climatique sur les pathogènes en agriculture via l'utilisation de projections climatiques. Cela représente 35 maladies sur un ensemble de 15 cultures. Les auteurs montrent que les principaux paramètres climatiques utilisés dans la simulation et la projection du risque maladie sont 1/ la température de l'air (notamment pour simuler la survie hivernale, le temps de latence, d'incubation), et 2/, quand cela est nécessaire, la durée d'humectation foliaire (notamment pour simuler les risques d'infection ; LWD pour *Leaf Wetness Duration*) ou toute autre variable représentant les conditions humides (par exemple : l'humidité relative, spécifique, les précipitations, etc.). Nous reviendrons plus clairement sur la définition de la LWD et les différents moyens de la simuler dans le Chapitre 3.

Concernant le milieu viticole, nous avons recensé 7 études produisant des projections du risque d'un pathogène de la vigne (majoritairement *Plasmopara viticola*, l'agent responsable du mildiou)

avec des données climatiques futures simulées ([Tableau 1](#)). Les méthodes appliquées dans ces études amènent aux conclusions suivantes :

- Parmi ces études, les deux approches de modélisation, empiriques (3) et mécanistes (4), du risque maladie ont été utilisées. Les trois études liées à l'utilisation de modèles empiriques se basent sur des liens observés entre le nombre de traitements appliqués dans la lutte contre la maladie, la sévérité de la maladie en conditions contrôlées et des indicateurs climatiques agrégés au pas de temps mensuel ou sur deux semaines. Dans le cas des modèles mécanistes, les indicateurs représentatifs du risque maladie sont basés sur des modèles d'infection, du temps de latence et un modèle complet de développement du pathogène.
- Sur les 7 études référencées, 4 manières de considérer la période de sensibilité de la plante sont distinguées : 1/ l'échelle annuelle ou mensuelle sans considération de l'hôte (Bregaglio et al., 2013), 2/ l'échelle saisonnière fixe sans considération de la période sensible de l'hôte basée sur les connaissances actuelles selon une échelle calendaire (Salinari et al., 2006 et 2007 ; Launay et al., 2014 ; Angelotti et al., 2017), 3/ l'échelle de la phénologie avec considération de la croissance de la plante dans sa période de sensibilité (Caffarra et al., 2012) et 4/ l'échelle des interactions hôte-pathogène avec prise en compte de la période de sensibilité et utilisation d'un modèle de culture simulant le développement de la plante (Caubel et al., 2014).
- Les paramètres climatiques utilisés par les auteurs sont la température de l'air ou de la surface végétale, la LWD et les précipitations. Selon les cas, ces données sont utilisées au pas de temps horaire (Bregaglio et al., 2013), quotidien (Caffarra et al., 2012 ; Launay et al., 2014 ; Caubel et al., 2014) ou agrégées à des échelles plus larges (Salinari et al., 2006 et 2007 ; Angelotti et al., 2017). Elles peuvent être observées ou/et simulées (par exemple : arbre de classification pour la LWD ; Kim et al., 2002).
- Les projections climatiques sont réalisées dans la majeure partie des cas avec un seul GCM (Caffarra et al., 2012 ; Bregaglio et al., 2013 ; Launay et al., 2014 ; Caubel et al., 2014), sinon deux à trois (Salinari et al., 2006 et 2007). Une seule étude considère un ensemble de projections composées de 7 à 15 GCM (Angelotti et al., 2017). L'ensemble de ces 7 études utilisent des méthodes de descente d'échelle sur les projections climatiques des GCM (méthode abordée dans le Chapitre 1). Dans la majorité des cas étudiés, un seul scénario (présenté comme des trajectoires dans le Chapitre 1) est associé aux projections. Des périodes futures de 10 à 30 ans réparties au cours ou sur la première moitié du XXI^{ème} siècle sont utilisées pour étudier l'évolution du risque maladie.

Tableau 1 : Comparaison des méthodes employées et caractéristiques des études menées sur l'impact du changement climatique à l'aide de données climatiques simulées sur différentes maladies fongiques dans le milieu de la viticulture.

Références	Pathogène	Période sensible de l'hôte	Modèle	Méthode	Observations calibrations	Pas de temps	Type de données	Période future	Données climatiques futures	Scénarios	Région/ Pays
Salinari et al. (2006)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i>	Saisonnière mai à août	multi linéaire	Pathogène - Empirique	Nombre de traitements (46 années)	2 semaines	nPR PR Tmin Tmoy	2020-2039 2040-2059 2070-2089	2 GCM - Delta (mensuel)	SRES A2	Italie
Salinari et al. (2007)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i>	Saisonnière mai à août (HN) juillet à octobre (HS)	multi linéaire	Pathogène - Empirique	Nombre de traitements (46 années)	2 semaines	nPR PR Tmin Tmoy	2020-2039 2040-2059 2070-2089	3 GCM - Delta (mensuel)	SRES A2	Global (Afrique du Sud, Australie, Argentine, Chine, Espagne, France, Portugal, Californie)
Caffarra et al. (2012)	Oïdium <i>Erysiphe necator</i>	DEB-8°Brix ¹ (modèle FENOVITIS ; (Caffarra & Eccel, 2010)	Indice de sévérité (équation du temps de latence)	Hôte- Pathogène - mécaniste	Sévérité sur grappes (7 années / 2 TNT)	Quotidien	Tmin Tmax	2021-2030 2071-2080	1 GCM - SD	SRES A2 SRES B2	Italie
Bregaglio et al. (2013)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i> Pourriture grise <i>Botrytis cinerea</i>	Aucune	Nombre d'infections (%) Modèle d'infection (Magarey et al. 2005)	Pathogène - mécaniste	Aucune	Horaire	Tmoy LWD (CART modèle ; (Kim et al., 2002)	2025-2034 2045-2054	1 GCM - RCM + générateur de climat	SRES A1B	Europe

Launay et al. (2014)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i>	Saisonnière mai à août	Indicateurs AIE & NID ³ Modèle d'infection (Duthie, 1997; Hartkamp et al., 2002)	Pathogène - mécaniste	Aucune	Quotidien	Tmoy LWD (MEDHI modèle)	2070-2100	1 GCM - SD	SRES A1B	Nord-Est France 7 localisations associées à 3 climats (océanique, océanique dégradé, semi-continental)
Caubel et al. (2014)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i>	STICS période sensible entre stades phénologiques et résistance ontogénique (maturité)	MILA : AUDPC sévérité sur feuille simulée fréquence de jours favorables à l'infection	Hôte-Pathogène - mécaniste	Sévérité sur feuilles 11 TNT (7 sites, 5 années) en Champagne, Bourgogne, Cognac	Quotidien	Tmoy surface végétale LWD	2020-2050 2070-2100	1 GCM - SD	SRES A1B	Bordeaux Avignon Dijon
Angelotti et al. (2017)	Mildiou <i>Plasmopara viticola</i>	Saisonnière mensuelle	indicateur qualitatif	Pathogène - Empirique	Sévérité sur feuilles en conditions contrôlées	Mensuel	Tmoy LWD	2011-2040 2041-2070 2071-2100	7 à 15 GCM - Interpolation spatiale	SRES B1 SRES A2	Brésil

¹ : teneur en sucres du raisin atteint 8°Brix

Liste des abréviations

AIE : Efficacité moyenne de l'infection (*Average Infection Efficiency*)

AUDPC : Aire sous la courbe d'évolution de la maladie (*Area Under Disease Progress Curve*)

CART : Arbre de régression et classification (*Classification and Regression Trees*)

GCM : Modèle de Circulation Générale (*Global Climate Models*)

HN : Hémisphère Nord, HS : Hémisphère Sud

LWD : Durée d'humectation foliaire (*Leaf Wetness Duration*)

MEDHI : Modèle d'Estimation de la Durée d'Humectation à l'INRA, basé sur un arbre de classification

NID : Nombre de jours avec des infections (*Number of Infection Days*)

PR : Précipitations, nPR : nombre de jours avec précipitations

SD : Descente d'échelle statistique (*Statistical Downscaling*), voir Chapitre 1 pour plus d'informations

SRES : Rapport spécial sur les scénarios d'émissions (*Special Report on Emissions Scenarios*)

Tmin : Température minimale, Tmax : Température maximale, Tmoy : Température moyenne

TNT : Placette de Témoins non Traités

Enfin, parmi les études déjà réalisées, peu s'intéressent aux incertitudes liées aux données climatiques futures, aussi bien en ce qui concerne les GCM que les trajectoires utilisées. Gouache et al. (2013) ont quantifié et analysé des sources d'incertitudes dans la simulation de l'impact du changement climatique sur la septoriose (maladie fongique) du blé et de son agent pathogène en intégrant un ensemble de 5 GCM ainsi que l'incertitude liée au modèle de sévérité utilisé (paramètres et erreur résiduelle de celui-ci). Les auteurs simulent une diminution moyenne de la sévérité de la maladie sur la période future avec cependant une probabilité allant jusqu'à 45% de se tromper et d'avoir à la place une augmentation de la sévérité sur la période étudiée. Ils attribuent en grande partie cette erreur à la variabilité inter-GCM. Récemment, Launay et al. (2020) ont étudié les incertitudes liées à trois modèles d'infection différents (utilisant des données de LWD issues de deux modèles différents) pour la rouille brune (maladie fongique) du blé utilisés avec des projections climatiques dans le but d'étudier l'évolution de la maladie. Les auteurs observent globalement des tendances similaires de l'évolution du risque maladie simulé dans le futur selon les 6 combinaisons (modèle d'infection - modèle LWD) avec tout de même des différences, entre les indicateurs de risque, plus élevées selon les combinaisons que l'évolution projetée sur la période future.

Parmi les études de l'impact du changement climatique sur les maladies des plantes qui utilisent des modèles mécanistes, la majeure partie d'entre elles ne relie pas ou peu les simulations sur une période passée à des données d'observations à une échelle régionale, bien que ces modèles soient appliqués sur des projections climatiques futures à cette échelle. D'après Luck et al. (2011), les modèles utilisés pour simuler les effets probables du changement climatique sur la distribution ou la biologie d'un agent pathogène sont de plus en plus capables de prendre en compte des interactions complexes entre un agent pathogène, son hôte et l'environnement. Cependant, le défi consiste à relier ces données à l'échelle spatiale afin de déterminer les futures options de gestion. Scherm (2004) précise que dans les cas où des séries chronologiques contenant des variables de la maladie collectées de manière standardisée à long terme sont disponibles, les tendances sont souvent confondues par des changements dans les facteurs biologiques ou de gestion au fil du temps. Tout comme le précisent Madgwick et al. (2011), nous estimons qu'il est particulièrement important de collecter des ensembles de données à long terme concernant les paramètres météorologiques, la phénologie de la plante et des observations liées à la présence et l'intensité de pathogènes/maladies afin de pouvoir développer et valider des modèles "maladie-culture-climat".

Enfin, la simulation de l'impact du changement climatique sur les maladies de la vigne se traduit au travers de méthodes variées, d'échelles spatiales et temporelles différentes, auxquelles il faut associer des incertitudes, tout en considérant la spécificité de la culture et du pathogène étudiés. Dans la partie suivante, la maladie dont nous souhaitons étudier l'évolution est présentée.

2) L'oïdium de la vigne

L'oïdium, originaire d'Amérique du Nord, est introduit en France vers 1845. Cette maladie est aujourd'hui présente dans tous les vignobles du monde (Bois et al., 2017a), où elle sévit avec plus ou moins de gravité. L'agent pathogène responsable de cette maladie, *Erysiphe necator*, est un champignon parasite biotrophe filamenteux de la famille des Érysiphacées. L'oïdium est une maladie polycyclique dont le développement est assuré par une succession de cycles de contamination / infection (Dubos, 2002).

L'oïdium se conserve sous deux formes en hiver : les cléistothèces (1, [Figure 1](#) ; reproduction sexuée) et le mycélium dans les bourgeons dormants (A, [Figure 1](#) ; reproduction asexuée).

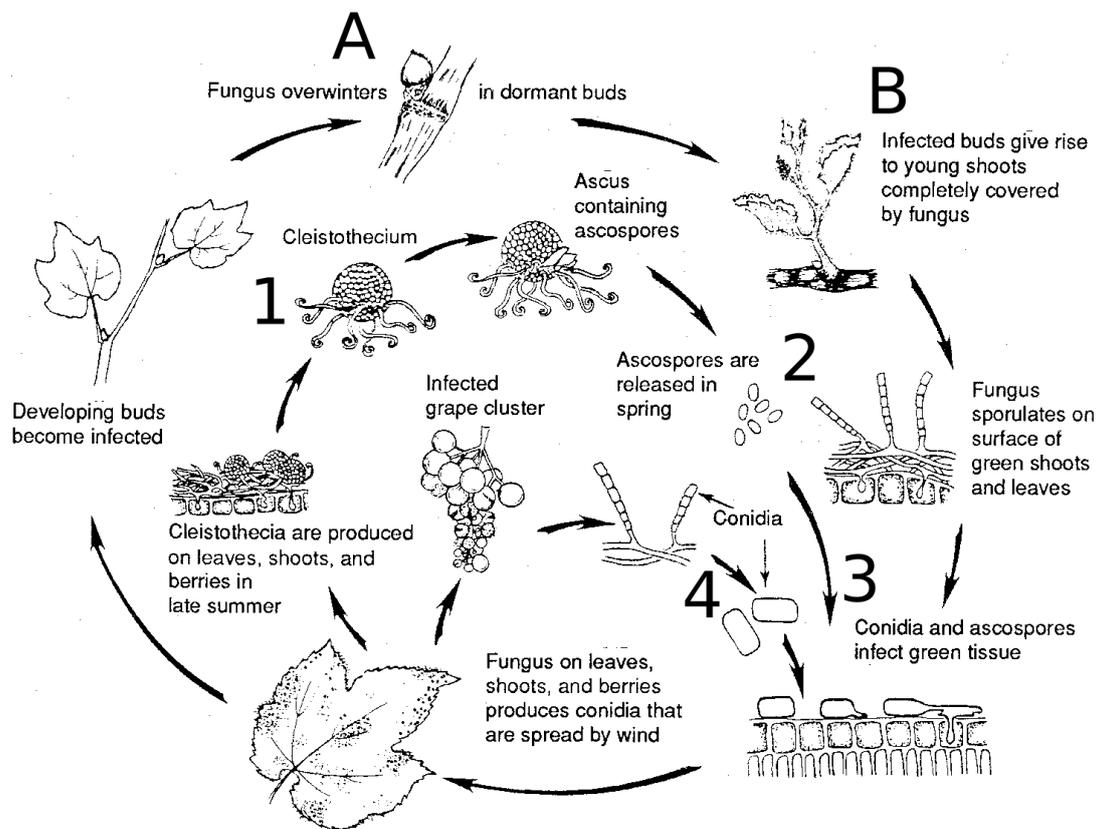


Figure 1 : Schéma représentatif du cycle de développement de l'agent pathogène de l'oïdium de la vigne *Erysiphe necator*. Source : Jackson (2000).

Dans le cas des bourgeons dormants, le pathogène survit de manière latente durant l'hiver. L'année suivante, au moment du débourrement de la vigne, il reprend sa croissance sur les jeunes pousses entraînant un faciès particulier (faciès « drapeau » ; B, [Figure 1](#)). Cette forme n'est pas observée dans les régions de Bourgogne et Champagne, mais est connue dans les vignobles du sud de la France et d'autres vignobles à l'international.

Pour la forme de conservation sexuée, les cléistothèces se développent sur les feuilles, les rameaux et les baies infectés à la fin de l'été et durant l'automne. Il semblerait que des conditions sèches durant cette période soient favorables à la formation de ces organes (Corio-Costet, 2007). Lorsque leur maturité est atteinte, les cléistothèces se détachent et sont dispersées par la pluie. Ils se retrouvent sur les pieds de vigne ([Figure 1](#)), les feuilles mortes et à la surface du sol (Dubos, 2002). Durant l'hiver, la probabilité de survie des cléistothèces est systématiquement plus élevée dans les écorces des cepes que sur les autres substrats (Cortesi et al., 1997 ; Gadoury & Pearson, 1988). Au

printemps, lors de conditions climatiques favorables, les cléistothèces viables expulsent des ascospores sous l'effet des pluies (à partir de 2 mm environ) avec une température minimale voisine de 10°C (Gadoury & Pearson, 1988, 1990 ; 2, [Figure 1](#)). Dans le vignoble bordelais, l'éjection des ascospores peut s'étaler dans le temps, sur une période de plusieurs mois entre mars et juin (Jailloux et al., 1999). Le taux de décharge d'ascospores dépendra à la fois de la présence d'eau liquide (durée d'humectation foliaire) et de la température (D. M. Gadoury & Pearson, 1990). Ces ascospores se déposent sur les jeunes feuilles et organes de la plante pour ensuite les infecter (3, [Figure 1](#)). Avec le mycélium hivernant dans les bourgeons (A, [Figure 1](#)), ce sont les deux sources d'infections primaires. Ces infections primaires permettent la formation de mycélium et la production des conidies asexuées provoquant des contaminations secondaires (4, [Figure 1](#)). Ces conidies, principalement disséminées par le vent et sensibles aux précipitations (Corio-Costet, 2007), contaminent d'autres organes de la plante et répètent plusieurs cycles de contamination pendant la saison.

Selon les régions viticoles, les ascospores sont considérées comme une forme importante d'inoculum primaire, seules ou en combinaison avec le mycélium hivernant dans les bourgeons (Dubos, 2002 ; Cortesi et al., 1997 ; Gadoury & Pearson, 1988). À ce jour, deux groupes génétiques (A et B) sont identifiés chez l'oïdium de la vigne (Délye et al., 1997). Ces deux groupes disposent de résistances différentes à certains fongicides, ce qui entraînerait une répartition, à la fois spatiale et temporelle, hétérogène au sein des vignobles (Dufour et al., 2011 ; Miazzi et al., 2008).

Il existe un grand nombre de modèles simulant le développement du pathogène et dont certains sont actuellement utilisés, sous forme d'Outils d'Aide à la Décision (OAD) dans le but d'améliorer le positionnement des traitements et ainsi réduire l'usage des produits phytopharmaceutiques. Ces modèles intègrent principalement les conditions météorologiques liées à une ou différentes phases de développement du pathogène. Un des premiers modèles développés (Sall, 1980) utilise la température et l'humidité relative afin de calculer un taux de colonisation du pathogène en intégrant un modèle de croissance de surface sensible (feuilles et grappes) de la vigne. Chellemi & Marois (1991) simulent le taux de germination et l'accroissement d'une colonie (contamination secondaire) en fonction de la température et de la présence d'eau liquide (basé en partie sur les travaux de Delp, 1954). Il existe d'autres modèles dont les équations sous-jacentes ne sont pas toutes libres d'accès (modèle Viti-Meteo : Dubuis et al., 2014 ; SOV : Rouzet et al., 2007 ; Movida® : Bayer-Agri, www.bayer-agri.fr).

Plus récemment, un modèle mécaniste développé par Caffi et al. (2011) simule les différentes étapes des contaminations primaires d'*Erysiphe necator* sur la période sensible de la vigne (fixée entre débourrement et véraison) à l'aide de données climatiques quotidiennes de température, de précipitations, d'humidité relative et d'humectation foliaire (LWD). Un autre modèle mécaniste, développé par Calon nec et al. (2008), prend en compte les interactions hôte-pathogène en couplant deux modèles : 1\ un modèle qui simule la croissance de la vigne (nombre, surface et âge des feuilles) en y intégrant la résistance ontogénique et 2\ un modèle épidémique (dispersion spatio-temporelle des spores, croissance, infection et temps de latence du pathogène). Le modèle de Calon nec et al. (2008) intègre un plus grand nombre de variables et offre la possibilité d'étudier le rôle de la croissance de la plante et de toute modification du couvert impactant sur l'extension de l'épidémie. Ce modèle reste adapté à l'échelle de la plante et permet de mieux comprendre les mécanismes hôte/pathogène mis en jeu durant l'épidémie.

Garrett et al. (2011) abordent la complexité à laquelle est confrontée une étude d'impact du changement climatique sur les maladies des plantes. Les auteurs proposent plusieurs questions dont les réponses aident à délimiter le périmètre d'étude. Certaines de ces questions se posent dans le cas de notre étude sur l'oïdium de la vigne :

- Les interactions biologiques sont-elles multiples ?

Erysiphe necator, l'agent pathogène de l'oïdium, est inféodé au Vitacées et est particulièrement agressif sur *Vitis vinifera* (D. M. Gadoury et al., 2012). Les interactions avec d'autres pathogènes sont semble-t-il faibles et peu documentées. Les interactions avec la plante sont plus nombreuses. Le développement du pathogène peut être influencé par : une résistance différente selon les cépages (Galet, 1977), la vigueur de la plante (Calonnec et al., 2008 ; Valdès Gomez, 2007), l'état de croissance et l'âge des organes infectés (M. A. Doster & Schnathorst, 1985), la production de feuilles sensibles ou l'effet indirect de micro-climat (Zahavi & Reuveni, 2012). Selon les groupes génétiques (A et B), des efficacités en termes de germination et d'infection seraient différentes (Montarry et al., 2008). Les liens entre ces deux groupes et des conditions climatiques différentes sont très peu abordés à notre connaissance dans la littérature.

- Le pathogène réagit-il en réponse à des seuils environnementaux ?

Bien qu'un ensemble de conditions limitant (seuils de températures par exemple) le développement du pathogène soit reconnues et renseignées dans la littérature, l'oïdium est présent dans l'ensemble des vignobles mondiaux (sous un panel de climats différents) et est considéré comme l'une des maladies les plus importantes pour cette culture (Bois et al., 2017a). Le pathogène sévit plus ou moins fort selon les régions, mais il ne semble pas y avoir aujourd'hui (exceptées quelques conditions anecdotiques) des conditions empêchant totalement son développement en milieu viticole, certaines étant même très limitantes.

- Quels facteurs peuvent influencer l'effet du climat sur la maladie ?

Bien que la performance des moyens de traitement s'améliore, aujourd'hui, la caractéristique préventive de ces derniers permet de limiter le développement du pathogène, mais pas de le stopper. Les recherches actuelles sur la stimulation des défenses de la vigne (Nesler et al., 2015) et l'amélioration variétale (approche génétique, Schneider et al., 2019) permettant d'augmenter la résistance de l'hôte, pourraient conduire à une modification du lien entre climat, pathogène et plante. Ces approches restent à concevoir sur du long terme, à la fois dans un premier temps pour vérifier leur durabilité mais également leur conformité liée à la culture pérenne de la vigne qui implique au minimum un engagement économique de 20 ans ou plus lors de sa plantation.

Ainsi, il existe de nombreux facteurs interagissant à différentes échelles spatiales et temporelles pouvant impacter le développement d'*Erysiphe necator* sur la vigne. Il est donc impératif de déterminer les échelles adaptées à notre cas d'étude. Dans la partie suivante, nous précisons le contexte dans lequel nous étudions l'évolution de l'oïdium de la vigne : les vignobles de Bourgogne et de Champagne.

3) Cas d'étude : la Bourgogne et la Champagne viticoles

3.1) Régions viticoles

En 2018, la France a produit 48.6 millions d'hectolitres de vin, ce qui classe le pays comme 2^{ème} producteur au monde derrière l'Italie (OIV, 2018). En France, le secteur viti-vinicole rapporte 12.7

milliards d'euros à l'export, ce qui place ce secteur en 2^{ème} place après l'aéronautique, dans les excédents commerciaux. Les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne représentent une faible proportion des surfaces viticoles du pays (respectivement 30 000 et 34 300 hectares, soit environ 4% chacune) mais produisent des vins à forte valeur ajoutée dont une grande part est exportée. Effectivement, la Bourgogne présente un chiffre d'affaires de 2 milliards (dont 55% à l'export ; BIVB, 2020) et la Champagne de 5 milliards (dont 60% à l'export ; Comité Champagne, 2019). Par ailleurs, ce secteur génère de l'emploi à hauteur de 45 200 emplois en Bourgogne (représentant 7% de l'emploi total en Bourgogne- Franche-Comté ; BIVB, 2020) et 30 000 en Champagne (Comité Champagne, 2019). Le secteur viticole représente donc des enjeux économiques et sociaux dans ces deux régions ainsi qu'au niveau national.

D'un point de vue géographique, ces deux régions du quart Nord Est de la France font partie des régions viticoles situées en marge des limites climatiques septentrionales de la viticulture. La Bourgogne ([Figure 2](#)) viticole se répartie sur 3 départements :

- l'Yonne (89) avec le "Chablisien et Grand Auxerrois" ;
- la Côte-d'Or (21) avec la "Côte de Nuits", la "Côte de Beaune" et le "Châtillonnais" ;
- la Saône-et-Loire (71) avec la "Côte Chalonnaise" et le "Mâconnais" ;

et la Champagne viticole ([Figure 3](#)) sur principalement 3 départements également :

- L'Aisne (02) et la Marne (51) avec la "Montagne de Reims", la "Vallée de la Marne", la "Côte de Blancs" et la "Côte de Sézanne" ;
- l'Aube (10) avec la "Côte des Bar".

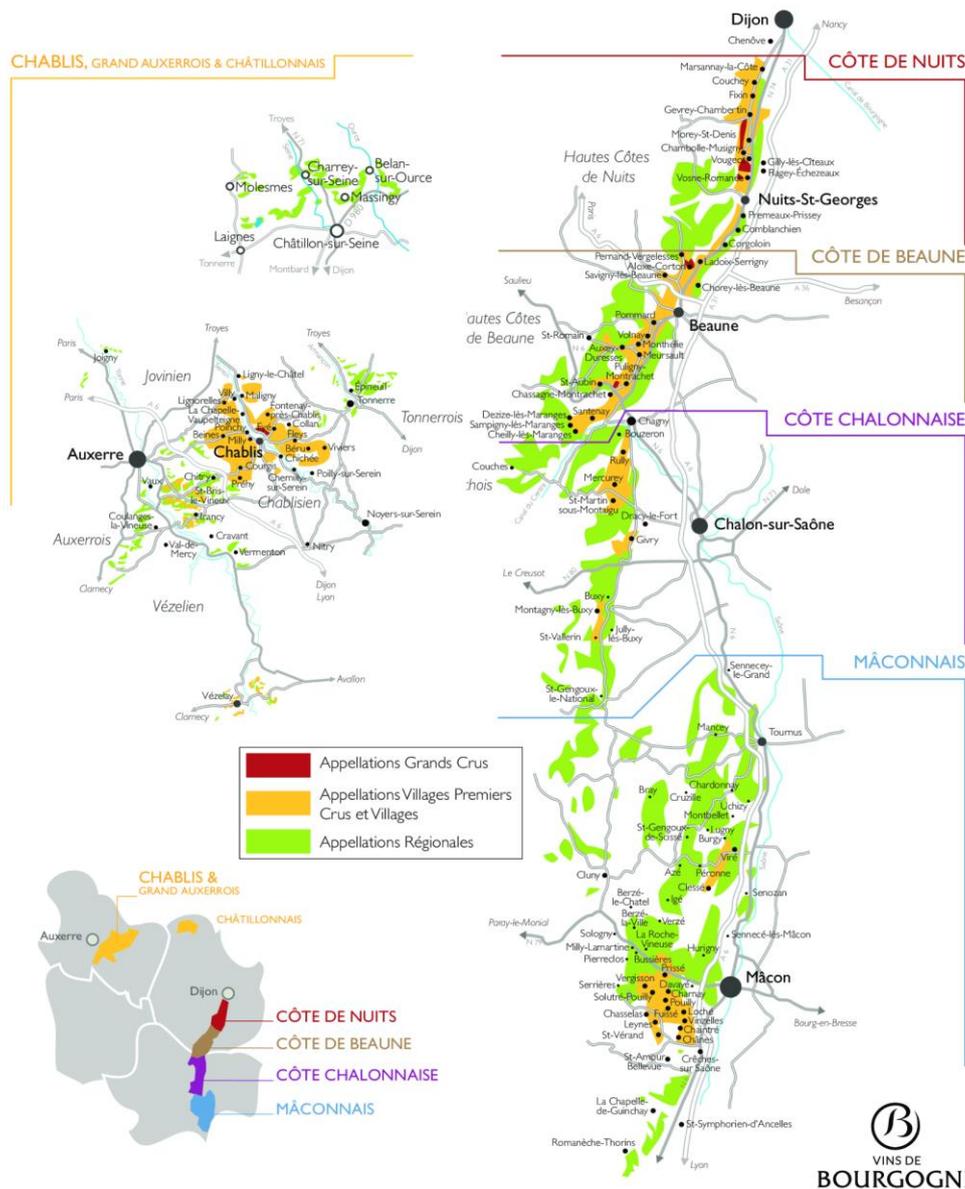


Figure 2 : Répartition spatiale de la Bourgogne viticole. Source : BIVB, Carte "La Bourgogne et ses cinq régions".

Le [Tableau 2](#) représente la répartition des cépages selon les différents départements présentés précédemment (sources : BIVB et Comité Champagne). Les deux cépages emblématiques de ces régions sont le Pinot noir et le Chardonnay, auxquels s'ajoutent le Pinot meunier en Aisne-et-Marne (retrouvé en grande partie dans la "Vallée de la Marne"). La Côte-d'Or et l'Aube sont majoritairement plantées en Pinot Noir (73 et 83% respectivement) contrairement à l'Yonne et la Saône-et-Loire où le cépage dominant est le Chardonnay (80 et 56% respectivement). Les proportions de chaque cépage en Aisne-et-Marne sont plus équilibrées (Pinot meunier 35%, Pinot noir 35% et Chardonnay 26%).

Les caractéristiques climatiques de ces régions sont détaillées dans la partie suivante.

Tableau 2 : Description des proportions des cépages plantés par région viticole. Source : BIVB et Comité Champagne.

Région	Sous-régions viticoles et proportion de la superficie (%*)	Proportion (%) de chaque cépage
Champagne	Aisne et Marne (79 %)	39 35 26
	Côte des Bar (21 %)	83 13 3 1
Bourgogne	Chablisien Auxerrois (23 %)	80 13 5 2
	Côte de Nuits Côte de Beaune (37 %)	73 20 6 1
	Côte Chalonnaise Mâconnais (40 %)	56 27 11 6

* Proportion de chaque sous-région par rapport à la superficie totale de la région

Cépage : Meunier Pinot noir Chardonnay Aligoté Gamay Other

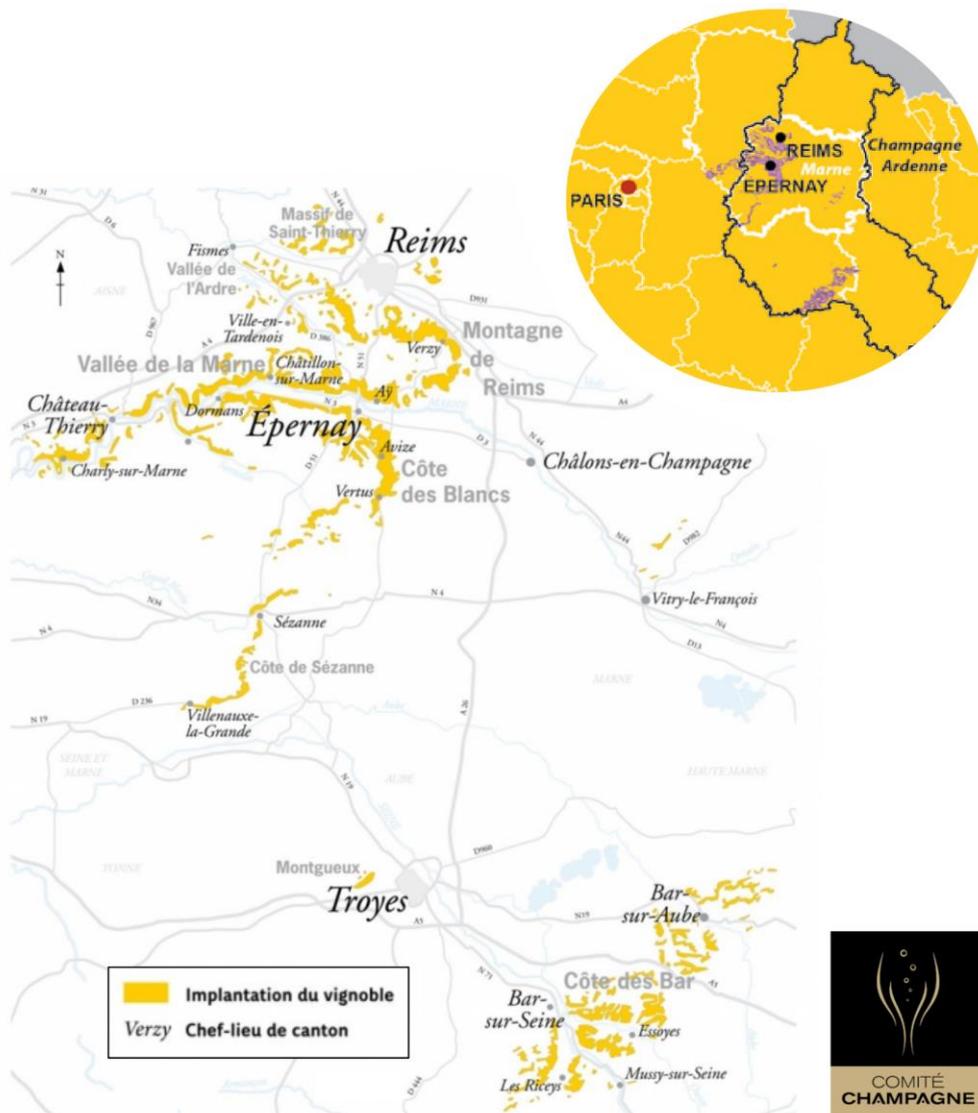


Figure 3 : Répartition spatiale de la Champagne viticole. Adaptée de sources : Comité Champagne

3.2) Conditions climatiques

Selon les climats de Koppen-Geiger (Peel et al., 2007), les régions de Bourgogne et de Champagne se situent dans la classe Cfb associée à un climat tempéré chaud caractérisé par des précipitations tous les mois de l'année et l'absence de saison sèche avec des été tempérés. D'après la classification des climats de France de Joly et al. (2010), les régions viticoles de Bourgogne et Champagne se situent dans le type 2 caractérisé par un climat semi-continental avec des influences océaniques.

Au sein de la Bourgogne, des différences de climat peuvent être observées, principalement entre la région Chablisien - Grand Auxerrois et les autres régions situées le long de la Côte (de la Côte de Nuits au Mâconnais). D'après Cuccia (2013), le climat du vignoble de Chablis possède une plus forte influence océanique : douce et pluvieuse en hiver, fraîche et humide en été. Le climat de la Côte subit des influences climatiques océaniques et méridionales, se caractérisant par des étés plus chauds et secs et par des hivers plus froids et humides. En Champagne, l'influence océanique est plus marquée dans la Marne, plus particulièrement dans l'ouest que dans l'est, avec une décroissance des températures en hiver vers l'est et une augmentation de l'insolation vers le sud (M. H. Madelin, 2004).

En comparant le climat de la Bourgogne et la Champagne à l'aide des stations de Savigny-lès-Beaune et Reims-Courcy sur la période 1981-2010, la Bourgogne présente en moyenne des températures plus chaudes (+1°C sur l'année) associées à un cumul de pluie plus élevé (+121 mm) sur l'année (Tableau 3). Ces différences sont accentuées durant la période végétative de la vigne (d'avril à septembre) sur les températures (avec +2.2°C sur les températures minimales et +1.5 sur les températures maximales) et sur le cumul de pluie (+45 mm). La Figure 4 permet d'observer la meilleure répartition des pluies avec des cumuls légèrement plus élevés en été qu'en hiver à Reims comparé à Savigny-lès-Beaune, ceci pouvant être attribué à la plus forte influence océanique à laquelle est soumise la Champagne.

Figure 4 : Diagramme Ombrothermique réalisé à partir des données quotidiennes issues des stations Météo-France de Reims-Courcy (en Champagne) et de Savigny-lès-Beaune (en Bourgogne) sur la période 1981-2010.

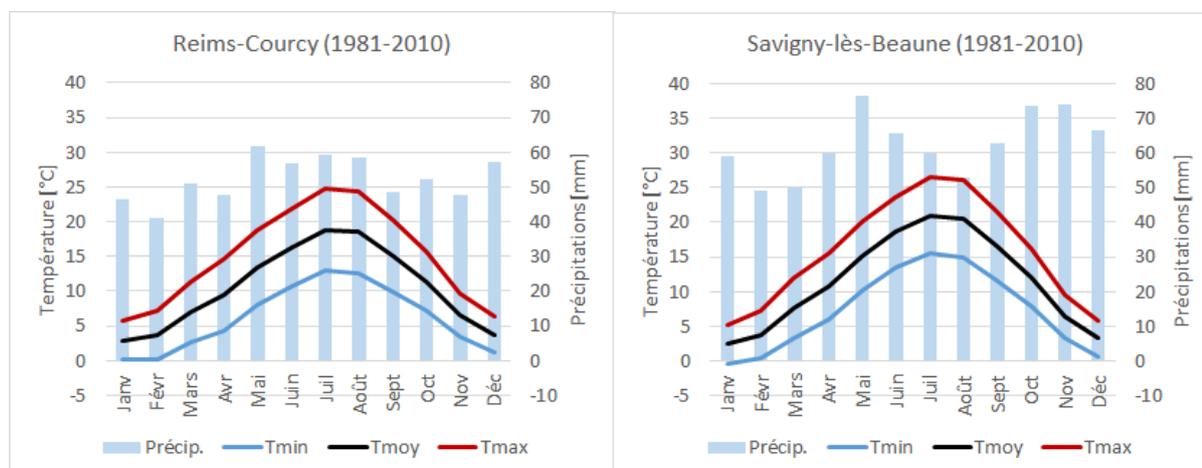


Tableau 3 : Différences entre les températures et les précipitations (normales 1981-2010) de la station de Savigny-lès-Beaune et de la station de Reims-Courcy (une valeur positive indique que la variable mesurée est plus élevée à Savigny-lès-Beaune qu'à Reims-Courcy). DJF = décembre à février ; MAM = mars à mai ; JJA = juin à août ; SON = septembre à novembre. Tmin, Tmoy et Tmax = températures minimales, moyennes et maximales, respectivement; Précip. = cumul de précipitations.

	Tmin [°C]	Tmoy [°C]	Tmax [°C]	Précip. [mm]
DJF	-0.2	-0.2	-0.2	+30.0
MAM	+1.5	+1.3	+1.0	+26.1
JJA	+2.5	+2.2	+1.9	+3.9
SON	+0.8	+0.7	+0.6	+61.4
Avril-Sept	+2.2	+1.9	+1.5	+44.9
Année	+1.2	+1.0	+0.8	+121.4

Ainsi, le type climat est similaire entre la Bourgogne et la Champagne sur la base des climats de Koppen et de Joly mais il existe tout de même des particularités au sein des sous-régions (détaillées ci-dessus). Les conditions climatiques dans ces deux régions se montrent-elles favorables au développement de pathogènes tels que le mildiou et l'oïdium de la vigne par rapport à d'autres régions viticoles françaises ?

3.3) L'oïdium en Bourgogne et en Champagne

En France, les enquêtes sur les pratiques culturales menées par le ministère de l'agriculture (enquêtes Agrestes) ont pour objectif de décrire et de caractériser les pratiques d'exploitation des agriculteurs. En milieu viticole, les enquêtes décrites par Pujol (2017) et Simonovici (2019) recensent les pratiques de l'usage des pesticides dans les différentes régions viticoles de France. Les enquêtes fournissent majoritairement des informations sur le nombre de traitements, l'indice de fréquence de traitement (IFT) et le ressenti des viticulteurs face aux maladies présentes. Au total, cinq années sont couvertes par ces enquêtes : 2006, 2010, 2013 et 2016. Plusieurs conclusions peuvent être tirées de ces enquêtes :

- Avec l'IFT le plus élevé sur l'ensemble des années, la Champagne est la région viticole de France dans laquelle le plus de fongicides sont utilisés pour lutter contre le mildiou et l'oïdium.
- En moyenne, sur les quatre années étudiées, la Bourgogne vient en 2^{ème} position des régions avec l'IFT le plus élevé (excepté en 2010, où elle se situe en 4^{ème} place)
- En 2016, la Champagne a l'intensité moyenne du dosage des traitements fongicides (soit la dose appliquée par rapport à la dose homologuée) la plus élevée parmi l'ensemble des régions viticoles françaises. La Bourgogne se situe en 4^{ème} position, derrière la Corse et le Beaujolais.

Les enquêtes mettent également en avant que l'application des fongicides peut, selon les années, être associée à la présence ou à un ressenti élevé de l'oïdium (2013) ou du mildiou (2010 et 2016) en Bourgogne et Champagne. Dans l'enquête Agreste réalisée spécifiquement sur le vignoble Champenois pour l'année 2016 (Agreste, 2020), des différences d'IFT fongicides sont identifiées entre les sous-régions viticoles de la région (cf. [partie 3.1](#)). La Côte des Bar est la sous-région

présentant l'IFT le plus faible de Champagne tandis que la Côte des Blancs présente celui le plus fort (différence de 3.5). D'après l'enquête, cela peut s'expliquer en raison des conditions climatiques et sanitaires différentes mais également par la présence et l'impact du gel cette année-là. Pujol (2017) construit des modèles empiriques selon les régions permettant d'appréhender le rôle des conditions climatiques (indicateurs mensuels) dans l'augmentation de l'IFT observé entre 2010 et 2013. Ses résultats montrent qu'il est en partie possible d'expliquer l'évolution de l'IFT selon les conditions climatiques dans la majorité des régions viticoles.

Au vu des enquêtes réalisées depuis 2006, il semble évident que la Champagne et la Bourgogne subissent une pression des maladies fongiques en moyenne plus forte que dans les autres régions viticoles de France. Les caractéristiques climatiques dans ces régions peuvent en grande partie être jugées responsables. Des différences au sein même des sous-régions viticoles sont également observées. Ainsi, la question se pose du lien entre le climat, ainsi que ses variations, et la pression maladie observée à l'échelle des régions viticoles. Cette question est au cœur de la problématique de cette thèse qui est présentée dans la partie suivante.

4) Structure de la thèse

Le changement climatique impacte la vigne, son développement ou ses interactions avec les différents pathogènes présents dans son environnement. Parmi ces pathogènes, l'oïdium de la vigne est au cœur des recherches scientifiques mais aussi des préoccupations viticoles. Les vignobles de Bourgogne et de Champagne sont parmi les plus touchés de France par cette maladie dont la gestion peut être problématique. L'évolution à venir de cette maladie et surtout de son impact sur la vigne est donc une question à laquelle il est primordial de répondre, et dont les réponses permettront de construire des stratégies d'adaptation. Ainsi, les travaux présentés dans ce manuscrit sont-ils dirigés par la problématique suivante :

Le changement climatique influence-t-il le risque phytosanitaire lié à l'oïdium de la vigne en Bourgogne et en Champagne viticoles

et s'articulent autour des questions directrices :

(1) Quelles données peuvent être utilisées pour étudier les conséquences du changement climatique sur le risque phytosanitaire à l'échelle des régions viticoles étudiées ? Les projections climatiques sont usuellement utilisées sur des échelles plus large et à défaut d'être utilisables telles quelles, comment sont-elles adaptables à notre cas d'étude ?

(2) *Erysiphe necator* étant un pathogène parasite, il dépend fortement du développement de son hôte. Ainsi, il est légitime et surtout nécessaire de se poser la question : comment la période sensible de la vigne évolue et évoluera face au changement climatique ? Comment et quelles en seront les influences sur les conditions climatiques associées ?

(3) Quels indicateurs peut-on utiliser pour caractériser le risque phytosanitaire à l'échelle d'une région viticole sur le long terme ? Peuvent-ils être utilisés pour simuler l'évolution du risque phytosanitaire d'ici le milieu et la fin du XXI^{ème} siècle ?

Le présent manuscrit contribue à apporter des réponses à ces questions au travers de quatre chapitres.

Dans le Chapitre 1, nous construisons une base de données climatiques alliant observations, simulations et projections. Ces dernières sont représentatives des conditions climatiques aux échelles régionale et locale des régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Des méthodes statistiques permettent d'adapter ces données quand nécessaire.

Dans le Chapitre 2, l'évolution de la période sensible de la vigne est étudiée grâce à l'utilisation conjointe de données d'observations des stades phénologiques, de projections climatiques préalablement adaptées dans le Chapitre 1 et de modèles simulant la phénologie de la vigne.

Les modèles de développement des maladies nécessitent des variables d'entrée représentatives des conditions climatiques dans lesquelles les pathogènes se développent. Pour l'oïdium de la vigne, l'une des ces variables est la durée d'humectation foliaire dont la mesure est très peu répandue. Dans le Chapitre 3, nous optimisons un modèle statistique simulant la durée d'humectation foliaire, utilisée par la suite dans le Chapitre 4.

Dans le Chapitre 4, un ensemble d'indicateurs est défini pour appréhender le lien entre les conditions climatiques et l'intensité de la maladie observée à l'échelle des régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Les projections climatiques permettent ensuite de simuler les évolutions potentielles de ces conditions et donc le risque phytosanitaire de l'oïdium dans ces régions viticoles.

En conclusion, discussions et perspectives finaliseront ce manuscrit.

Chapitre 1

Climat futur aux échelles régionale et locale

1) Climat futur : trajectoires radiatives et Modèles de Circulation Générale

Étudier l'impact du changement climatique nécessite l'utilisation de modèles complexes qui prennent en compte les différentes composantes du système climatique telles que l'atmosphère, l'hydrosphère, la cryosphère, la lithosphère et la biosphère. Ces modèles intègrent également des études économiques et démographiques. Les simulations réalisées à partir de ces modèles ne sont pas des prévisions, mais des scénarios d'évolution du climat sur de longues périodes (plusieurs centaines d'années).

Les simulations climatiques sont réalisées à partir d'outils de simulation numérique appelés Modèles de Circulation Générale (GCM, pour *Global Climate Models*). Ces derniers regroupent un ensemble de modèles simulant les différentes composantes du système climatique et leurs interactions. Ils simulent l'évolution spatio-temporelle des principaux éléments du climat de la Terre. Leur principe de fonctionnement est basé sur la résolution d'équations physiques (thermodynamique, mécanique de fluides, etc). Ainsi, les modèles numériques discrétisent le temps, par des calculs faits toutes les quelques minutes, et l'espace, à l'aide de voxels (maille tridimensionnelle). La taille des voxels et l'intervalle de temps entre deux calculs correspondent à la résolution du modèle. Le développement de la puissance de calcul informatique permet aujourd'hui, à partir des GCM de dernière génération, de modéliser les composantes intervenant dans le cycle énergétique et le cycle de l'eau (atmosphère, surface continentale, océan, glace de mer, glaciers et calotte polaire) ainsi que les échanges entre ces milieux (évaporation, précipitations, fonte des glaciers, écoulement, etc). Ce type de modèle est couramment appelé "Modèle du Système Terre" (ESM, pour *Earth System Model*). La [Figure 1.1](#) représente schématiquement les différentes composantes du modèle de l'IPSL-CM (Institut Pierre-Simon-Laplace - *Climate Model*), ESM français. Créé en 1980, le Programme mondial de recherches sur le climat (WCRP, pour *World Climate Research Program*) fonde en 1997 le projet d'intercomparaison des modèles couplés (CMIP, pour *Coupled Model Intercomparison Project*). Ce projet a pour but de favoriser la coopération internationale dans la réalisation de simulations climatiques coordonnées entre les différents centres de modélisation de climat. Cette approche permet une meilleure compréhension et estimation des différences entre les GCM, tout en permettant la prise en compte des incertitudes liées à la variabilité interne et aux limites actuelles de la connaissance des processus physiques touchant notamment à la microphysique des nuages ou à la convection.

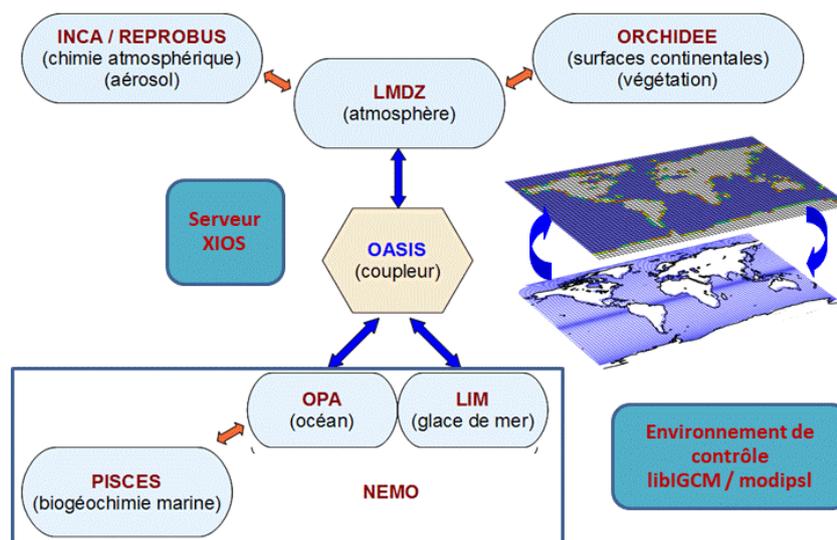


Figure 1.1 : Représentation schématique de l'IPSL-CM. Source : CEA/CNRS/Météo-France 2019 - Animea Studio.

Les simulations numériques issues du CMIP alimentent de nombreuses études scientifiques visant à étudier l'impact du réchauffement climatique et servent de référence pour les rapports du GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat ; IPCC, pour *Intergovernmental Panel on Climate Change*).

Le dernier rapport publié (IPCC, 2014 : *Climate Change 2014 : Synthesis Report*), correspondant à la 5^{ème} phase, se base sur l'exercice CMIP5 (Taylor et al., 2012). Plus récemment, un nouvel ensemble de simulations CMIP6 (Eyring et al., 2016) est utilisé dans le prochain rapport du GIEC AR6 (pour *Assessment Report No 6*) attendu à l'automne 2021. Bien que certains GCM de CMIP6 soient actuellement disponibles, nous utilisons dans cette thèse, les simulations produites dans le cadre de l'exercice CMIP5. Ce choix est motivé par plusieurs arguments :

- l'analyse des simulations est toujours en cours et l'intégralité des données/modèles de l'exercice CMIP6 n'étaient pas disponibles pour réaliser les travaux menés dans le cadre de cette thèse ;
- les premiers résultats de ces dernières simulations viennent confirmer les résultats des précédentes phases CMIP quant à l'évolution du climat de la planète sur les périodes passée et future. Toutefois ces résultats suggèrent, selon les scénarios, un réchauffement plus important à l'horizon 2100 comparativement aux versions précédentes ;
- L'ensemble CMIP5 est à ce jour encore largement utilisé par la communauté scientifique pour étudier l'impact du changement climatique.

Aussi, nous nous concentrons dans ce travail sur les données climatiques de surface produites dans le cadre de l'exercice CMIP5. Nous détaillons tout d'abord le cadre méthodologique et les données qui en sont issues.

La modélisation du climat futur dépend principalement de la physique des processus et de l'évolution du bilan radiatif de la Terre. Les principaux facteurs impactant ce bilan sont actuellement les émissions de gaz à effet de serre (GES), les aérosols atmosphériques ainsi que le changement d'utilisation des terres. Les choix des dirigeants politiques, et plus généralement des

sociétés, concernant ces thématiques impacteront les trajectoires possibles des perturbations d'origine anthropique. Afin d'étudier ces différentes possibilités et les incertitudes associées quant au futur du climat, les GCM intègrent différentes trajectoires classées selon l'amplitude de la perturbation du bilan radiatif. Pour les CMIP5, quatre trajectoires principales (appelées RCP, pour *Radiative Concentration Pathways*) ont été définies et utilisées. Elles simulent des perturbations du bilan radiatif de 2.6, 4.5, 6.0 et 8.5 W/m² à l'horizon 2100, et sont respectivement nommées RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 et RCP8.5. Ces valeurs correspondent au forçage radiatif additionnel que l'on obtiendrait au cours et à la fin du XIX^{ème} siècle par rapport à la période pré-industrielle (van Vuuren et al., 2011). À ces perturbations sont associés des scénarios socio-économiques et des hypothèses sur l'évolution de la population mondiale, les choix faits pour limiter les émissions de GES, le niveau de coopération entre les pays, etc. La RCP8.5 correspond au forçage radiatif le plus élevé, se traduisant par le gain d'énergie du système terre-atmosphère le plus important et donc le réchauffement le plus fort (Figure 1.2). À cette trajectoire sont associées des émissions de GES multipliées par trois environ au cours du XXI^{ème} siècle, principalement en raison de la forte demande et utilisation des énergies fossiles, ainsi que de l'augmentation de la population et du besoin alimentaire qui en découle (Riahi et al., 2011). Cette trajectoire suit une évolution *a priori* semblable à ce que l'on observe aujourd'hui (Peters et al., 2013). À l'opposé, la trajectoire RCP2.6 est associée à une forte atténuation des émissions de GES qui permettrait de limiter le réchauffement global à moins de 2°C. Cette trajectoire est la seule qui permettrait de respecter l'ambition affichée lors des accords internationaux sur le changement climatique pris à la conférence des Parties (COP, pour *Conference of Parties*) à Paris en 2015 (COP21). Respecter cette hypothèse nécessiterait des émissions négatives (stockage de carbone et reforestation intensive) dépassant les émissions anthropiques dès le milieu du 21^{ème} siècle. Les trajectoires RCP4.5 et RCP6.0 sont intermédiaires avec des émissions de GES qui continuent d'augmenter pendant quelques décennies, se stabilisent avant la fin du XXI^{ème} siècle, puis décroissent par la suite (Figure 1.2). La trajectoire 4.5 correspond aux engagements nationaux des différents pays signataires en 2015. L'écart entre l'ambition affichée et les engagements nationaux des différents pays signataires était programmé pour être comblé lors des COP postérieures à celle de 2015. À ce jour, cet écart n'est en rien comblé. La trajectoire (RCP) représente donc une source d'incertitude qui vient s'ajouter à la variabilité interne du système climatique et à la méconnaissance de nombreux processus physiques complexes qui nécessitent des ajustements ou paramétrisations empiriques et spécifiques à certains compartiments du système. La trajectoire d'émission de GES, inhérente aux choix sociétaux, sera, à partir d'environ 2050, la principale source d'incertitude dans l'évolution du climat de la Terre.

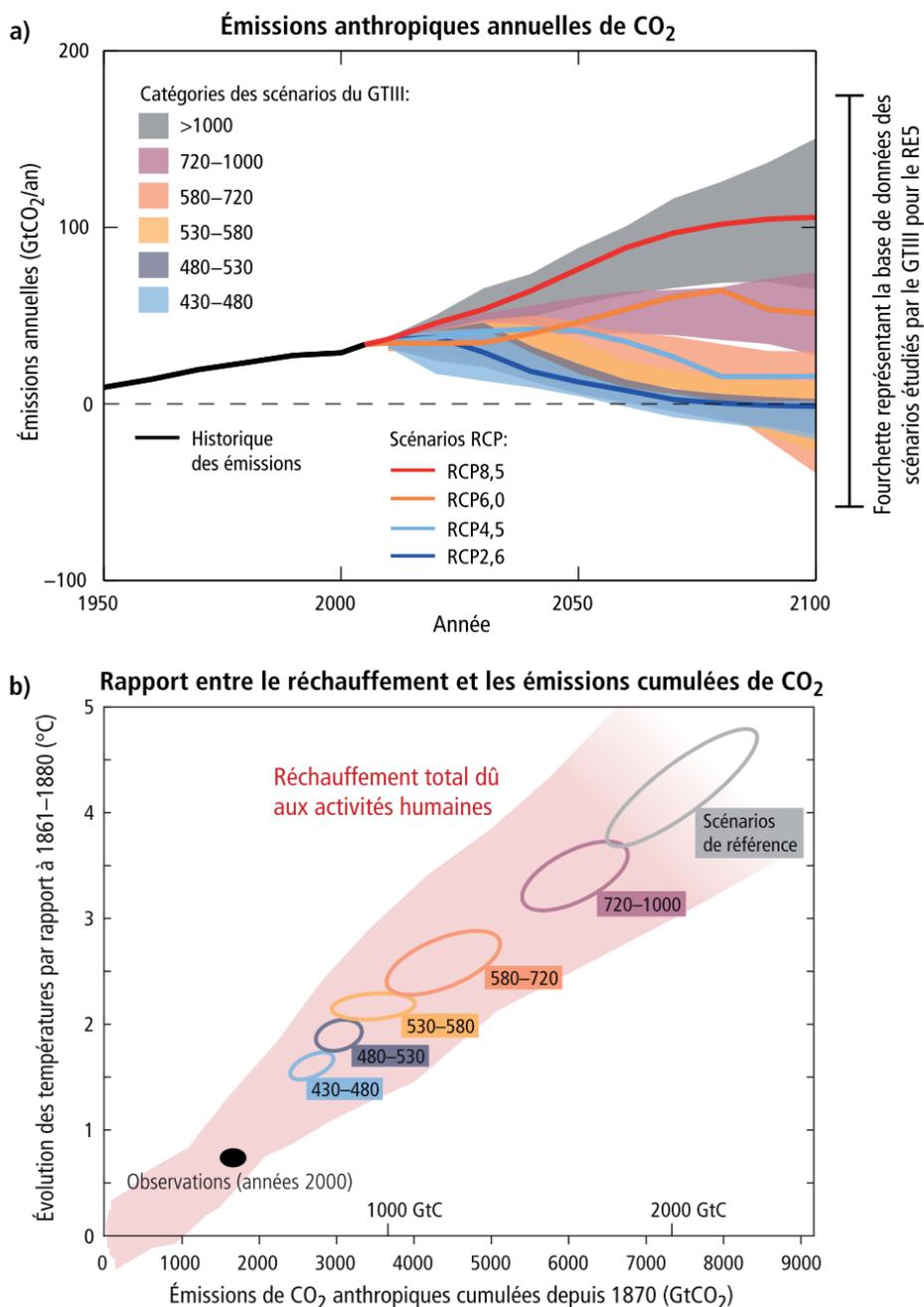


Figure 1.2 : (a) Évolutions des émissions de dioxyde de carbone (CO₂ ; en ppm) envisagées selon les RCP. (b) Augmentation de la température moyenne à la surface du globe en fonction des émissions anthropiques mondiales de CO₂ cumulées depuis 1870. La largeur des ellipses représente l'incertitude liée aux facteurs climatiques jouant sur la température moyenne, autres que le CO₂. L'ellipse noire représente les émissions observées jusqu'en 2005 et les températures observées au cours de la décennie 2000-2009. "GTIII" correspond au 3^{ème} groupe de travail chargé de la rédaction du 5^{ème} rapport d'évaluation (RE5) du GIEC. Source : GIEC (2014)

Une seconde source d'incertitude est propre au choix du GCM, c'est-à-dire l'incertitude liée à la modélisation physique du système. Pour une trajectoire donnée, les résultats des projections climatiques vont différer d'un GCM à un autre. Afin de prendre en compte ces incertitudes, un ensemble de projections climatiques (issues de plusieurs GCM) est nécessaire et utilisé dans le rapport du GIEC, ceci afin de représenter plusieurs gammes de futurs possibles (Figure 1.2). Le réchauffement moyen à la surface de la Terre à la fin du XXI^{ème} siècle sera en grande partie déterminé par les émissions cumulées de CO₂ anthropique et plus généralement de GES. Les

projections envisagées dans l'AR5 en termes d'émission de CO₂ et de son lien avec le réchauffement des températures moyennes, sont présentées dans la [Figure 1.2](#). Quelle que soit la trajectoire empruntée par nos sociétés, les températures moyennes simulées tendront à augmenter sur l'ensemble du siècle.

Dans le cadre de cette thèse, l'ensemble des projections climatiques ont été étudiées sur les RCP4.5 et 8.5. Ce choix a été fait car c'est pour ces deux RCP que le nombre de simulations de GCM disponibles était le plus important. De plus, compte tenu des évolutions observées depuis la COP21, en 2015, la RCP2.6 est aujourd'hui considérée comme très peu réaliste.

2) De l'échelle globale à l'échelle régionale

Les GCM utilisés dans le cadre de l'exercice CMIP5 fournissent des simulations de plusieurs variables climatiques sur des mailles couvrant la totalité du globe à une résolution spatiale qui varie de 1° à 4°, soit de 100 à 400 km environ (Taylor et al., 2012). Dans cette thèse, l'impact du CC est évalué sur des régions viticoles dont l'extension spatiale est souvent bien plus petite que la résolution des mailles de ces GCM et au sein desquelles les zones viticoles sont localisées sur des espaces très particuliers en termes de relief (altitude, pentes ou exposition). Ces situations topographiques particulières, même subtiles, entraînent une grande hétérogénéité spatiale du climat au sein des vignobles (Bois, 2020 ; Quénol, 2014). Ces variations induisent, au sein d'une même région viticole, une forte variabilité spatiale de la phénologie y compris dans des régions de relief peu accidenté comme c'est le cas dans le Bordelais (Bois et al., 2018) ou encore au sein des régions viticoles étudiées (Champagne et Bourgogne, cf. Chapitre 2 de cette thèse). Il en va de même pour les impacts du climat sur la pression phytosanitaire au sein d'une même région, comme la côte viticole bourguignonne (Melyon-Delage et al., 2019). Ainsi, les variables climatiques (températures, précipitations...) simulées par les GCM, qui représentent une moyenne d'un espace composite en termes d'occupation du sol et de relief, sont inappropriées pour étudier les conséquences du changement climatique dans l'espace viticole. Une descente d'échelle, ou désagrégation, est indispensable pour permettre de travailler à des résolutions d'échelles comparables à celles des vignobles. Il existe deux types d'approche pour réaliser une descente d'échelle spatiale : les méthodes dynamiques et les méthodes statistiques (D Maraun & Widmann, 2018).

La désagrégation dynamique se base sur le même principe que les GCM, soit de résoudre la physique et la dynamique du système climatique via l'utilisation de modèles climatiques régionaux (RCM, pour *Regional Climate Model*). Ces derniers se distinguent principalement selon trois types (décrits par Somot, 2005) :

- les modèles de circulation générale de l'atmosphère haute résolution (AGCM, pour *Atmospheric General Circulation Model*) sont des modèles qui couvrent l'ensemble du globe à une résolution élevée (50 km et moins) ;
- les GCM disposent d'une résolution spatiale variable permettant d'augmenter la résolution sur une zone d'intérêt (exemple : le modèle ARPEGE-Climat du CNRM ; Déqué & Pielke, 1995) ;
- les modèles à aire limitée (LAM, pour *Limited Area Model* ; Giorgi & Mearns, 1991 ; Laprise, 2008 ; Rummukainen, 2010), également nommés RCMs dans la littérature, sont des modèles à très haute résolution, forcés à leurs frontières latérales par des GCM de plus basse résolution.

Les deux premiers types de modèles nécessitent une puissance et un temps de calcul importants. Les LAMs permettent aujourd'hui d'atteindre des résolutions comprises entre 5 et 20 km. Cependant, leur utilisation dans des études sur l'impact du CC reste limitée. La présence de biais ne permet pas d'exploiter directement les données simulées pour les études d'impact. Il est en général nécessaire d'effectuer une post-correction via l'application de méthodes statistiques empiriques (Christensen et al., 2008) dont la pertinence est encore discutée (Maraun et al., 2017).

La seconde approche permettant une descente d'échelle correspond à l'utilisation de méthodes statistiques. Selon Rummukainen (1997) puis Douglas Maraun & Widmann (2018), ces méthodes peuvent être distinguées en deux catégories.

La première catégorie correspond aux modèles de régression et de type de temps consistant à calibrer une relation statistique entre des prédicteurs observés à large échelle et des prédictions à l'échelle locale. On retrouve ces méthodes dans la littérature sous le nom de PP pour *Perfect Prognosis*. Ces méthodes sont basées sur l'hypothèse selon laquelle les prédicteurs simulés représentent une réalisation physiquement plausible du climat futur (Maraun et al., 2010).

La seconde catégorie regroupe des méthodes appelées MOS (pour *Model Output Statistics*). Le principe correspond à calibrer une fonction statistique de "transfert" entre une variable climatique simulée dans le passé et sa valeur observée, afin d'appliquer ensuite cette fonction sur des simulations futures. Ce sont principalement des méthodes intégrant une correction des biais et celles-ci sont aujourd'hui largement utilisées dans les études d'impact du CC à l'échelle locale (D Maraun, 2016).

Les deux méthodes de désagrégation statistiques utilisent des observations sur le climat, que ce soit sur des points ou des données maillées. Dans le cas des méthodes de type PP, une séquence temporelle de paires de prédicteurs-prédictands est construite et une calibration est possible vers l'utilisation de correspondance par paire. Ainsi, ce type de modèle de réduction d'échelle peut être inhomogène, c'est-à-dire que les prédicteurs et les prédictands peuvent être des variables différentes. Les méthodes de type MOS ne sont pas calibrées temporellement par paire car les simulations climatiques ne sont pas synchronisées avec les observations. La calibration se base donc sur la distribution de la variable d'intérêt à long terme. Ainsi, les prédicteurs et les prédictands doivent avoir la même dimension physique, par exemple, les précipitations simulées sont corrigées par rapport à des précipitations observées.

Parmi les principales hypothèses associées à ces deux méthodes d'affinage d'échelle, les hypothèses de stationnarité ou d'invariance temporelle sont les plus critiques, en raison des processus de non-linéarité et d'effet seuil qui régissent la dynamique du climat.

Dans le cadre de cette thèse, le choix de la méthode de descente d'échelle s'est porté sur une méthode statistique de type MOS. L'avantage de cette méthode est de pouvoir utiliser et comparer un grand ensemble de GCM. Ainsi, il sera possible d'appréhender les incertitudes liées aux trajectoires et aux GCM. La méthode de désagrégation statistique utilisée a un coût en calcul numérique relativement faible en comparaison avec des méthodes de type dynamique (RCMs). La méthode employée présente également l'avantage d'avoir déjà été validée sur un ensemble de GCM issu des CMIP5 à l'échelle de la Bourgogne dans le cadre de modélisation hydrologique (Brulebois, 2016). La méthode statistique utilisée, dite *quantile mapping* (Boé et al., 2007), est détaillée dans la partie suivante.

3) *Quantile mapping* : désagrégation et débiaisage statistiques

La désagrégation et le débiaisage de l'ensemble des champs simulés par les GCM retenus ont été réalisés à l'aide d'une méthode statistique référencée dans les méthodes dites de *quantile mapping* (QM). Le QM met en œuvre des transformations statistiques pour le post-traitement des sorties de GCM. Il utilise une fonction permettant de transformer la distribution cumulée de la variable modélisée (P_m) afin qu'elle corresponde à la distribution de l'observée (P_o). La fonction de transfert peut être définie de la façon suivante (Gudmundsson et al., 2012) :

$$P_o = F_o^{-1}(F_m(P_m))$$

où F est la fonction de distribution cumulative (CDF, pour *Cumulative Distribution Function*) et F^{-1} correspond à la fonction inverse ou une fonction quantile. L'indice o identifie les distributions correspondant aux données observées et m les modélisées. L'approche utilisée dans notre cas est une fonction non-paramétrique à quantiles empiriques robustes. Cette méthode utilise une CDF empirique des valeurs observées et modélisées eu lieu de supposer une distribution paramétrique. Les CDF empiriques sont approximées en utilisant des tableaux de centiles empiriques (Boé et al., 2007). Les valeurs comprises entre les centiles sont approximées par interpolation linéaire. Ainsi, à chaque rang de quantile (utilisation des centiles dans notre cas) est associée une fonction de transfert pour permettre de mapper la distribution cumulée du modèle sur la distribution cumulée de l'observation ou référence afin de corriger les données simulées ([Figure 1.3](#)). Concernant les valeurs supérieures à la plage actuelle observée, la correction pour le quantile le plus élevé de la formation est utilisée. Dans le cas des précipitations et de l'humidité relative, la fonction de correction n'utilise pas d'extrapolation puisque ces variables ont un extremum absolu d'un ou des deux côtés (distribution bornée). De plus, le pourcentage de jours sans pluie a tendance à être plus faible dans les données modélisées que dans les données observées, du fait de la simulation de nombreux jours avec un faible cumul de pluie. Pour y pallier, un ajustement est fait sur l'ensemble des précipitations simulées qui, lorsqu'elles sont en dessous d'un certain seuil, sont considérées comme étant nulles. Ce seuil est choisi pour que la proportion de jours pluvieux soit la même dans les données simulées et observées. Cette procédure permet de corriger les caractéristiques de distribution des précipitations (fréquence de jours pluvieux et intensité des phénomènes extrêmes) inhérentes à la résolution du GCM.

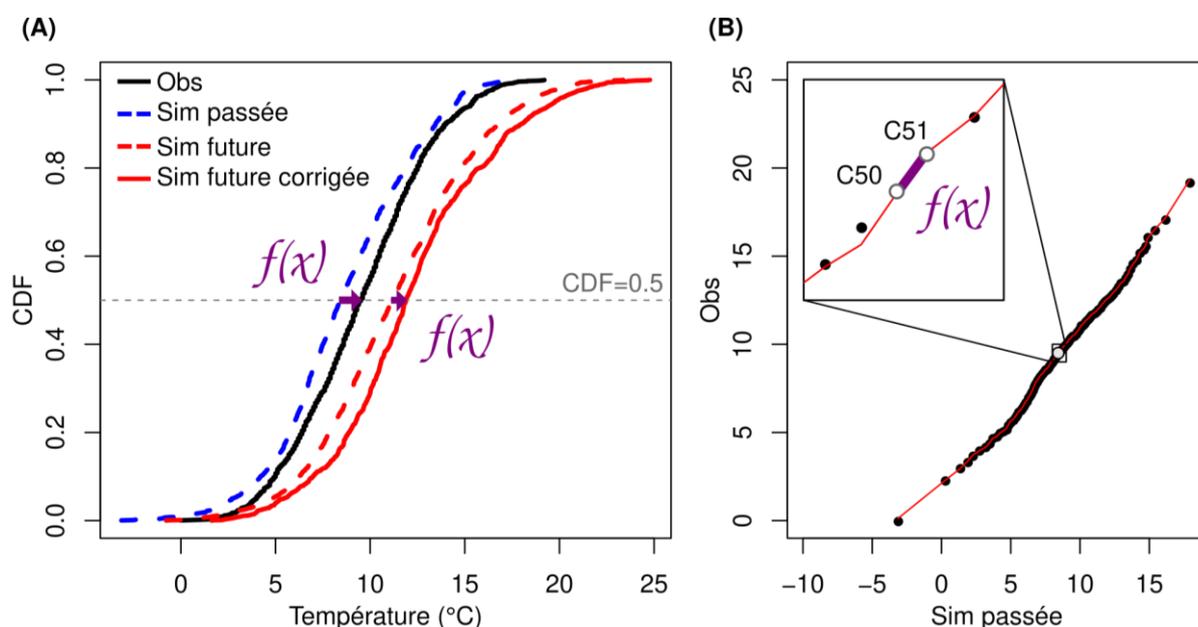


Figure 1.3 : Illustrations de la méthode de *quantile mapping* appliquée sur des données de températures simulées. (A) Comparaison des CDF des observations (Obs) et simulations passées (Sim passée), future avant et après correction (respectivement Sim future et Sim future corrigée). (B) Centiles (points noirs) des données d'observation et de simulation utilisées pour construire les fonctions de transfert par centile (lignes rouges) sur la période 1985-2006. La fonction de transfert $f(x)$ (flèches violettes dans A) est établie pour les valeurs entre le 50^{ème} et le 51^{ème} centile (ligne violette dans B) sur la période passée pour être appliquée sur la période future (2081-2100).

La désagrégation statistique de l'ensemble des sorties de GCM a été réalisée à l'aide du package '*qmap*' (Gudmundsson et al., 2012) sous le langage de programmation R. La fonction *fitQmapRQUANT* a été utilisée sur les centiles de la distribution des données (*qstep* = 0.01) avec un pas de temps mensuel.

4) Chaîne de traitements retenue pour la désagrégation des données CMIP5

4.1) SAFRAN : Données climatiques de référence

Les données climatiques analysées proviennent de la base de données SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Adaptés à la Nivologie) produite par le Service météorologique national français (Météo-France). Initialement développé par le centre d'étude de la neige (Durand et al., 1993), le produit SAFRAN a ensuite été étendu à l'ensemble de la France (Le Moigne, 2002). Ce système d'analyse est basé sur le principe d'interpolation optimale sur des zones climatiques homogènes (615) découpées sur le territoire français. Huit paramètres météorologiques sont analysés au pas de temps horaire : la température, l'humidité relative, les précipitations liquides et solides, le vent à 10 m, la nébulosité, ainsi que le rayonnement solaire visible et le rayonnement infrarouge. Le système SAFRAN combine des observations issues de stations météorologiques ainsi que les sorties de modèles de prévisions météorologiques (d'ARPÈGE). À noter que les versions les plus récentes d'ARPÈGE sont utilisées de manière rétrospective afin de générer des "prévisions" *a posteriori*, permettant d'avoir des résultats homogènes et optimaux depuis une année i , actuellement 1959 pour le produit SAFRAN. Ces données sont ré-interpolées sur une grille régulière de 8 km par 8 km à l'échelle de la France dans

le cadre de la chaîne de modélisation SIM (Safran-Isba-Modcou). Cette chaîne de modélisation développée par Météo-France a pour but une utilisation opérationnelle couvrant les domaines de suivi de ressource en eau, de la prévision des crues et de l'identification des sécheresses (Soubeyroux et al., 2008).

Plusieurs études ont montré la robustesse globale de l'analyse SAFRAN à l'échelle de la France (Colmet-Daage et al., 2016 ; Quintana-Seguí et al., 2008 ; Vidal et al., 2010). L'amélioration de sa qualité au fil du temps fait de ce jeu de données météorologiques non seulement une référence (Szczypta et al., 2011) mais aussi une base de données utilisable dans l'étude d'impact climatique à une échelle régionale.

Dans cette thèse, les données SAFRAN sont utilisées comme référence pour l'ensemble des régions viticoles étudiées, à la fois pour la désagrégation des données climatiques issues des GCM ainsi que pour les différents modèles phénologiques et modèles de maladie (Chapitres 2 et 4). Il est à noter que l'ensemble de ces modèles phénologiques et de maladie ont été calibrés, par leurs auteurs, avec des données climatiques issues de stations météorologiques, et non de SAFRAN. Le choix de mobiliser SAFRAN repose sur deux éléments. 1/ Bien que les régions viticoles de Bourgogne et Champagne disposent de stations météorologiques, celles-ci ne sont pas réparties de façon homogène sur le territoire viticole. 2/ L'historique de ces stations reste relativement faible (de l'ordre de 22 années pour la Champagne et de 9 années pour la Bourgogne) rendant peu pertinente l'application du *quantile mapping*. Pour autant, utiliser des produits en points de grille n'est pas sans conséquence. Ainsi, dans la partie suivante, une comparaison sur les différentes variables climatiques étudiées est réalisée entre les données issues des stations en milieu viticole (données fournies par les deux interprofessions) et celles des points de grille SAFRAN les plus proches.

4.2) Représentativité des données SAFRAN par confrontation avec des données issues de stations météorologiques

Les variables étudiées dans cette thèse sont les températures minimales et maximales, les précipitations et l'humidité relative, ce au pas de temps quotidien sur la période 1959-2019. La grille SAFRAN est régulière et compte 19 162 points (ou mailles) dont une partie ne contient pas de données puisqu'elles sont localisées sur la mer. Dans la suite de ce chapitre, seules les 9 842 mailles sur le continent ont été utilisées.

Un ensemble de données quotidiennes issues de stations météorologiques installées dans les vignobles de Bourgogne et Champagne ont été récupérées afin d'être comparées avec les données SAFRAN ([Figure 1.4](#)). En Bourgogne, les données regroupent un total de 28 stations couvrant la période 2010-2018 (10 stations débutent en 2010, les autres entre 2012 et 2014), soit un total de 241 000 jours. En Champagne, les données de 9 stations ont pu être utilisées sur la période 1996-2017, soit un total de 284 400 jours.

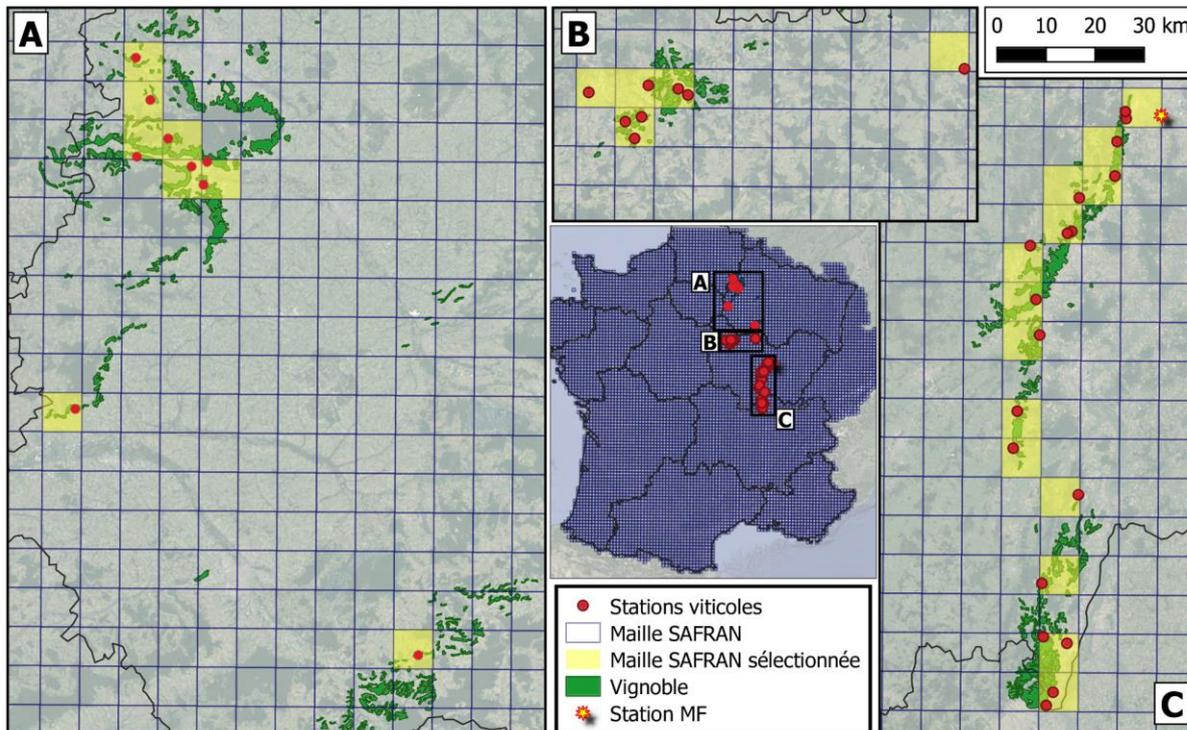


Figure 1.4 : Emplacement des stations météorologiques viticoles en Champagne (A), au nord de la Bourgogne (Yonne ; B) et au centre et sud de la Bourgogne (C) ainsi que l'ensemble des mailles SAFRAN correspondantes. La représentation du vignoble est issue de la classification Corine Land Cover. La station MF correspond à la station Météo-France de Dijon-Longvic.

Les comparaisons entre les données SAFRAN et celles issues de stations ont été réalisées sur les températures minimales (TMIN), maximales (TMAX) et sur l'humidité relative moyenne quotidiennes (HR ; [Figure 1.5](#)). Ces différences sont observées à deux pas de temps : 1/ sur l'ensemble des jours disponibles et 2/ agrégés selon des saisons (respectivement à gauche et à droite de la [Figure 1.5](#) ; soit l'hiver en décembre-janvier-février noté DJF, le printemps en mars-avril-mai MAM, l'été en juin-juillet-août JJA et l'automne en septembre-octobre-novembre SON). Concernant les précipitations, les différences sont étudiées sur deux indicateurs : le nombre de jours de pluie (précipitations quotidiennes supérieures ou égales à 1 mm) et le cumul de précipitations ([Figure 1.6](#)). De la même façon, les différences sont décrites pour deux pas de temps : agrégées annuellement et selon les saisons (respectivement à gauche et à droite de la [Figure 1.6](#)). Le biais moyen de la station de Dijon-Longvic, appartenant au réseau de Météo-France (MF), est également ajouté (point rouge) pour l'ensemble des variables et sur l'ensemble des périodes étudiées (Figures [1.5](#) et [1.6](#)). Ce biais est calculé sur la période 2013-2018 et permet d'appréhender les différences entre les données SAFRAN et celles observées à l'échelle d'une station météorologique. Celle-ci mesure des données météorologiques en respectant les normes de l'OMM (Organisation Météorologique Mondiale) et les données subissent un contrôle qualité appliqué par Météo-France. Notons toutefois que cette station est également très probablement intégrée dans l'élaboration du produit SAFRAN. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle nous n'avons pas étendu cette comparaison en utilisant l'intégralité du réseau Météo-France sur l'ensemble de la métropole française, et que nous avons confronté les données SAFRAN en Bourgogne et en Champagne avec un réseau de stations indépendantes.

Associé aux Figures [1.5](#) et [1.6](#), le [Tableau 1.1](#) synthétise des indicateurs statistiques calculés entre les différentes variables issues de stations et de SAFRAN au pas de temps saisonnier. Ces

indicateurs correspondent à l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le biais et le coefficient de détermination (R^2) dont les équations sont :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}}$$

$$Biais = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{n}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{\sum_{i=1}^n (x_i - \underline{y_i})}$$

où n est le nombre de mesures, x_i est la valeur de la $i^{\text{ème}}$ observation du jeu de données SAFRAN, y_i est la valeur de la $i^{\text{ème}}$ observation du jeu de données issu des stations et $\underline{y_i}$ la moyenne des valeurs de ces données.

Notons ici qu'il aurait pu être préférable d'employer l'acronyme RMSD (*Root Mean Squared Difference*) au lieu de RMSE (*Root Mean Squared Error*), en raison du fait que nous ne mesurons pas ici l'erreur de SAFRAN mais davantage la différence d'une donnée sur une maille en comparaison avec une valeur stationnelle. Toutefois, comme le terme RMSE est généralement plébiscité dans la littérature scientifique, nous avons fait le choix de retenir cette dénomination. Nous reviendrons sur les limites de la comparaison maille (grille SAFRAN) - point (station climatique) plus loin.

On observe pour la plupart des variables et des saisons une erreur systématique (biais). Ces biais sont du même ordre en Bourgogne et Champagne. Il est intéressant d'observer que, sur les deux régions viticoles, les écarts entre les valeurs issues de SAFRAN et celles mesurées aux stations présentent les mêmes caractéristiques saisonnières. Les écarts moyens entre mailles SAFRAN et stations, mesurés par la RMSE, sont de l'ordre de 0.9 à 1.89°C pour les températures TMIN et TMAX et de 4.05% à 5.52 pour HR selon les saisons et les régions ([Tableau 1.1](#)).

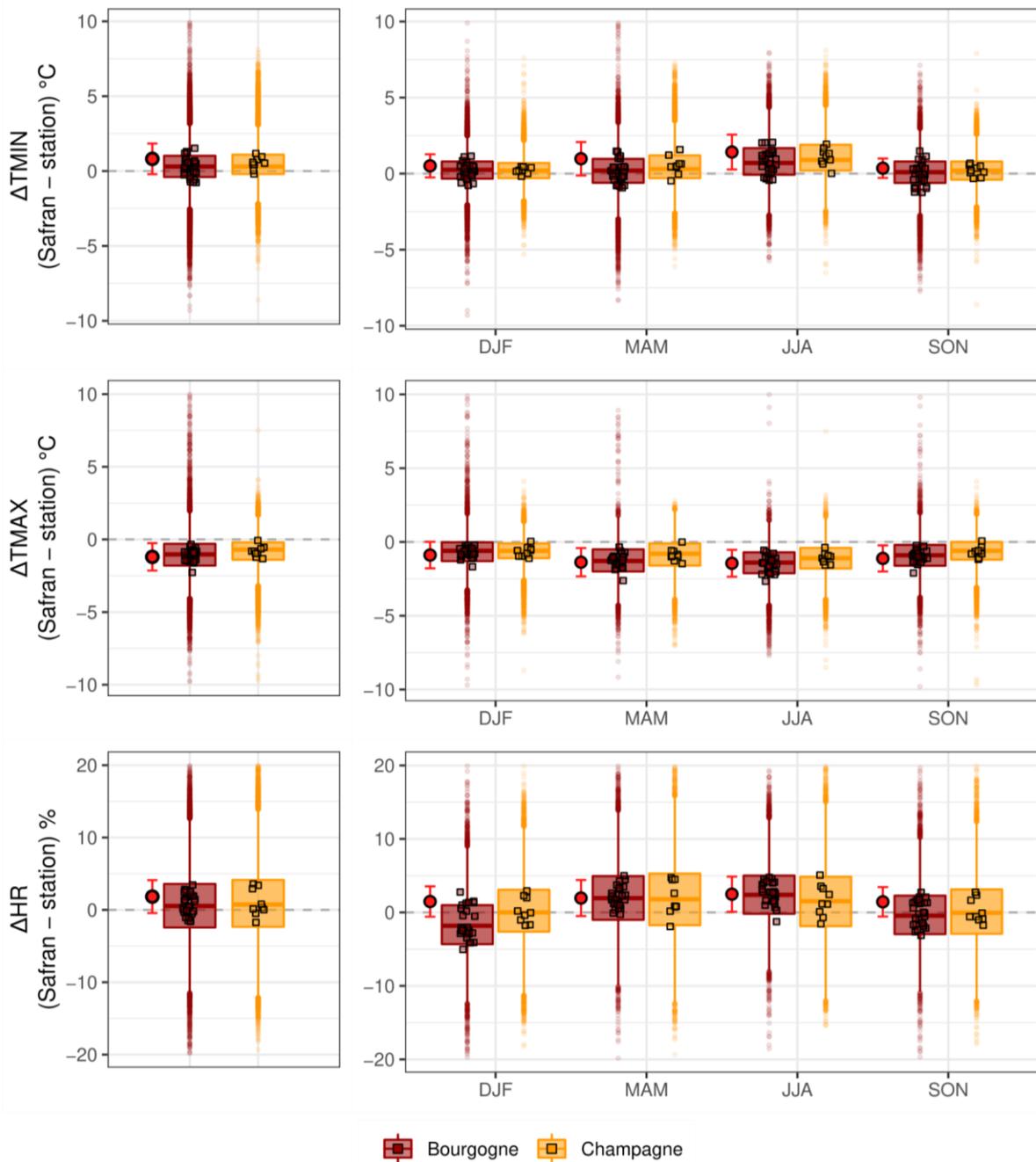


Figure 1.5 : Différences entre les stations météorologiques de Bourgogne et Champagne et le point de grille SAFRAN le plus proche concernant les températures minimales (ΔT_{MIN}), maximales (ΔT_{MAX}) et les humidités relatives moyennes (ΔHR) quotidiennes. Les différences correspondent aux données SAFRAN moins les données stationnelles sur l'ensemble de la période disponible (graphiques de gauche) et selon les saisons climatologiques (graphiques de droite). Les boxplots sont construits à partir des différences quotidiennes observées entre chaque couple maille-station, soit 241 000 valeurs en Bourgogne et 284 400 en Champagne pour les graphiques de gauche. Chaque petit rectangle correspond au biais moyen d'un point de grille par rapport à chaque station climatique correspondante (soit 28 en Bourgogne et 9 en Champagne), selon la période étudiée. Le point rouge représente le biais moyen par rapport à la station Météo-France de Dijon avec des barres d'erreurs représentant l'écart-type.

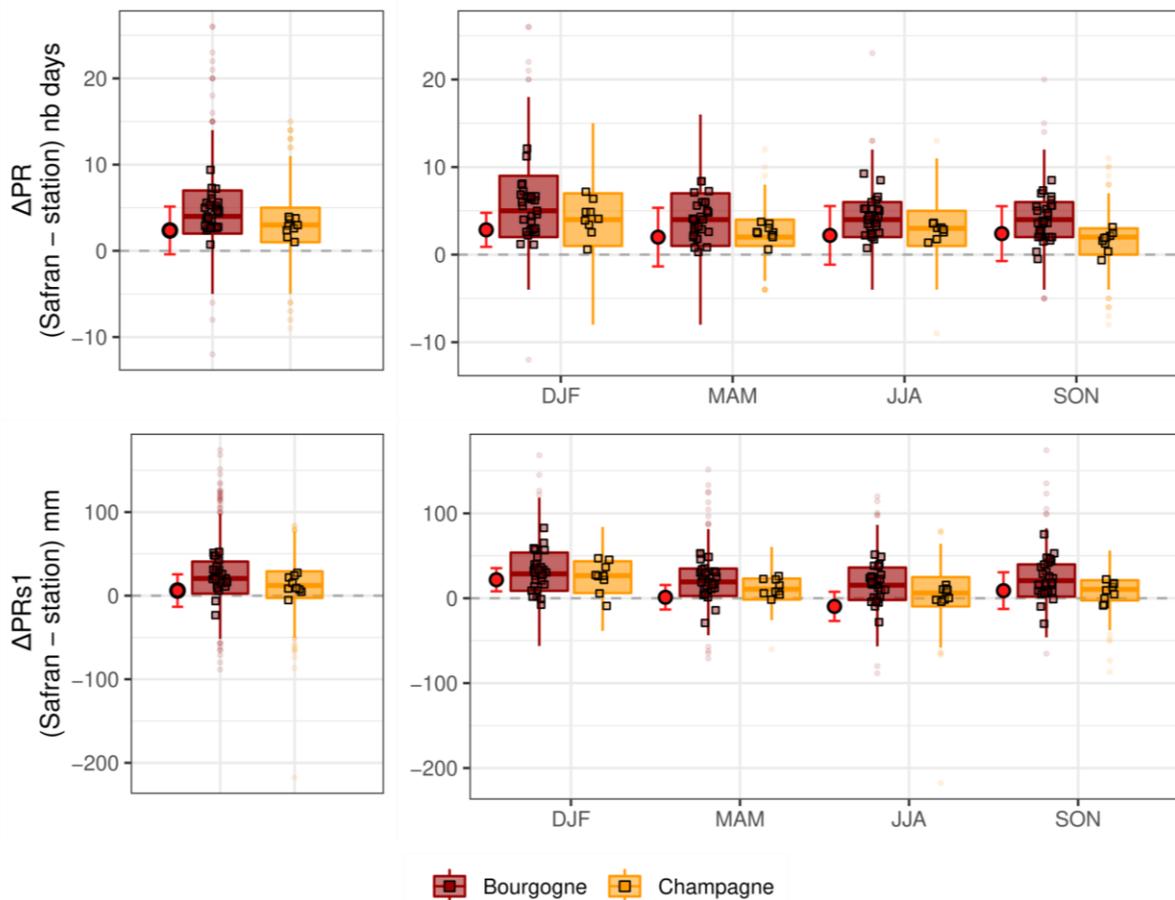


Figure 1.6 : Différences entre les stations météorologiques de Bourgogne et Champagne et le point de grille SAFRAN le plus proche en termes de nombre de jours de pluie (ΔPR s1 : précipitations quotidiennes supérieures ou égales à 1 mm) et de cumul de pluie (ΔPR). Les différences correspondent aux données SAFRAN moins les données station agrégées (cumulées) annuellement (graphiques de gauche) et selon les saisons climatologiques (graphiques de droite). Les boxplots sont construits à partir des différences saisonnières observées entre chaque couple maille-station, soit 704 valeurs en Bourgogne et 783 en Champagne. Chaque petit rectangle correspond au biais moyen d'un point de grille par rapport à chaque station climatique correspondante (soit 28 en Bourgogne et 9 en Champagne), selon la période étudiée. Le point rouge représente le biais moyen par rapport à la station Météo-France de Dijon avec des barres d'erreurs représentant l'écart-type.

Concernant les températures, les points de grilles SAFRAN présentent en moyenne un léger biais chaud sur les TMIN (0.32 et 0.52 °C en Bourgogne et Champagne respectivement) et un biais froid plus marqué sur les TMAX (-1.09°C en Bourgogne et et -0.82°C en Champagne). Ce biais froid est globalement constant sur l'ensemble des saisons (avec une légère hausse au printemps et en été) contre des biais chauds avec une variation saisonnière plus marquée pour les TMIN. Effectivement, aucune station (excepté une en Champagne) ne présente de biais chaud sur les TMAX quelle que soit la saison, alors que les TMIN affichent un biais chaud ou froid de façon variable selon les stations sur trois des quatre saisons étudiées. Sur la période estivale (JJA), en Champagne, les TMIN fournies par SAFRAN sont systématiquement supérieures à celles enregistrées par les stations climatiques correspondantes. Le biais froid affiché par les TMAX est marqué en été avec des valeurs atteignant -1.09°C en Champagne et -1.45°C en Bourgogne (Tableau 1.1). Les différences entre point de grille SAFRAN et stations sont globalement plus grandes en Bourgogne qu'en Champagne. En raison du déséquilibre sur la profondeur temporelle et le nombre de stations entre les régions viticoles, il n'est pas possible d'identifier les raisons de

cet écart entre les deux régions. On suppose toutefois que le nombre de stations supérieur en Bourgogne permet de mieux capturer la variabilité spatiale au sein de cette région viticole, variabilité que ne peut évidemment pas capturer les mailles SAFRAN de 64 km². On observe en effet de forts contrastes thermiques à l'échelle locale en région viticole, comme par exemple dans la région de Saint-Emilion, en Gironde (de Rességuier et al., 2020). Malgré un biais systématique négatif sur l'ensemble des saisons étudiées, les températures maximales SAFRAN sont mieux corrélées (R^2 compris entre 0.92 et 0.97 dans les 2 régions) que les températures minimales (R^2 compris entre 0.82 et 0.96).

Ces biais moyens observés suggèrent que l'amplitude diurne serait en moyenne sous-estimée, avec des températures minimales plus élevées et maximales plus basses, par les points de grille SAFRAN et ceci principalement en été sur l'ensemble des 2 régions viticoles. Ces tendances à la sous-estimation des TMAX et surestimation des TMIN (et principalement en été) via l'utilisation des données SAFRAN sont également observées avec les données issues de la station Météo-France de Dijon (Figure 1.5). Vidal et al. (2010) montrent qu'il existe également une saisonnalité dans les biais de SAFRAN pour les TMIN et TMAX en comparaison aux données Aurelhy, données quotidiennes à résolution 1 km produites par Météo-France, par interpolation spatiale des données climatiques mesurées aux stations (Bénichou & Le Breton, 1987). Les auteurs de cette comparaison SAFRAN-Aurelhy identifient, pour l'ensemble du territoire français, des biais et RMSE très proches de ceux observés sur les régions viticoles de Bourgogne et Champagne dans le cadre de la présente étude, soit un biais chaud sur les TMIN et un biais froid sur les TMAX, tous les deux plus élevés pendant l'été (de l'ordre de 1.5°C et -1.9°C pour les TMIN et TMAX respectivement). Vidal et al. (2010) rappellent que les *minima* et *maxima* thermiques quotidiens de SAFRAN sont dérivés de ré-analyses au pas de temps horaire, entraînant nécessairement une mauvaise capture des extrêmes thermiques quotidiens, et *in fine* la plus faible amplitude thermique observée. Le caractère plus marqué de ces biais (froid pour TMAX et chaud pour TMIN) en été s'expliquerait par la plus grande amplitude thermique observée en période estivale. Quintana-Seguí et al. (2008) ont comparé les températures horaires produites par SAFRAN avec les relevés horaires (toutes les 6 heures) de 1062 stations climatiques du réseau Météo-France normées et indépendantes sur la période d'août 2001 à juillet 2002 et d'août 2004 à juillet 2005. Les biais moyens calculés sont nuls sur l'année, mais affichent une certaine saisonnalité : biais froid d'août à octobre et biais chaud de mai à juillet, nul le reste de l'année. Le biais est plus marqué dans les zones montagneuses. L'erreur (ou différence) moyenne quadratique (RMSE) est de l'ordre 1.4 et 1.5°C sur les années 2001/2002 et 2004/2005, respectivement. Les cartes produites par les auteurs suggèrent des valeurs de RMSE oscillant entre 1 et 2.5°C selon les stations utilisées en Bourgogne et en Champagne.

Tableau 1.1 : Résumé des indicateurs statistiques issus des comparaisons entre points de grilles SAFRAN et stations météorologiques correspondant en Bourgogne et Champagne au pas de temps quotidien (Température minimales TMIN, maximales TMAX et humidité relative HR) ou saisonnier (nombre de jours de précipitations PRs1 et cumul saisonnier de précipitations PR). Ces indicateurs statistiques sont : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le biais (Biais) et le coefficient de détermination (R2). Pour chacun de ces indicateurs, les valeurs minimales et maximales obtenues à l'échelle de stations sont affichées (valeurs en italique). Les valeurs en gras représentent les écarts les plus grands (valeurs de RMSE et biais absolus les plus élevés) selon les saisons pour chaque variable climatique.

Variable	Saison	Bourgogne						Champagne					
		RMSE	<i>min-max</i>	Biais	<i>min-max</i>	R2	<i>min-max</i>	RMSE	<i>min-max</i>	Biais	<i>min-max</i>	R2	<i>min-max</i>
TMIN	DJF	1.23	<i>0.74 - 1.87</i>	0.24	<i>-0.78 - 1.15</i>	0.91	<i>0.76 - 0.98</i>	0.9	<i>0.71 - 1.14</i>	0.23	<i>-0.17 - 0.47</i>	0.96	<i>0.96 - 0.98</i>
	MAM	1.57	<i>0.93 - 2.36</i>	0.18	<i>-0.93 - 1.48</i>	0.88	<i>0.79 - 0.96</i>	1.51	<i>1.07 - 2.31</i>	0.55	<i>-0.47 - 1.58</i>	0.9	<i>0.87 - 0.95</i>
	JJA	1.67	<i>0.96 - 2.74</i>	0.8	<i>-0.44 - 2.06</i>	0.79	<i>0.64 - 0.93</i>	1.75	<i>1.05 - 2.5</i>	1.1	<i>0.01 - 1.93</i>	0.82	<i>0.77 - 0.9</i>
	SON	1.35	<i>0.64 - 2.05</i>	0.05	<i>-1.24 - 1.49</i>	0.92	<i>0.85 - 0.98</i>	01.05	<i>0.75 - 1.28</i>	0.21	<i>-0.32 - 0.68</i>	0.95	<i>0.94 - 0.97</i>
TMAX	DJF	1.38	<i>0.87 - 2.25</i>	-0.7	<i>-1.68 - -0.21</i>	0.92	<i>0.77 - 0.96</i>	1.11	<i>0.78 - 1.41</i>	-0.65	<i>-1.11 - 0.03</i>	0.96	<i>0.95 - 0.97</i>
	MAM	1.76	<i>1.16 - 2.8</i>	-1.28	<i>-2.62 - -0.35</i>	0.95	<i>0.93 - 0.97</i>	1.4	<i>1 - 1.76</i>	-0.87	<i>-1.47 - -0.01</i>	0.96	<i>0.96 - 0.97</i>
	JJA	1.86	<i>1.1 - 2.87</i>	-1.45	<i>-2.66 - -0.56</i>	0.94	<i>0.9 - 0.97</i>	1.52	<i>1.06 - 1.91</i>	-1.09	<i>-1.57 - -0.38</i>	0.94	<i>0.94 - 0.95</i>
	SON	1.51	<i>0.96 - 2.42</i>	-0.95	<i>-2.1 - -0.24</i>	0.97	<i>0.94 - 0.98</i>	1.2	<i>0.88 - 1.48</i>	-0.67	<i>-1.18 - 0.06</i>	0.97	<i>0.97 - 0.98</i>
HR	DJF	4.48	<i>2.19 - 6.02</i>	-1.61	<i>-5.04 - 2.77</i>	0.78	<i>0.6 - 0.95</i>	4.49	<i>3.35 - 5.2</i>	0.29	<i>-1.77 - 2.93</i>	0.73	<i>0.71 - 0.84</i>
	MAM	5.04	<i>2.87 - 7.13</i>	2.08	<i>-0.26 - 5</i>	0.89	<i>0.8 - 0.96</i>	5.52	<i>4.04 - 6.79</i>	1.9	<i>-1.92 - 4.73</i>	0.84	<i>0.84 - 0.91</i>
	JJA	4.78	<i>3.02 - 6.8</i>	2.49	<i>-1.26 - 4.77</i>	0.9	<i>0.77 - 0.96</i>	5.18	<i>3.87 - 6.75</i>	1.6	<i>-1.56 - 5.08</i>	0.82	<i>0.81 - 0.88</i>
	SON	4.05	<i>2.46 - 5.49</i>	-0.22	<i>-3.13 - 2.72</i>	0.86	<i>0.72 - 0.96</i>	4.59	<i>3.54 - 5.41</i>	0.21	<i>-1.75 - 2.74</i>	0.76	<i>0.76 - 0.84</i>
PRs1	DJF	7.9	<i>2.1 - 14.26</i>	5.77	<i>1.14 - 12.11</i>	0.59	<i>0.04 - 0.98</i>	5.97	<i>3.7 - 8.54</i>	4.19	<i>0.59 - 7.18</i>	0.67	<i>0.57 - 0.87</i>
	MAM	5.66	<i>1.1 - 9.27</i>	4.09	<i>0.29 - 8.38</i>	0.85	<i>0.65 - 1</i>	3.72	<i>2.23 - 4.57</i>	2.52	<i>0.59 - 3.75</i>	0.9	<i>0.86 - 0.96</i>
	JJA	5.49	<i>2.45 - 11</i>	4.21	<i>0.75 - 9.25</i>	0.74	<i>0.44 - 0.99</i>	3.97	<i>3.01 - 5.2</i>	2.74	<i>1.36 - 3.64</i>	0.76	<i>0.61 - 0.89</i>
	SON	5.41	<i>2.65 - 9.7</i>	3.85	<i>-0.5 - 8.5</i>	0.7	<i>0.06 - 1</i>	3.52	<i>2.11 - 4.36</i>	1.57	<i>-0.64 - 3.14</i>	0.81	<i>0.77 - 0.9</i>
PR	DJF	48.76	<i>5.93 - 88.57</i>	32.95	<i>-7.63 - 82.81</i>	0.57	<i>0.06 - 0.99</i>	36.13	<i>13.6 - 50.94</i>	25.17	<i>-9.04 - 47.03</i>	0.78	<i>0.76 - 0.95</i>
	MAM	41.08	<i>13.21 - 66.31</i>	21.66	<i>-29.11 - 52.92</i>	0.86	<i>0.7 - 1</i>	22.83	<i>15.21 - 30.42</i>	12.25	<i>-1.77 - 26.14</i>	0.9	<i>0.86 - 0.95</i>
	JJA	38.42	<i>16.79 - 64.86</i>	16.41	<i>-28.17 - 51.42</i>	0.65	<i>0.31 - 0.97</i>	32.41	<i>22.25 - 54.35</i>	5.2	<i>-4.16 - 15.67</i>	0.61	<i>0.08 - 0.86</i>
	SON	40.81	<i>12.18 - 90.3</i>	22.35	<i>-30.03 - 75.36</i>	0.75	<i>0.41 - 1</i>	22.14	<i>13.02 - 27.51</i>	7.5	<i>-8.55 - 22.21</i>	0.9	<i>0.88 - 0.97</i>

Concernant l'humidité relative moyenne quotidienne, les points de grille SAFRAN affichent des valeurs plus élevées en moyenne (biais de 0.7% en Bourgogne et 1% en Champagne). Cependant, on observe une très grande dispersion des différences (négatives ou positives) entre les stations au cours de l'année (Figure 1.5). En outre, le cycle saisonnier dans les biais est plus marqué que sur les températures. Les différences les plus fortes s'expriment principalement au printemps et en été avec des biais atteignant +2.08% et +2.49% respectivement en Bourgogne contre des biais négatifs en automne (-0.22%) et en hiver (-1.61%). Globalement, de la même manière que pour les températures, les biais de la station Météo-France de Dijon sont dans la même gamme de valeurs excepté pour l'hiver (DJF) où en moyenne sur l'ensemble des stations viticole de Bourgogne, le biais négatif s'oppose au biais de +1.5% pour la station MF. En Champagne, des biais proches de zéro sont observés en hiver et en automne, et des biais positifs (+1.6% et +1.9% au printemps et en été). Des légers biais positifs similaires, de l'ordre d'un pour cent, en périodes printanière et estivale sont rapportés par Quintana-Seguí et al. (2008) en moyenne sur le territoire français pour les humidités relatives horaires en 2001/2002 et 2004/2005. Ils rapportent des RMSE légèrement supérieures (6 à 8% selon les mois) à celles observées en Bourgogne et en Champagne dans le cadre de la présente étude pour les HR quotidiennes (de 4.05 à 5.52% en moyenne selon la saison et la région considérée). Ces écarts d'humidité relative observés entre SAFRAN et les stations viticoles pourraient être liés aux biais des températures moyennes, celles-ci étant utilisées pour le calcul de l'humidité relative (Quintana-Seguí et al., 2008).

Les indicateurs liés aux précipitations montrent clairement un biais positif avec un plus grand nombre de jours de pluie et des cumuls plus importants avec la base de données SAFRAN qu'avec les stations dans les deux régions viticoles. En Bourgogne, on retrouve un biais moyen annuel de +4.5 jours de pluie avec un cumul de +23.6 mm contre +4.4 jours et 29 mm en Champagne. Ces biais positifs se retrouvent sur l'ensemble des saisons dans les deux régions viticoles (Figure 1.6). Les coefficients de détermination (R^2) sont globalement les plus faibles durant la saison d'hiver, que ce soit sur le cumul ou le nombre de jours de pluie. La synchronicité ainsi que la capacité à représenter le cumul de pluie hivernal au niveau des régions viticoles par SAFRAN sont de moins bonne qualité sur cette saison. Le surplus global de précipitations observé avec SAFRAN est également observé lors de la comparaison avec les données MF, mais avec des biais plus faibles. Effectivement, selon les saisons, entre +2 et +2.8 jours de pluie sont observés avec les données SAFRAN par rapport à la station de Dijon, contre +3.9 à 5.8 jours par rapport aux stations viticoles. Du point de vue du cumul saisonnier, les biais observés avec la station MF (1.1 à 21 mm) sont plus faibles qu'en moyenne sur les stations viticoles de Bourgogne (entre 16 et 33 mm). Ainsi, la légère tendance de SAFRAN dans la surestimation des précipitations (nombre de jours et cumuls) semble accentuée dans les zones viticoles de Bourgogne.

La comparaison de Quintana-Seguí et al. (2008) entre les précipitations issues de SAFRAN et Aurelhy montre une sous-estimation des jours sans précipitations (45% au lieu de 52%) ainsi que du nombre d'événements de pluie intense (> 20 mm/jour). Les auteurs montrent également une sur-évaluation du nombre de jours de faible cumul par SAFRAN. En moyenne sur la France, pour les années 2001/2002 et 2004/2005, ils n'observent pas le biais positif constaté dans la présente étude. En revanche, Vidal et al. (2010) observent en moyenne sur toute la France une légère surestimation des précipitations par SAFRAN, en comparaison avec les données obtenues par Aurelhy. Les biais observés sur les volumes précipités et le nombre de jours de précipitations relèvent de deux explications distinctes. 1/ Le fait que la distribution des précipitations ne soit pas

la même entre une maille (ici SAFRAN) et une station (ici Météo-France/stations viticoles) est inhérent au caractère discret des précipitations. Pour un jour donné, il ne pleut pas nécessairement en tout point de la maille. Sur un point donné, ce qui est le cas d'une station météorologique, il peut ne pas pleuvoir, tandis qu'il pleut juste à côté (ceci est très vrai pour des précipitations convectives). Ainsi, le nombre de jours secs est plus faible à la station que dans la maille tandis que les centiles supérieurs sont plus forts à la station qu'à la maille. 2/ Le fait qu'il pleuve plus, en moyenne, dans SAFRAN que dans les observations est certainement à mettre en relation avec la localisation des stations météorologiques. Très souvent implantées dans des plaines ou des vallées, les stations météorologiques tendent à sous-estimer les lames d'eau précipitées au sein de mailles comportant également des versants ou des sommets où théoriquement les précipitations sont plus abondantes.

Le relief de la Bourgogne étant plus prononcé que celui de la Champagne, il est normal que les biais pluviométriques soient plus forts en Bourgogne : de l'ordre de 6 jours contre 4 en Champagne, et de 45 mm par saison contre 35 mm en Champagne ([Tableau 1.1](#)).

4.3) GCM retenus pour la désagrégation statistique

L'ensemble des projections climatiques utilisées dans le cadre de ces travaux de thèse correspond aux données des GCM de l'exercice CMIP5 (*Coupled Model Intercomparison Project* ; Taylor et al., 2012) utilisées dans le cinquième rapport du GIEC. Au total, les données de 23 GCM issues de 16 institutions différentes ([Tableau 1.2](#)) ont été récupérées via le portail de l'ESGF (*Earth System Grid Federation* ; <https://esgf-node.llnl.gov/projects/cmip5>). Leur résolution spatiale varie entre 0.942° et 2.791° pour les latitudes et entre 1.125° et 3.75° pour les longitudes.

Tableau 1.2 : Liste des GCM CMIP5 utilisés pour la désagrégation statistique

Model name use	Model name	Modeling Center	Institution	Latitude resolution (°)	Longitude resolution (°)
ACCESS1-0	ACCESS1.0	CSIRO-BOM	CSIRO (Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation, Australia), and BOM (Bureau of Meteorology, Australia)	1.250	1.875
ACCESS1-3	ACCESS1.3			1.250	1.875
BCC	BCC-CSM1.1	BCC	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration	2.791	2.813
BNU	BNU-ESM	GCESS	College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University	2.791	2.813
CanESM2	CanESM2	CCCma	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	2.791	2.813
CanCM4	CanCM4			2.791	2.813
CCSM	CCSM4	NCAR	National Center for Atmospheric Research	0.942	1.250
CNRM	CNRM-CM5	CNRM-CERFACS	Centre National de Recherches Météorologiques / Centre Européen de Recherche et Formation Avancées en Calcul Scientifique	1.401	1.406
CSIRO	CSIRO-Mk3.6.0	CSIRO-QCCCE	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation in collaboration with the Queensland Climate Change Centre of Excellence	1.865	1.875

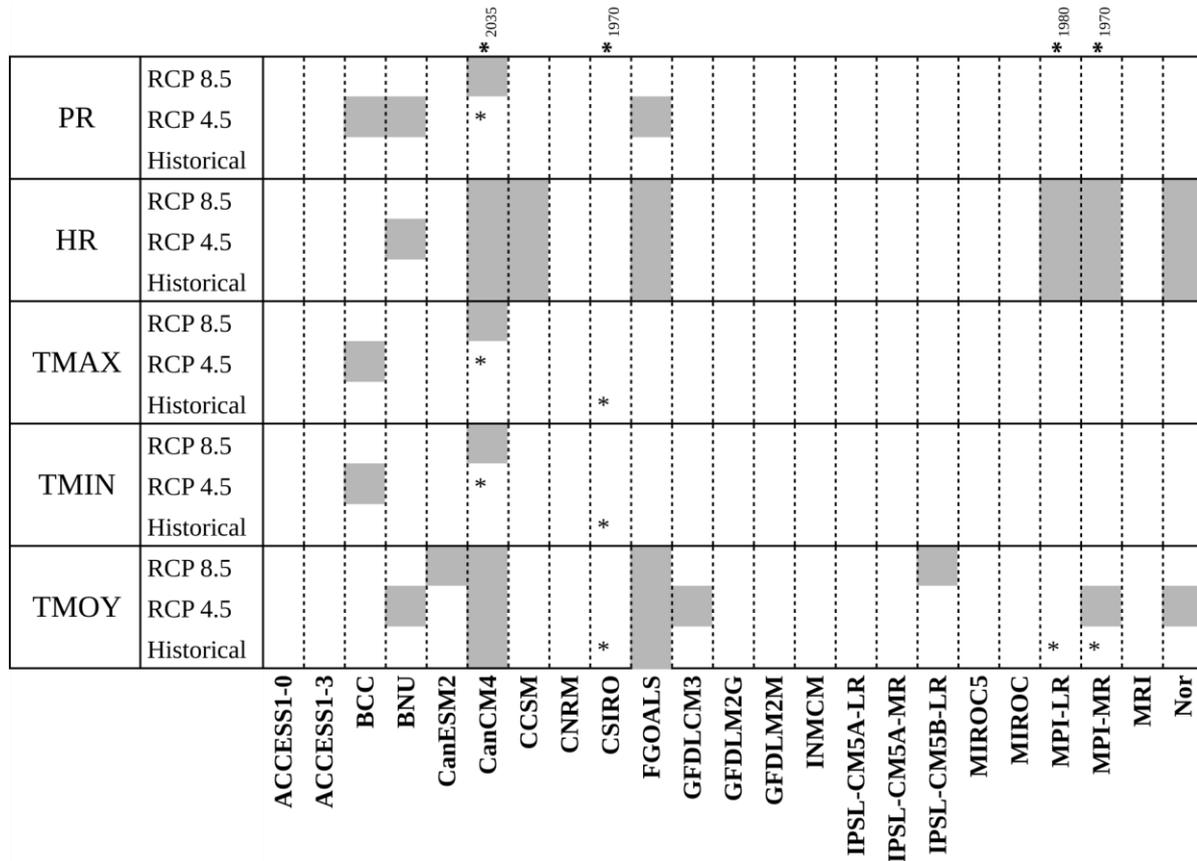
FGOALS	FGOALS-s2	LASG-CESS	Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences; and CESS, Tsinghua University	1.659	2.813
GFDLCM3	GFDL-CM3	NOAA GFDL	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	2.000	2.500
GFDLM2G	GFDL-ESM2G			2.023	2.000
GFDLM2M	GFDL-ESM2M			2.023	2.000
INMCM	INM-CM4	INM	Institute for Numerical Mathematics	1.500	2.000
IPSL-CM5A-LR	IPSLA-CM5A-LR	IPSL	Institut Pierre-Simon Laplace	1.895	3.750
IPSL-CM5A-MR	IPSLA-CM5A-MR	IPSL		1.268	2.500
IPSL-CM5B-LR	IPSLA-CM5B-LR	IPSL		1.895	3.750
MIROC5	MIROC5	MIROC	Atmosphere and Ocean Research Institute (The University of Tokyo), National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology	1.401	1.406
MIROC	MIROC-ESM	MIROC	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute (The University of Tokyo), and National Institute for Environmental Studies	2.791	2.813
MPI-LR	MPI-ESM-LR	MPI-M	Max Planck Institute for Meteorology (MPI-M)	1.865	1.875
MPI-MR	MPI-ESM-MR			1.865	1.875
MRI	MRI-CGCM3	MRI	Meteorological Research Institute	1.121	1.125
Nor	NorESM1-M	NCC	Norwegian Climate Centre	1.895	2.500

4.4) Caractéristiques des simulations analysées

Pour tous les GCM disponibles, l'ensemble 'r1i1p1' est sélectionné pour l'expérience historique (*historical*), RCP4.5 et RCP8.5. Les températures maximales et minimales, les précipitations et l'humidité relative sont désagrégées statistiquement à l'échelle de la France (grille SAFRAN) quand celles-ci étaient disponibles selon les GCM. L'ensemble des données désagrégées, selon les périodes et les deux RCP (4.5 et 8.5) sont présentées dans le [Tableau 1.3](#).

La grande majorité des GCM disposaient de données simulées à partir de 1961 pour la période historique. Les fonctions de corrections utilisées avec le QM ont été établies sur la période 1961-2005 pour l'ensemble des GCM (excepté pour les modèles CSIRO, MPI-LR et MPI-MR où l'entièreté de la période disponible à été utilisée). Les données SAFRAN étant disponibles depuis 1959, cela a permis d'utiliser une longue période (45 ans), augmentant la robustesse de la méthode statistique.

Tableau 1.3 : GCM désagrégés sur les différentes périodes selon les variables climatiques. Les zones grisées correspondent aux périodes où les données sont manquantes. La période “Historical” correspond à la période 1961-2005, les RCP4.5 et RCP8.5 à la période 2006-2100. Les * permettent d’identifier les GCM dont les données ne couvrent pas exactement la même période. PR : précipitations ; HR : humidité relative ; TMAX : températures maximales ; TMIN : températures minimales ; TMOY : températures moyennes.



La désagrégation statistique via QM a été réalisée de la façon suivante :

- projection des données climatiques quotidiennes des mailles de chaque modèle sur une grille plus fine (grille SAFRAN, 8 km) ;
- calcul des fonctions de transfert non paramétrique permettant d’associer chaque centile du modèle au centile observé. Ces fonctions sont calculées pour chacun des points de grilles (avec la référence SAFRAN) sur la période 1961-2005 et au pas de temps mensuel ;
- application de la fonction calculée sur la période historique à la période 2006-2100 pour les deux RCP (4.5 et 8.5).

Ces projections sont toutes disponibles et libres d'accès sur la plateforme de partage de données numériques dat@OSU de l’université Bourgogne-Franche-Comté (dataosu.obs-besancon.fr/FR-18008901306731-2021-04-12-02_Climate-projection-oer-France-8-km-resolution.html). Le téléchargement, le stockage ainsi que la désagrégation statistique de l’ensemble des sorties de GCM à l’échelle de la France ont pu être réalisés via l’accès au centre de calcul de l’université de Bourgogne (CCuB). L’utilisation de plusieurs dizaines de processeurs en parallèle a permis de réaliser cette étape dans un délai d’une à quelques semaines de calcul. Au total, l’ensemble des projections climatiques à l’échelle de la France (9 842 points de grille, 23 modèles, 3 à 5 variables, 140 années et 2 RCP) représente un volume de 650 Go de données.

4.5) Choix des périodes et méthodes d'interprétation

Dans ces travaux de thèse, l'étude du changement climatique passe par l'analyse d'indicateurs climatiques définis pour être représentatifs d'une des caractéristiques du climat. Une part de ces indicateurs sera représentatif du climat moyen (par exemple : la température moyenne ou cumul de précipitations pendant la saison végétative) tandis que d'autres représentent des comportements extrêmes (nombre de jours de forte chaleur, nombre de séquences humides,...). Bien que les données climatiques simulées et désagrégées sur la grille SAFRAN, ainsi que les indicateurs climatiques et agroclimatiques utilisés calculés dans le cadre de la présente thèse, couvrent une période continue 1961 à 2100 (140 ans), l'analyse de leur évolution doit passer par l'agrégation temporelle ou le calcul d'une tendance d'évolution de ces derniers. Effectivement, ceux-ci sont étudiés sur des périodes relativement longues, dans le but d'être représentatifs d'un climat moyen. De plus, la variabilité interannuelle simulée par les GCM ne cherche pas à être réaliste au même titre que des prévisions météorologiques mais cherche à représenter le type de variabilité potentiellement attendu dans le futur.

Dans notre cas, une durée de 20 ans a été choisie pour agréger les différents indicateurs climatiques sur un total de trois périodes. La première de ces périodes est dite historique (1986-2005) ou de référence. Cette période est la plus récente possible dans les simulations historiques CMIP5. Un horizon moyen terme est représentatif de l'évolution du climat à la moitié du XXI^{ème} siècle (2046-2065). Un horizon long terme est représentatif du climat à la fin du XXI^{ème} siècle (2081-2100). La durée de ces périodes, ainsi que leurs dates de début et de fin, sont similaires à celles utilisées dans le 5^{ème} rapport du GIEC (T. Stocker, 2014).

Outre la période de 20 ans sur laquelle les différents indicateurs climatiques seront analysés, les projections futures seront présentées avec des valeurs de différence par rapport au climat de la période historique 1986-2005. C'est-à-dire que, pour les deux horizons futurs étudiés, les valeurs correspondront à la différence entre la période future et la période de référence simulée par les GCM (1986-2005). Cette étape est réalisée après l'agrégation temporelle (20 ans) pour chacun des GCM. Les données pourront ensuite être agrégées spatialement (par région viticole, sur la France, ...).

5) Exemple d'évolution d'indicateurs climatiques en France

Dans cette partie, nous illustrerons via les Figures [1.7](#), [1.8](#) et [1.9](#) l'évolution temporelle (de 1960 à 2100) et spatiale (grille SAFRAN) de trois indicateurs climatiques calculés à partir de l'ensemble des GCM désagrégés via QM. Ces figures sont basées sur trois types de représentation :

- Une représentation cartographique permettant d'étudier les différences spatiales entre une période donnée (ici fin du XXI^{ème} siècle) et la période de référence (1986-2005) selon les trajectoires RCP4.5 et RCP8.5. Ainsi, pour chaque point de grille, la différence des moyennes des indicateurs sur 20 ans (période future moins historique) est calculée pour chacun des GCM. La valeur médiane des GCM est ensuite représentée. Une carte de la variabilité interannuelle est produite. Elle correspond à la médiane des écart-types interannuels calculés pour chaque modèle. Finalement, la troisième carte correspond à la variabilité inter-modèles. Celle-ci est égale à l'écart-type des moyennes des GCM sur la période de 20 ans.

- Une représentation graphique avec les courbes illustrant l'évolution temporelle de l'indicateur agrégé selon une zone géographique (ici la grille SAFRAN). La courbe centrale correspond à la médiane des GCM, et l'enveloppe autour de la courbe correspond à l'écart-type inter-modèles.
- Une représentation graphique avec des boxplots (boîte à moustache), synthétisant la dispersion de l'indicateur agrégé sur une zone géographique et en moyenne sur une période temporelle.

❖ *Évolution du cumul de précipitations annuel*

L'évolution des précipitations moyennes en France simulée par l'ensemble des GCM est marquée par peu de variations au cours du siècle ([Figure 1.7B](#)). Selon les trajectoires, l'horizon 2081-2100 pourrait être caractérisé par une légère augmentation du cumul annuel de pluie (+20 mm soit 2.1%) avec la RCP4.5 ou une diminution (-15 mm soit 1.6%) avec la RCP8.5. Bien que ces évolutions restent faibles, on remarque clairement des variations spatiales plus fortes. Avec la RCP4.5, la fin du siècle est caractérisée par une hausse du volume de précipitations sur le quart nord-est de la France ainsi que sur le massif des Alpes et le sud-est de l'Auvergne accompagné d'une baisse seulement à l'extrême sud du pays (régions des Pyrénées). Ce signal devient plus contrasté et accentué avec la RCP8.5, où une baisse dans la moitié Sud (principalement sur la partie ouest) est observée tandis qu'une hausse est toujours présente mais limitée à l'Alsace et la Lorraine ([Figure 1.7A](#)). Quelle que soit la trajectoire, la variabilité interannuelle reste globalement la même à l'échelle du territoire. La variabilité inter-modèle reste élevée et dans la grande majorité des points de grilles supérieure à la différence projetée avec une accentuation pour la RCP8.5 (111 mm en moyenne contre 95 pour la RCP4.5). L'incertitude liée aux GCM est donc importante pour cette variable climatique, et l'interprétation quant à l'augmentation ou diminution des précipitations reste difficile à trancher pour la majorité du territoire français. Ces projections sont dans l'ensemble cohérentes avec celles produites récemment par Météo-France, publiées par Soubeyrou et al. (2021). Dans ce rapport, les auteurs utilisent les nouvelles sorties de GCM mises à disposition sur le portail Drias, soit un ensemble de 12 simulations GCM/RCM également à l'échelle de la grille SAFRAN. Leurs projections pour la fin du siècle concernant le cumul de précipitations sont également associées à une grande incertitude selon les GCM avec une variabilité géographique et un gradient nord-est/sud-ouest similaire à celui observé dans notre cas. Ces incertitudes sont en partie liées à la position particulière de la France dans une zone de transition climatique, entre hausse des précipitations au nord et baisse au sud (Soubeyrou et al., 2021).

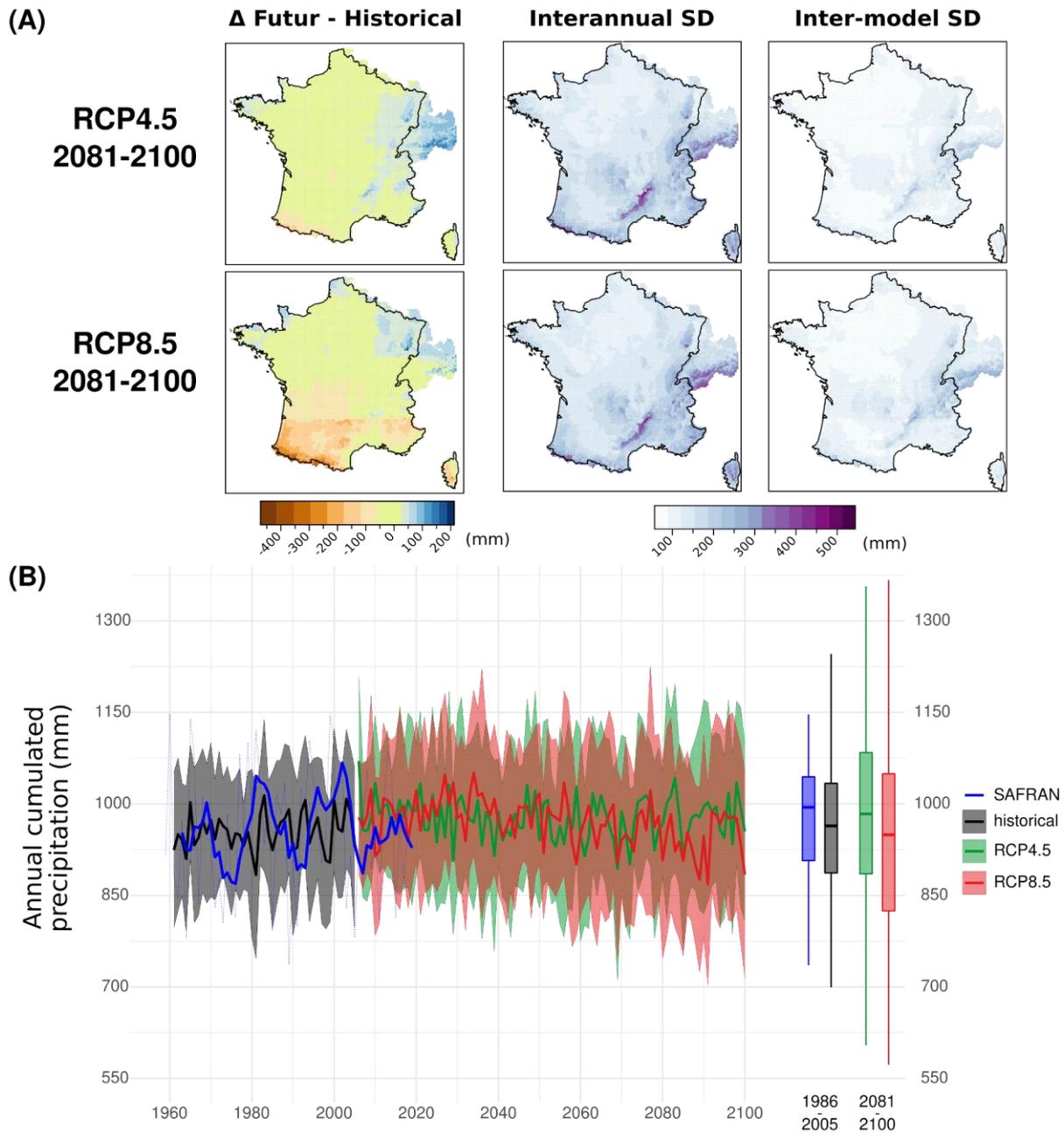


Figure 1.7 : A) Cartes des écarts de cumul de précipitations annuel (médiane de l'ensemble des modèles disponibles) pour les RCP4.5 et RCP8.5 pour l'horizon à la fin du XI^{ème} siècle associé avec les cartes de variabilité interannuelle (*Interannual SD*) et variabilité inter-modèle (*Inter-model SD*).

B) Évolution du cumul annuel de précipitations de 1960 à 2100 simulé par l'ensemble des GCM. Les traits continus correspondent à la médiane, excepté pour les observations SAFRAN où celui-ci correspond à une moyenne mobile sur 5 ans (les données annuelles étant représentées en pointillés). Les boxplots à droite représentent la période de référence 1986-2005 pour les données SAFRAN et simulées par l'ensemble des GCM ainsi que l'horizon 2081-2100 pour les deux scénarios.

❖ *Évolution du nombre de jours de forte chaleur*

Le nombre de jours de forte chaleur (température maximale supérieure à 35°C) tend à augmenter au cours du siècle, quel que soit la trajectoire (4.5 et 8.5 ; [Figure 1.8B](#)). C'est à partir du milieu du XXI^{ème} siècle que celles-ci prennent deux tendances différentes. Avec la première, la fin du siècle pourrait être caractérisée par une augmentation moyenne de 5 jours où la température quotidienne dépasse les 35°C en France. D'un point de vue géographique, le nombre de jours de forte chaleur serait le plus important sur l'arc du pourtour méditerranéen (près de +30 jours) mais toucherait l'ensemble des autres régions ([Figure 1.8A](#)). Pour la RCP8.5, le milieu du siècle pourrait être marqué par un changement relativement brutal et une tendance linéaire à l'augmentation annuelle du nombre jours de chaleur qui pourrait être multipliée par cinq (+0.08j/an sur la période 2006-2050 contre +0.4j/an sur la période 2051-2100). Ceci provoquerait, d'ici à la fin du siècle, une augmentation du nombre de jours de forte chaleur pouvant dépasser deux mois consécutifs (maximum de +72 jours) et une moyenne de +20.7 jours sur le territoire français. Cette augmentation serait présente sur l'ensemble de la France, bien que les régions les plus concernées sont sur la partie sud / sud-ouest et le pourtour méditerranéen. Finalement comme on peut l'observer sur la figure 5B, l'année de la canicule 2003, pourrait être une année moyenne d'ici 2050 avec la RCP8.5 ou à la fin du siècle pour la RCP4.5. Selon la RCP8.5, cette très forte hausse du nombre de jours de forte chaleur serait accompagnée d'une plus forte variabilité interannuelle moyenne (passe de 4.4 à 9.8 jours entre RCP4.5 et RCP8.5). De plus, la variabilité inter-modèle double elle aussi en moyenne (6.0 à 12.9 jours entre RCP4.5 et RCP8.5). Bien que cette variabilité soit élevée, celle-ci reste près de deux fois inférieure à l'augmentation moyenne du nombre de jours de forte chaleur simulée avec la RCP8.5.

Cette hausse spectaculaire du nombre de jours de forte chaleur aurait des impacts considérables sur la viticulture. Jones (2006) propose une limite de 14 jours par an de forte chaleur pour les cépages tolérants à la chaleur (*heat tolerant*), sur la base de la climatologie des vignobles de l'ouest des USA. Une enquête subséquente à la vague de chaleur exceptionnelle de janvier-février 2009 en Australie, causant des dégâts considérables dans le vignoble australien, identifie l'apparition de dégâts sur les grappes de raisin dans des zones où la température maximale a excédé 35°C durant une trentaine de jours. La température n'est pas le seul facteur abiotique à l'origine des dégâts de brûlures sur les baies (l'éclairement et la contrainte hydrique contribuent également), mais elle joue un rôle capital (Gambetta et al., 2021). Les projections climatiques désagrégées sur la France suggèrent ainsi un risque marqué de dégâts liés aux fortes chaleurs, et ce, plus particulièrement pour les vignobles de Provence et du Languedoc, en particulier dans le cadre de la RCP8.5.

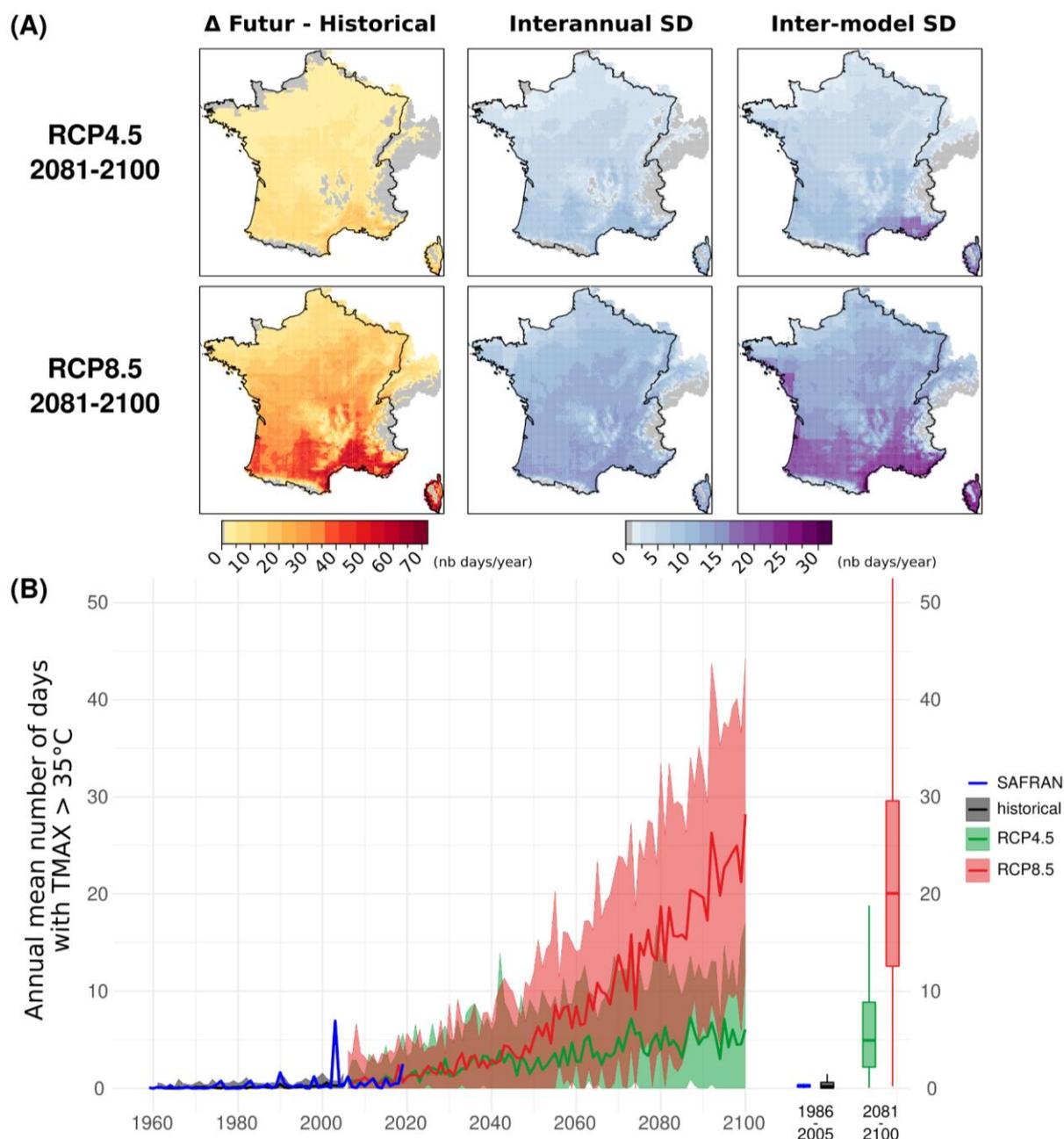


Figure 1.8 : A) Cartes des écarts du nombre de jours de forte chaleur (Température maximale supérieure à 35°C) (médiane de l'ensemble des modèles disponibles) pour les RCP4.5 et RCP8.5 pour l'horizon à la fin du XXIème siècle associé avec les cartes de variabilité interannuelle (*Interannual SD*) et variabilité inter-modèle (*Inter-model SD*).

B) Évolution du nombre de jours de forte chaleur de 1960 à 2100 simulé par l'ensemble des GCM. Les traits continus correspondent à la médiane, excepté pour les données SAFRAN où celui-ci correspond aux données observées. Les boxplots à droite représentent la période de référence 1986-2005 pour les données SAFRAN et simulées par l'ensemble des GCM ainsi que l'horizon 2081-2100 pour les deux RCP.

❖ *Évolution du nombre de jours avec un indice de chaleur présentant un danger*

Au-delà de la seule viticulture, les fortes chaleurs entraînent des problèmes pour l'ensemble du vivant et de la société. L'indice de chaleur (HI pour *Heat Index*), aussi appelé Humidex ou indice d'inconfort en français, est calculé à partir de la température et de l'humidité quotidiennes. Majoritairement utilisé dans les recherches en santé environnementale, cet indicateur a pour but principal de représenter l'inconfort thermique ressenti lors de température élevée. Cet indicateur est de plus en plus utilisé et, en grande partie, dans le but de caractériser l'impact des vagues de chaleur sur la santé humaine. Il est notamment corrélé avec la mortalité liée aux vagues de chaleur (Monteiro et al., 2013 ; Sung et al., 2013). Il existe plusieurs dizaines d'équations permettant de calculer HI, souvent corrélées entre elles (Anderson et al., 2013). Le modèle utilisé dans notre cas est celui présenté par Anderson et al. (2013), correspondant au modèle utilisé par le service national de météorologie des États-Unis (NWS pour *National Weather Service*). D'après ce service, une exposition lorsque HI dépasse les 40.6°C (105°F) est caractérisée comme comportant un danger pour la santé humaine. La [Figure 1.9](#) s'intéresse à un indicateur lié à l'indice de chaleur couplant deux variables climatiques à l'échelle quotidienne.

Les projections pour la RCP8.5 sur la France révèlent une généralisation de l'apparition du nombre de jours à risque pour la santé humaine lié à une chaleur et une humidité excessives ($HI > 40^{\circ}\text{C}$). Ce risque s'accroît plus fortement sur l'ensemble du tiers méridional de la France et surtout la partie côtière de la Corse.

Bien que ces considérations sur la santé humaine soient détachées de l'objet de la présente thèse, nous avons choisi cet indicateur pour illustrer, au-delà des seuls indices agroclimatiques viticoles, la portée du jeu de données produit pour d'autres champs disciplinaires, en permettant la combinaison de plusieurs variables climatiques au pas de temps quotidien, dont l'humidité relative de l'air, assez peu disponible à ce niveau d'échelle spatiale et temporelle.

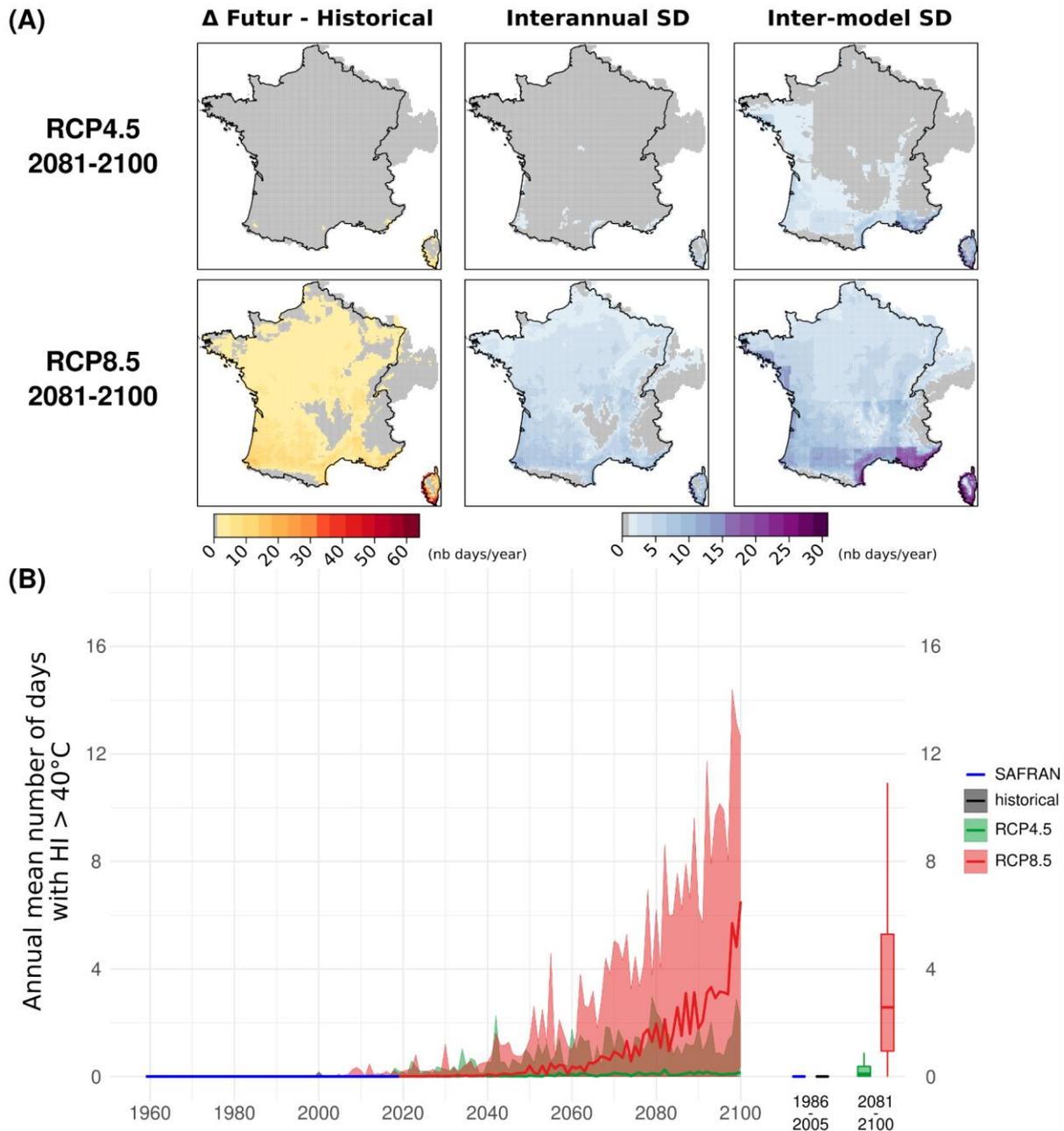


Figure 1.9 : A) Cartes des écarts du nombre de jours avec un indice de chaleur présentant un danger pour l'organisme avec HI supérieur à 40 (médiane de l'ensemble des modèles disponibles) pour la RCP4.5 et la RCP8.5 pour l'horizon à la fin du XI^{ème} siècle associé avec les cartes de variabilité interannuelle (*Interannual SD*) et variabilité inter-modèle (*Inter-model SD*).

B) Évolution du nombre de jours avec HI supérieur à 40 de 1960 à 2100 simulé par l'ensemble des GCM. Les traits continus correspondent à la médiane, excepté pour les observations SAFRAN ou celui-ci correspond aux données observées. Les boxplots à droite représentent la période de référence 1986-2005 pour les données SAFRAN et simulées par l'ensemble des GCM ainsi que l'horizon 2081-2100 pour les deux scénarios.

6) Conclusion

Bien que l'ensemble des modèles phénologiques (Chapitre 2), des indicateurs climatiques et maladie (Chapitres 3 et 4) utilisés par la suite aient été construits et validés via des données issues de stations météorologiques, la base de données SAFRAN servira de référence et sera majoritairement utilisée par la suite. Effectivement, ce produit de résolution 8 km permet de sélectionner un ensemble de points de grille dont la représentativité spatiale est, d'une part, intrinsèquement homogène et, d'autre part, proportionnelle à ce que l'on observe à partir des données climatiques à l'échelle des régions viticoles. De plus, une profondeur temporelle importante est accessible (depuis 1959) avec l'absence de données manquantes. La comparaison sur la période récente entre SAFRAN et les données issues de stations météorologiques en milieu viticole montre des biais et des dispersions statistiques acceptables. Dans la majorité des cas, les erreurs sont du même ordre de grandeur que celles obtenues avec une station Météo-France de Dijon, elle-même utilisée dans la construction du produit. Notons toutefois quelques limites à l'utilisation de la base de données SAFRAN. D'abord, elle entraîne une sous-estimation des extrêmes thermiques, probablement pour des raisons intrinsèques à la production de ce jeu de données (estimation d'extrême difficile à partir de moyennes horaires simulées). Pour les précipitations, on retrouve des écarts non-négligeables entre les stations et les données SAFRAN. Celles-ci, dans les deux régions viticoles, ont tendance à présenter des cumuls de précipitations plus élevés que ceux mesurés par les stations. Ce phénomène est certainement dû à l'intégration spatiale des pixels SAFRAN d'une surface de 64 km² contre une mesure locale pour les stations. Des travaux réalisés en Bourgogne viticole sur un espace de dimension similaire à celle d'une maille SAFRAN ont montré la forte variabilité spatiale des précipitations au pas de temps quotidien, en particulier dans le cadre d'évènements convectifs (Pauthier et al., 2016) et les conséquences de cette variabilité locale sur le bilan hydrique estival de la vigne (Bois et al., 2020). D'une manière générale, notre évaluation de SAFRAN est limitée par une comparaison de données surfaciques (8 x 8km) à des données stationnelles. Finalement, le jeu de données SAFRAN a également pu être utilisé comme données de référence sur une longue période historique (1961-2005) permettant de réaliser la désagrégation et débiaisage des GCM.

La méthode de QM appliquée sur l'ensemble des CMIP5 à l'échelle de la France a permis d'obtenir, pour chacune des deux trajectoires RCP4.5 et RCP8.5, entre 18 et 22 simulations (selon les variables climatiques) désagrégées et débiaisées sur la période 1961-2100. L'utilisation de cette méthode de désagrégation a pour but d'étudier les impacts du changement climatique à des échelles spatiales et temporelles pertinentes pour la viticulture, avec une approche multi-modèles afin de considérer l'incertitude des projections liée aux GCM. Comme le montre Rowell (2006), la physique des GCM est une des fortes incertitudes à prendre en compte dans l'étude de l'impact du changement climatique. L'avantage des méthodes de désagrégation statistique est principalement les temps et le coût de calcul informatique nécessaires pour les appliquer sur les sorties de GCM. En revanche, la grande majorité de ces méthodes s'appuient sur une hypothèse de stationnarité qui n'est pas démontrable. En effet, le lien statistique observé sur la période passée entre la variable observée et simulée est supposé se maintenir dans le temps et rester invariable dans le futur.

La méthode de *quantile mapping* retenue ici est principalement utilisée dans la correction et désagrégation de données issues de RCM (Gudmundsson et al., 2012 ; Piani et al., 2009 ; Themeßl

et al., 2011), celles-ci présentant encore des biais inhérents aux GCM. Certains auteurs ont également montré qu'il était possible d'appliquer ce type de méthode directement sur des données de GCM (Michel Déqué, 2007 ; Piani et al., 2010). Nous l'avons retenue parce qu'elle est bien adaptée à l'étude des valeurs extrêmes ou à l'évaluation de fréquences de dépassement de seuil de certaines variables, car la correction réalisée sur la valeur simulée tient compte de sa fréquence d'occurrence (Thiemeßl et al., 2012). De plus, cette méthode a l'avantage de préserver une bonne cohérence temporelle permettant d'étudier les périodes de sécheresse, le nombre de jours de précipitations ou de forte chaleur (Thiemeßl et al., 2011). Cette méthode souffre tout de même de quelques inconvénients. Les fonctions de transfert sont établies point de grille par point de grille. Ainsi, une hétérogénéité spatiale est retrouvée au pas de temps quotidien aux jonctions des mailles de GCM. On retrouve parfois cette hétérogénéité, qui révèle des motifs de dalles sur les cartes produites (par exemple, sur la carte en bas à gauche de la [Figure 1.7A](#), montrant les variations de cumuls de précipitations annuelles sur la France à l'horizon 2100 dans le cadre de la RCP8.5). Néanmoins, l'agrégation temporelle (dans notre cas sur 20 ans) et multimodèles (médiane d'ensemble d'une vingtaine de modèles de résolution spatiale variable) permet de lisser cette hétérogénéité. Une des limites de la façon dont nous avons appliqué la méthode de *quantile mapping* ici est qu'elle corrige chaque variable indépendamment l'une de l'autre. Ainsi la conservation de l'interdépendance entre variable est uniquement due à la cohérence des données produite par le GCM. Par exemple, l'humidité relative un jour pluvieux sera très probablement plus élevée (et proche de 100%) qu'un jour sec. Cette interdépendance pluie/humidité est présente, à l'évidence, dans les sorties de GCM. En appliquant la méthode de *quantile mapping* sur une telle situation, le débiaisage appliqué entraînera une légère modification des valeurs de ces deux variables. Mais finalement, on conservera partiellement cette interdépendance.

Globalement, ce jeu de données permet d'étudier l'impact du CC en prenant en compte les incertitudes liées à la physique sous-jacente des GCM utilisés. L'utilisation des trajectoires RCP4.5 et RCP8.5 permet de répondre à l'incertitude sur les trajectoires potentielles d'émissions de GES. Cependant dans le cadre de ces recherches, l'incertitude liée à la méthode de désagrégation n'est pas prise en compte. Il serait intéressant de comparer les résultats obtenus avec le QM sur les CMIP5 et le nouveau jeu de données mis à disposition sur le portail DRIAS. Effectivement, parmi les 6 différents GCM désagrégés dynamiquement (via l'utilisation d'un RCM), 4 font partie des GCM désagrégés par QM dans cette étude.

Chapitre 2

Changement climatique et période sensible de la vigne

1) Introduction

Sutherst et al. (2011) rapportent qu'un grand nombre d'études se focalisent sur l'impact de l'évolution d'une ou de plusieurs variables climatiques (température, humidité, etc) et de leurs interactions sur les maladies. Il est aussi nécessaire de prendre en compte les facteurs biologiques, météorologiques et climatiques qui varient à des échelles différentes. Pour beaucoup de cultures, la synchronisation entre le cycle de la plante hôte et celui du pathogène va être déterminante dans les dégâts causés par ce dernier (Porter et al., 1991). D'après Chakraborty et al. (2000), l'étude de l'impact du changement climatique sur les maladies doit avant tout passer par une observation de cet impact sur la structure et la dynamique des plantes concernées. Physiologie, phénologie et interactions hôte/pathogène modulent l'impact du changement climatique sur les maladies, celui-ci pouvant être positif, négatif ou neutre (Coakley et al., 1999).

Dans le but d'étudier l'évolution de maladies telle que l'oïdium de la vigne (*Erysiphe necator*) face au changement climatique, il est indispensable d'étudier celle de la période sensible de la vigne à ce pathogène ainsi que les conditions climatiques durant cette période. Ces conditions seront définies par le calcul d'indicateurs agrégeant différentes variables météorologiques (précipitation, température, humidité relative) sur plusieurs mois ou durant une période précise délimitée par la phénologie de la plante.

De plus, l'utilisation d'un modèle mécaniste et d'indicateurs maladies se basant sur la phénologie (Chapitre 4), il était nécessaire d'étudier au préalable la capacité des modèles phénologiques à reproduire les stades observés en Bourgogne et en Champagne et d'analyser les projections de ces derniers au cours du XXI^{ème} siècle avec les données des GCM désagrégées et débiaisées (Chapitre 1).

Les objectifs de ce chapitre sont :

- de décrire l'évolution de la phénologie de la vigne afin d'identifier comment la période de sensibilité de la plante a été affectée par le réchauffement contemporain ;
- de comparer différents modèles phénologiques plus ou moins complexes et évaluer leur capacité à reproduire l'impact du changement climatique sur la phénologie de la vigne ;
- d'étudier l'évolution du climat au sein des différentes périodes inter-stades phénologiques durant lesquelles la vigne est sensible à l'oïdium (mais également à d'autres maladies cryptogamiques, telles le mildiou de la vigne ou le black-rot), évolution causée à la fois par le changement climatique et la modification des dates des stades phénologiques en réponse au réchauffement.

Ainsi pour les deux régions viticoles de Bourgogne et de Champagne, les dates d'occurrence des trois stades phénologiques clés dans la sensibilité à l'oïdium, à savoir le débourrement, la floraison et la véraison, sont étudiées. C'est durant les trois périodes interstades associées que seront

étudiées les conditions climatiques. Pour la simulation des dates phénologiques deux combinaisons de trois modèles phénologiques sont utilisées.

2) Matériels et méthodes

2.1) Indicateurs bioclimatiques et climatiques

Afin d'étudier l'impact du changement climatique observé sur la Bourgogne et la Champagne viticole, les indicateurs climatiques suivants ont été calculés au pas de temps quotidien :

- les températures minimale (TMIN), maximale (TMAX) et moyenne (TMOY) ;
- le cumul de précipitations (PR) et le nombre de jours pour lesquels PR est supérieur ou égal à 1 mm (PRs1) ;
- l'humidité relative moyenne (HR) ;
- le nombre de jours de forte chaleur, à savoir pour lesquels la température maximale est supérieure au seuil de 35°C (TMAXs35). En effet, au-delà de cette température, la chaleur provoque des dégâts observés au vignoble (Webb et al., 2009), plus particulièrement sur les raisins (Hulands et al., 2013, 2014) ;
- le nombre de jours de gel, à savoir pour lesquels la température minimale est inférieure au seuil de 0°C (TMINs0).

Ces indicateurs sont calculés sur diverses périodes : les périodes inter-stades phénologiques (selon les dates d'occurrence des stades observées ou simulées) et la période d'avril à septembre. Effectivement, cette période est couramment considérée pour qualifier la saison végétative de la vigne, car elle correspond grossièrement à la phase végétative de la vigne avec l'éclatement des bourgeons (avril) jusqu'à la période de la maturité du fruit (septembre). Nous l'étudions donc à titre indicatif, de même que des indices bioclimatiques adaptés à la viticulture. Ces indices sont :

- l'indice héliothermique de Huglin (IH ; Huglin & Schneider, 1998), correspondant au cumul de degrés jour en base 10°C (pendant la période du 1^{er} avril au 30 septembre) multiplié par un coefficient de longueur du jour (k , variant selon la latitude).
- la température moyenne pendant la saison végétative d'avril à octobre (GST ; *Growing Season Temperature*), définie par Jones (2005).

Pour calculer ces indices, les données SAFRAN (1960-2019) et CMIP5 (1960-2100) biaisées et désagrégées à l'échelle de 8 km (Chapitre 1) sont utilisées. À ces données s'ajoutent des données d'observation à la station météorologique implantée dans l'environnement immédiat du vignoble (Savigny-lès-Beaune, 47.053889°N, 4.835278°E) entre 1973 et 2019 (Figure 2.1C). La station de Savigny-les-Beaune a fait l'objet d'une modification de matériel en 1986 lors de son automatiser. Elle a été déplacée en 2011, en 2017, puis à nouveau en 2018 à 800 mètres au sud de son lieu d'implantation initial (jusqu'en octobre 2011 ; 47.044397°N, 4.843348°E). Cette station a été utilisée en raison de sa proximité avec une parcelle de Pinot noir qui a fait l'objet d'observations phénologiques détaillées entre 1941 et 2007 par le Service de Protection des Végétaux à Beaune et nous avons complété avec les observations de différentes sources pour la période 2008-2019.

Bien que d'autres stations météorologiques soient implantées dans les vignobles de Bourgogne et de Champagne, leur profondeur temporelle est plus réduite que celle des données SAFRAN. Les données SAFRAN ont donc été choisies pour analyser l'évolution des indicateurs climatiques et bioclimatiques sur une période suffisamment longue afin de caractériser et de quantifier le changement climatique en Bourgogne et en Champagne. En outre, ces données SAFRAN permettent de couvrir l'espace de manière continue et de comparer l'évolution du climat de ces deux régions viticoles avec l'ensemble des régions viticoles françaises.

Les indicateurs climatiques sont calculés à l'échelle de chacune des 21 régions viticoles de France présentées sur la [Figure 2.1A](#). L'assemblage de celles-ci a été réalisé en s'appuyant sur la carte des bassins vitivinicoles français (Simonovici, 2019). Cette carte a été digitalisée et géoréférencée. L'identification des zones réellement plantées en vignes a été réalisée à partir de la classification Corine Land Cover (CLC) issue de la base de données Copernicus sur l'occupation du sol (<http://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover/clc-2012>). La classe 221 ("vignobles") de la version de 2012 (18.5.1) a été utilisée. Bien qu'il existe une version plus récente de cette base de données (CLC2018), l'évolution des zones cultivées en vigne est relativement stable dans le temps. Qui plus est, la présente analyse s'intéresse à une période s'étendant de la moitié du XX^{ème} siècle à la fin du XXI^{ème} siècle.

Afin de sélectionner les points de grille SAFRAN représentatifs des zones viticoles ([Figure 2.1A](#)), une zone tampon de 4 km a été ajoutée aux limites des polygones. Les données climatiques des points de grille SAFRAN situés dans les zones identifiées sont utilisées pour calculer les indices climatiques et pour simuler les stades phénologiques ([Figure 2.1B](#)).

Les différentes étapes de calcul des indicateurs sont résumées dans le [Tableau 2.1](#). L'évolution de ces indicateurs dans le temps est qualifiée soit par des différences entre périodes (de 20 ou 30 ans) soit par des tendances linéaires (régression). L'emploi du terme "significatif", quand ces évolutions sont décrites, est circonscrit aux cas où par exemple la différence entre périodes est statistiquement significative au risque *alpha* de 5%. Les tests utilisés sont les suivants :

- le test *t* de Student et le test *U* de Wilcoxon pour la comparaison des moyennes (test paramétrique et non-paramétrique respectivement),
- le test de Pearson et le test de Spearman pour l'étude des tendances temporelles et corrélations entre variables (test paramétrique et non-paramétrique respectivement).

Par la suite, nous parlerons simplement des tests sans les nommer et la valeur du risque *alpha* ne sera précisée que si différente de 5%.

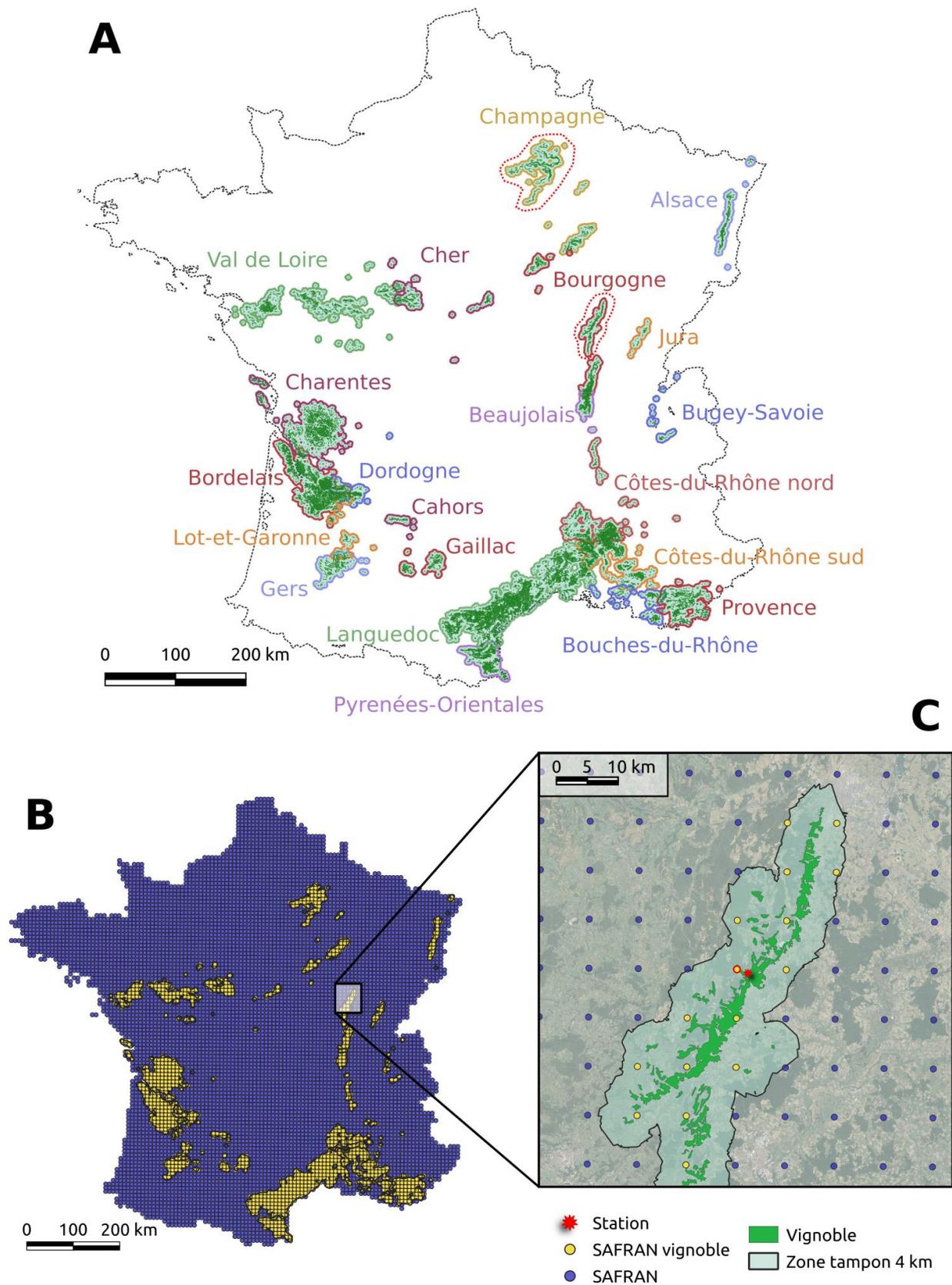


Figure 2.1 : Présentation des régions viticoles de France analysées (A) et points de grille SAFRAN correspondants (B). La partie C présente un exemple de la sélection des données climatiques SAFRAN (zone tampon de 4 km appliquée sur le vignoble ; zone verte claire) ainsi que l'emplacement de la station météorologique de Savigny-lès-Beaune (étoile rouge) et son point de grille correspondant (entouré en rouge).

Tableau 2.1 : Étapes du calcul pour chacun des indicateurs bioclimatiques et climatiques présentés dans la partie [résultats](#).

Indicateur	Variable	Figure(s)	Étapes de calcul
Bioclimatique	Moyenne	Figure 2.3 Annexe 2.1	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calcul des indicateurs pour chaque point de grille 2. Moyenne annuelle des indicateurs par région viticole
	Anomalie	Figure 2.4	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calcul des indicateurs pour chaque point de grille 2. Calcul de l’anomalie des indicateurs pour chaque point de grille avec pour période de référence 1961-1990 3. Moyenne annuelle de l’anomalie par région viticole 4. Moyenne mobile sur 5 ans
Climatique	Variabilité interannuelle	Figure 2.5	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calcul des indicateurs pour chaque point de grille 2. Calcul de l’écart-type des indicateurs pour chaque point de grille sur la période de référence 1961-1990 3. Calcul de la différence entre l’écart-type des 30 puis 20 dernières années et l’écart-type de référence pour chaque point de grille 4. Moyenne par région viticole
	Variabilité spatiale	Figure 2.5	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calcul des indicateurs pour chaque point de grille 2. Calcul de la moyenne des écarts-types spatiaux (<i>i.e.</i> sur les points de grille présents dans chaque région) annuels par région viticole sur la période de référence 1961-1990 3. Calcul de la différence entre l’écart-type spatial des 30 puis 20 dernières années et l’écart-type spatial de la période de référence 1961-1990

2.2) Observations phénologiques

Afin d’étudier l’impact du changement climatique sur l’évolution des stades phénologiques en Bourgogne et en Champagne, des données d’observation ont été collectées. L’objectif est de couvrir l’ensemble de l’espace géographique étudié, ce avec la plus grande profondeur temporelle possible. Les stades retenus sont ceux le plus souvent observés et dont la date d’occurrence est la plus souvent simulée par les modèles phénologiques (*i.e.* [partie 2.3](#)). Il s’agit des stades de :

- mi-débourrement - “pointe verte” (DEB) : noté “C” selon l’échelle de Baillod & Baggiolini, (1993), “5” selon (Eichhorn & Lorenz, 1977) et “7” selon l’échelle BBCH (Meier et al., 2009) ;
- mi-floraison (FLO) : “I” Baillod et Baggiolini, “23” Eichhorn et Lorenz et “65” BBCH ;
- mi-véraison (VER) : “M” Baillod et Baggiolini, “35” Eichhorn et Lorenz et “85” BBCH.

Les dates de chacun de ces trois stades sont considérées au moment où 50 % des organes ont atteint le stade en question ([Figure 2.2](#)). Dans la suite du manuscrit, nous parlerons des stades du débourrement, de la floraison et de la véraison pour simplifier la lecture.



Figure 2.2: Illustration des stades phénologiques étudiés : débourrement (A), floraison (B) et véraison (C).

La date du débourrement dépend essentiellement du cépage, des conditions environnementales et du mode de conduite de la vigne, notamment de la taille. La durée du débourrement varie entre trois et dix jours, en fonction de la température moyenne quotidienne (Pouget, 1988). Ce stade marque le début de l'apparition des feuilles, organe pouvant potentiellement être infecté par l'oïdium. D'après Corio-Costet (2007), la période de grande sensibilité des feuilles se situe entre le stade 1 à 3 feuilles étalées (stade 11 BBCH) et boutons floraux séparés (55 BBCH). En pratique, dans le cas de la Bourgogne, les chambres d'agriculture conseillent de ne pas débiter les traitements anti-oïdium avant le stade 7 feuilles étalées (les différents essais menés sur une protection plus précoce n'ayant pas montré d'effet significatif).

La floraison est le stade qui marque le début de la phase reproductive de la vigne. Cette période va conditionner la formation des baies et constitue un moment crucial dans le cycle de développement. C'est tout juste avant cette période (boutons floraux séparés, 55 BBCH) que débute la période de sensibilité des grappes à l'oïdium (Corio-Costet, 2007).

La véraison est un stade caractérisé par le début de la phase de maturation des raisins. Durant cette phase, les baies changent de couleur et se ramollissent. Cette phase marque clairement la fin de la période de sensibilité des grappes à l'oïdium, qui, selon certaines études, serait observée au stade fermeture de la grappe (78 d'après l'échelle BBCH ; Wicks et al., 1999).

Les données disponibles que nous avons collectées au sein des deux régions viticoles se distinguent selon deux types : des données représentatives de l'échelle locale et des données représentatives de l'échelle régionale.

Les données représentatives de l'échelle locale (disponibles en Bourgogne) correspondent à des observations faites sur une parcelle de référence proche de la station météorologique de Savigny-lès-Beaune (Figure 2.1C). Ces données ont l'avantage d'avoir une grande profondeur temporelle (à partir de 1941 pour le stade de la floraison) mais ont l'inconvénient d'avoir une faible représentativité spatiale. Ces observations ont été collectées auprès du Service Régional de l'Alimentation (SRAL), anciennement dénommé "Service Régional de Protection des Végétaux" (SRPV). La phénologie a été observée depuis 1941 pour les stades D, E, F et I et début véraison, au sens de Baillod & Baggiolini (1993), puis de façon plus détaillée (stades B à M, véraison) à partir de 1965 sur une parcelle de Pinot noir localisée à moins d'une centaine de mètres de la station météorologique de Savigny-lès-Beaune. Les observations par le SRPV s'arrêtent en 2007. Pour les années suivantes, la base de données a été complétée au moyen de sources variées et uniquement pour les dates d'occurrence des stades du débourrement, de la floraison et de la véraison. Les sources dont il est question sont des observations par le domaine Louis Latour sur ses parcelles de Pinot noir à Aloxe-Corton pour l'année 2008, des observations réalisées dans le

cadre de l'élaboration du bulletin de santé des végétaux en 2009 et des dates moyennes d'occurrence pour 2010 et 2011 mesurées par le Centre de Recherches de Climatologie (*i.e.* Madelin et al., 2014) sur 6 parcelles de Pinot noir situées dans les vignobles de Savigny-lès-Beaune, Pernand-Vergelesse, Ladoix-Serrigny et Aloxe-Corton (de 1 à 4 km de distance de la station de Savigny-lès-Beaune). Pour les années de 2012 à 2019, les dates des stades débourrement, floraison et véraison sont celles fournies pour le Pinot noir en Côte-de-Beaune dans le cadre du bulletin hebdomadaire "Vitiflash" édité par la Chambre d'agriculture de la Côte-d'Or.

Les données représentatives de l'échelle régionale correspondent à des moyennes observées sur un réseau de parcelles de suivi. En Bourgogne, le réseau est composé de 38 parcelles (20 en Pinot noir, 14 en Chardonnay et 3 en Gamay) dans lesquelles sont effectuées deux observations hebdomadaires. En Champagne, les stades du débourrement et de la floraison ont été collectés sur la région Aisne et Marne pour la période 1987-2019 via un réseau de suivi des stades phénologiques sur 60 parcelles en moyenne (répartition équivalente entre les trois cépages : Pinot noir, Chardonnay et Meunier) réalisé par des viticulteurs bénévoles pour le Comité Champagne. Les observations phénologiques sur ce réseau s'arrêtent à début véraison. Les données de véraison ont été collectées auprès du service de suivi de maturation du Comité Champagne, qui comptait en 1988 un réseau de 200 parcelles, et qui réunissait 552 parcelles en 2015 (Perry et al., 2015). La répartition des parcelles observées est pour 60% dans la Marne, 30% dans l'Aube, 9% dans l'Aisne et 1% en Haute-Marne. Ainsi, la couverture spatiale des dates d'occurrences du stade de la véraison n'est pas rigoureusement la même que celles des stades du débourrement et de la floraison.

Les données représentatives de l'échelle régionale disposent d'une profondeur temporelle plus faible (1987-2019 pour la Champagne et 1994-2019 pour la Bourgogne) que celles représentatives de l'échelle locale mais ont l'avantage de couvrir une grande superficie et de fournir ainsi une information moyenne à l'échelle de la région. Les données en Bourgogne sont mesurées sur la région viticole "Côte-de-Nuits - Côte-de-Beaune" et celles de la Champagne sur la région "Aisne et Marne" (ces deux régions sont entourées en pointillé rouge dans la [Figure 2.1A](#)). Par la suite, nous évoquerons seulement "Bourgogne" et "Champagne" afin de simplifier la lecture des résultats. Les données utilisées pour caractériser l'évolution des stades phénologiques en lien avec le changement climatique sont présentées dans le [Tableau 2.2](#). Au total, il est question de 16 points de grille SAFRAN extraits sur les vignobles de Côte d'Or et 46 sur les vignobles de Champagne.

Tableau 2.2 : Description de la disponibilité des périodes pour chacun des stades phénologiques observés en Bourgogne et en Champagne et représentatives des échelles locale (parcelle Savigny-lès-Beaune) et régionale (moyenne des stades sur la région). La valeur entre parenthèses correspond au nombre d’années disponibles

Stades phénologiques	Bourgogne		Champagne
	Echelle locale	Echelle régionale	Echelle régionale
DEB	1965-2019 (53)	1994-2019 (26)	1987-2019 (33)
FLO	1941-2019 (78)	1994-2019 (26)	1987-2019 (33)
VER	1966-2019 (51)	1994-2019 (26)	1987-2019 (33)

DEB = débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO = floraison (stade I) ; VER = véraison (stade M).

2.3) Simulations phénologiques

La simulation de la phénologie s’appuie sur la vitesse de développement végétatif de la vigne en réponse à la température. Pour chacun des trois stades phénologiques étudiés, deux modèles sont comparés. Ceux-ci sont présentés dans le [Tableau 2.3](#). La date de débourrement est simulée au moyen de deux modèles phénologiques intégrant le concept du cumul de températures basses (action “froid”) nécessaire à la levée de dormance (voir par exemple la synthèse de la littérature au sujet de la dormance par Campoy et al., 2011) ainsi qu’un impact positif des températures élevées pour le déclenchement du débourrement. Il s’agit des modèles BRIN (García de Cortázar-Atauri et al., 2009) et Smoothed-Utah (Bonhomme et al., 2007; Richardson, 1974), récemment adapté à la vigne par Morales-Castilla et al. (2020). La floraison et la véraison sont simulées soit par un modèle linéaire de degrés jours (base 0°C) appelé modèle GFV (*Grapevine Flowering Véraison model*, Parker et al., 2011), soit par un modèle non-linéaire à optimum (Wang & Engel, 1998).

Ces différents modèles utilisent les températures minimales et maximales quotidiennes. À l’échelle régionale, les stades phénologiques sont calculés pour chacun des points de grille, puis ils sont moyennés par région. À l’échelle locale (en Bourgogne), les modèles sont utilisés avec les données de la station météorologique de Savigny-lès-Beaune (1973-2019) ainsi qu’avec le point de grille SAFRAN le plus proche ([Figure 2.1C](#)).

Tableau 2.3 : Caractéristiques et sources des modèles utilisés pour simuler les stades phénologiques.

Modèle	Stade phénologique	Source	Principe
BRIN	DEB	García de Cortázar-Atauri et al. (2009)	- Cumul d'action de froid de l'entrée de la dormance (fixée au 1er août) jusqu'à la fin de celle-ci (Bidabe, 1965a, 1965b) - Cumul de degrés horaires (base 5°C ; Richardson, 1974)
GFV	FLO VER	A. Parker et al. (2011, 2013)	- Cumul de degrés jour à partir du 1er mars (DOY = 60) en base 0°C
SUWE	DEB FLO VER	Morales-Castilla et al. (2020)	- Modèle Smoothed-Utah (Bonhomme et al., 2007 ; Richardson, 1974) : cumul d'action de froid positif et négatif de l'entrée de la dormance (fixée au 1er août) jusqu'à la fin de celle-ci - Modèle de (Wang & Engel, 1998) : fonction de cumul d'unité de chaleur

DEB = débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO = floraison (stade I) ; VER = véraison (stade M).

3) Résultats et discussions

3.1) Évolution des indicateurs bioclimatiques et climatiques

La température moyenne annuelle en France est restée relativement stable du XX^{ème} siècle jusque dans les années 1980 avec une période relativement chaude (20-30 ans) dans les années 1940 suivie d'une période relativement froide dans les années 1960 (Abarca- Del- Rio & Mestre, 2006 ; Terray & Boé, 2013). Le passage de l'année 1987 à l'année 1988 marque une rupture statistique dans les températures moyennes observées en Bourgogne (Chabin, 2007 ; Madelin et al., 2010 ; Richard et al. 2014). Brulebois et al. (2015) mettent en évidence cette rupture climatique à l'échelle de la France, pour les températures minimales et maximales, confirmée par plusieurs tests statistiques paramétriques et non-paramétriques ou encore basés sur des statistiques bayésiennes. Une augmentation brutale de 1°C est alors observée, avec des différences significatives en toutes saisons à l'exception de l'automne. Cette rupture se retrouve également sur l'indice de Huglin (IH) calculé sur l'ensemble des régions viticoles ([Figure 2.3](#)). Parmi les 21 régions viticoles françaises, 16 présentent une rupture significative (test de Pettitt) entre 1987/88 dont la Bourgogne et la Champagne ([Annexe 2.1](#)). Cette rupture marque le début d'une période plus chaude (1988 à aujourd'hui) et qui se réchauffe (augmentation significative de la GST et de l'IH, respectivement en [Annexe 2.2](#) et [Figure 2.3](#)).

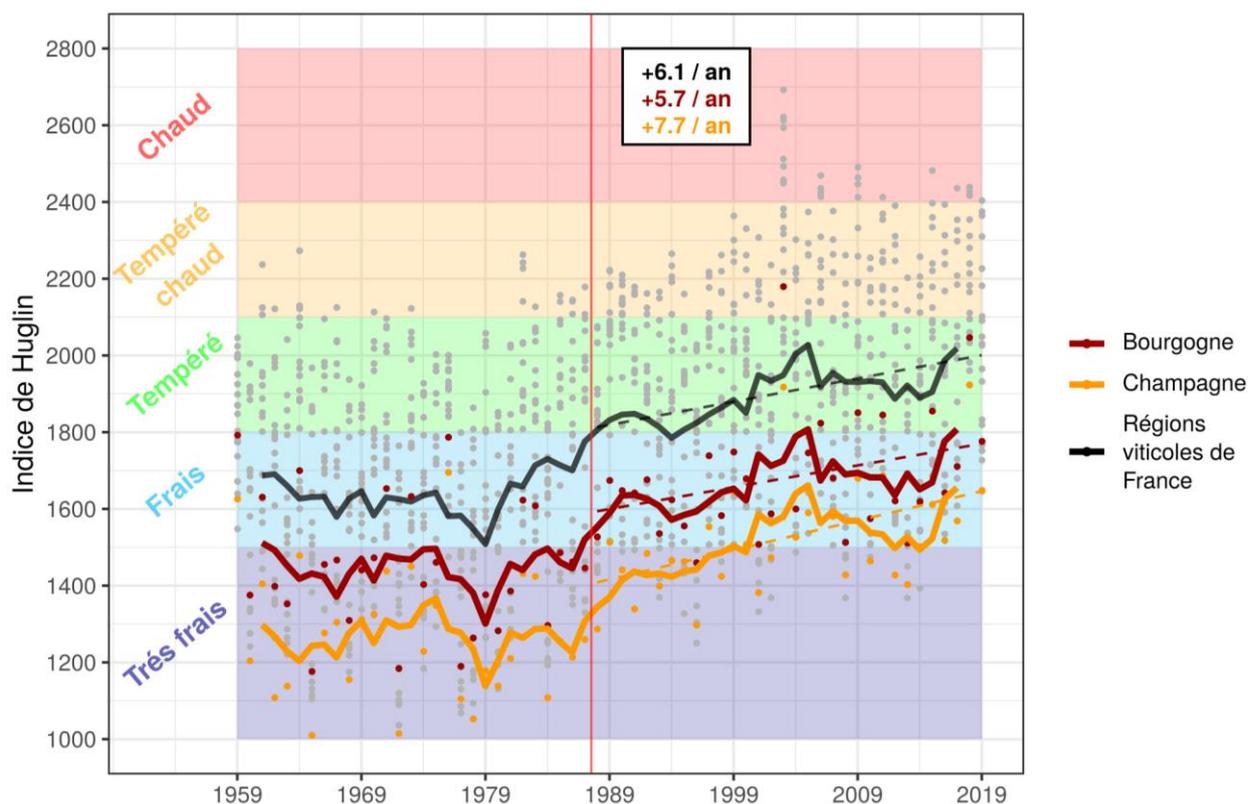


Figure 2.3 : Évolution de l'indice de Huglin (en degrés.jours) en Bourgogne et en Champagne sur la période 1959-2019. Chaque point gris correspond à une région viticole de France. La courbe noire représente la moyenne de l'ensemble des régions. Les points correspondent aux valeurs annuelles et les courbes aux moyennes mobiles (5 ans). Les lignes en pointillés correspondent aux tendances linéaires significatives calculées sur les périodes 1959-1987 et 1988-2019. La ligne rouge marque la séparation liée à la rupture des températures observée entre les deux périodes. Source des données climatiques: SAFRAN (point de grille à l'échelle des régions viticoles).

Au regard de l'indice de Huglin, la Bourgogne et la Champagne font partie des régions viticoles les plus fraîches de France (7^{ème} et 1^{ère} respectivement). Tonietto & Carbonneau (2004) ont proposé une classification du régime thermique des régions viticoles basée sur l'indice de Huglin. Sur la période 1959-1987, les régions viticoles françaises sont en moyenne situées dans un climat "frais", selon cette classification. La Bourgogne et la Champagne sont quant à elles parmi les régions dont le climat est "très frais". La rupture climatique des températures en 1987/88 marque le basculement du climat moyen des régions viticoles françaises, ainsi que celui de la Bourgogne, vers des climats tempérés et frais respectivement. Après cette rupture, on observe une augmentation de l'IH en Bourgogne et en Champagne (+5.5 et +7.1 degrés.jours par an) alors que celui-ci était relativement constant (en tendance) entre 1959 et 1987. Ces observations sont également établies par Bonnefoy et al. (2010) qui ont étudié l'évolution de l'IH calculé sur un ensemble de stations climatiques de la région viticole du Val de Loire. Dans cette région, les auteurs observent une rupture dans les températures moyennes (test de Pettitt) entre 1987/88 pour 9 stations météorologiques sur les 10 étudiées, avec des augmentations variant de 0.7°C à 1.2°C.

Quant à la température pendant la saison végétative (au sens de Jones, c'est-à-dire d'avril à octobre), on observe après la rupture 1987/1988 une augmentation moyenne de 0.34°C/10 ans ([Annexe 2.2](#)). En Bourgogne et en Champagne, cette augmentation des températures est également proportionnelle à celle de l'indice de Huglin avec une augmentation moyenne de +0.28 et +0.41°C/10 ans respectivement. Ces tendances confirment celles de Jones et al. (2005) calculées

dans la plupart des régions vitivinciales sur la période 1950-1999, mais elles sont ici plus marquées, car elles prennent en compte seulement la période 1988-2019, marquée par une hausse des températures plus rapide.

Ainsi, entre 1959-1987 et 1988-2019, la température moyenne pendant la saison végétative (avril à octobre) a augmenté de 1°C en Bourgogne, 1.3°C en Champagne, et 1.2°C en moyenne pour les régions viticoles françaises. Les deux régions présentent depuis la rupture un climat “intermédiaire”, alors qu’elles étaient classées comme de climat “froid” (“*cool*”) avant 1988 ([Annexe 2.2](#)). On retrouve des gains de température similaires en saison végétative entre 2000-2014 et 1950-2000 en Europe (Bois et al., 2016), avec une augmentation médiane de +1.1°C, contre 0.8°C pour l’ensemble des régions vitivinciales de la planète recensées par les auteurs de l’étude.

Depuis 1988, la Champagne fait partie des régions avec la plus forte augmentation des températures et de l’IH (3^{ème} et 5^{ème} place) tandis que la Bourgogne se situe légèrement en dessous de la moyenne en occupant les 13^{ème} et 14^{ème} places sur les 21 régions identifiées. À noter que toutes ces augmentations sur le long terme n’interdisent ni la variabilité décennale (exemple : plateau des années 2000-2013), ni la variabilité interannuelle (exemple : année 2003).

La [Figure 2.4](#) présente l’évolution des anomalies de chacun des indicateurs climatiques sélectionnés en Bourgogne et en Champagne sur la période d’avril à septembre par rapport à l’ensemble des régions viticoles de France. Les tendances présentées sur la [Figure 2.4](#) sont calculées sur l’ensemble des années comprises entre 1988 et 2019.

Concernant les températures moyennes, minimales et maximales, des tendances similaires à celles de l’IH et la GST sont observées : on ne retrouve pas d’évolution significative sur la période 1959-1987 et, à partir de 1988, les anomalies augmentent significativement. Sur la période 1988-2019, les températures minimales d’avril à septembre augmentent plus rapidement que les températures maximales sur l’ensemble des régions viticoles françaises en moyenne ainsi qu’en Bourgogne et en Champagne. Le réchauffement récent, plus rapide donc, sur les températures minimales en Bourgogne et en Champagne, a également été observé sur la géographie produite par Moisselin et al. (2002) sur l’ensemble du XX^{ème} siècle (1901-2000). Cela semble contradictoire avec la hausse des températures plus marquée sur les maximales que sur les minimales relevées pour la Bourgogne (Cuccia, 2013 ; Richard et al., 2014) et la France (Brulebois et al., 2015) et ce pour chaque saison à l’exception de l’automne, tout comme pour l’ensemble de l’année.

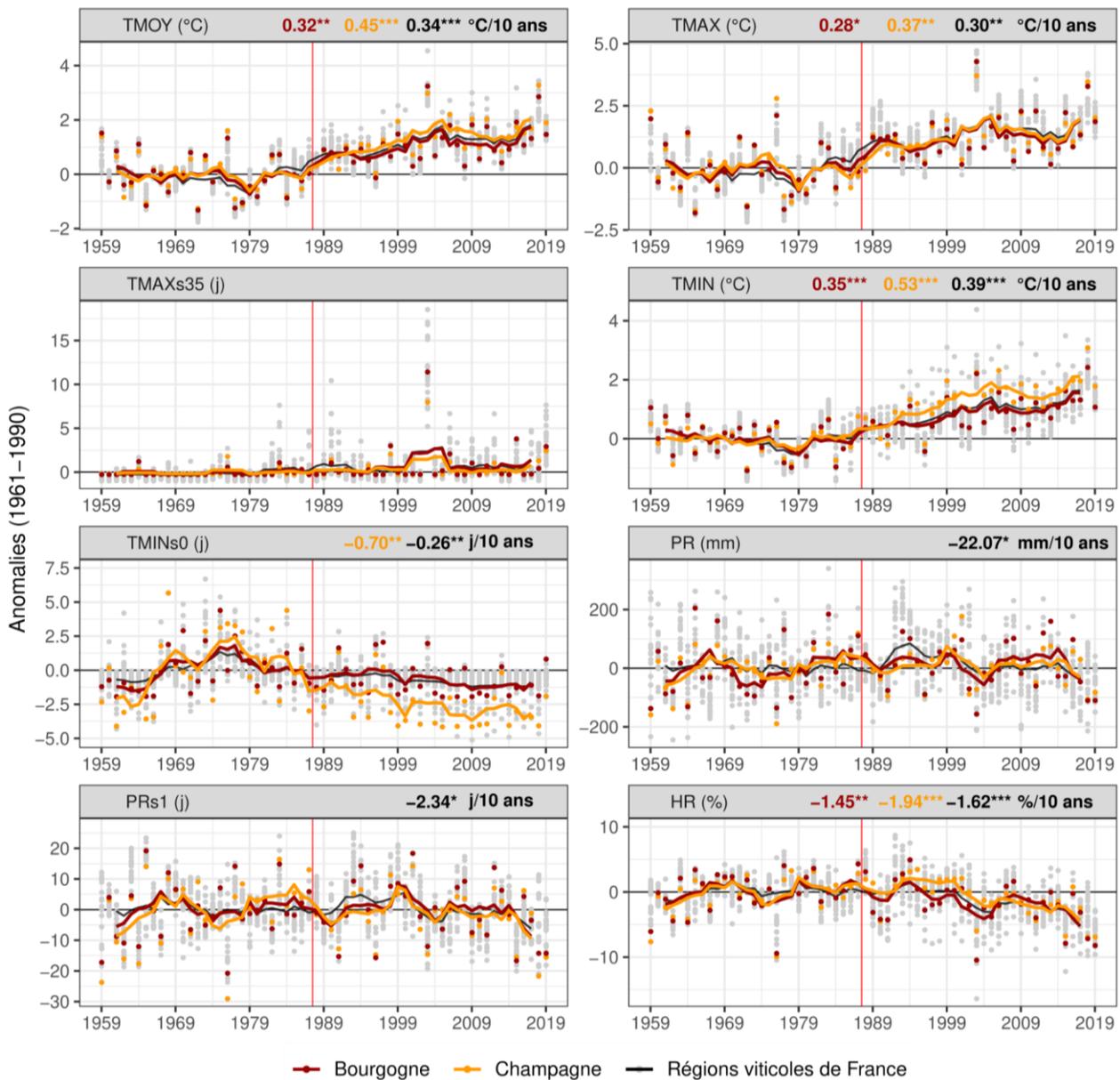


Figure 2.4 : Évolution des anomalies des différents indicateurs climatiques en Bourgogne et en Champagne sur la période 1959-2019. Chaque point gris correspond à une région viticole de France et la courbe noire représente la moyenne de l'ensemble des régions. Les points correspondent aux valeurs annuelles calculées sur les mois d'avril à septembre et les courbes sont les moyennes mobiles (5 ans). Les nombres indiqués au sommet de chaque graphique correspondent aux tendances linéaires calculées sur la période 1988-2019. Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p -values avec $p < 0.1$ (*), $p < 0.05$ () et $p < 0.01$ (***). Source des données climatiques: SAFRAN (points de grille à l'échelle des régions viticoles).**

Comment expliquer ces deux observations contradictoires ? En réalité, ces travaux précédemment cités se sont intéressés à la différence de température entre des périodes antérieures et postérieures à la rupture climatique de 1987/88 mise en évidence par les mêmes auteurs (Brulebois et al., 2015 ; Cuccia, 2013). Ils caractérisent donc un “saut” du réchauffement climatique entre l'avant et l'après rupture de 1987/88. En revanche, nous adressons ici la seule période contemporaine post rupture (1988-2019), sur laquelle nous étudions les tendances linéaires de réchauffement des minimales et des maximales.

Ainsi, si la seconde moitié du XX^{ème} siècle a été marquée en France par une hausse plus nette des températures maximales, en comparaison de celle des températures minimales, les minima semblent augmenter aujourd'hui (période 1988-2019) plus vite que les maxima, contrebalançant partiellement cette forte hausse des températures maximales durant la seconde moitié du XX^{ème} siècle. Ces observations illustrent bien la subtilité qui peut résider dans l'évolution du climat, fruit de forçages et des modes de variabilité interne du climat (ENSO, NAO ; voir par exemple les Box 2.2, 2.4 et 9.2 du rapport du groupe de travail I du GIEC, 2013) intervenant à des pas de temps multiples.

L'augmentation des températures minimales affecte le nombre de jours de gel. Ce dernier décroît de façon significative de -0.7 j/10 ans en Champagne (-0.26 j/10 ans pour la moyenne des régions vitivinicoles françaises). La baisse du nombre de jours de gel en Bourgogne entre 1988 et 2019 n'est pas significative.

L'évolution du nombre de jours de forte chaleur est principalement influencée par l'année 2003. Durant la canicule subie pendant cet été, entre 5.3 et 19.3 jours de forte chaleur sont comptabilisés sur l'ensemble des régions viticoles françaises (en moyenne 11.7 en Bourgogne et 8.2 en Champagne).

Sur l'humidité relative moyenne, une diminution significative est observée en moyenne sur les régions viticoles françaises ainsi que sur les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Cette diminution est en phase et cohérente avec l'augmentation des températures.

D'avril à septembre, ni le cumul des précipitations ni le nombre de jours de pluie ne changent significativement sur la période 1988-2019 en Bourgogne et en Champagne. Ce constat est le même à l'échelle annuelle (résultats non présentés). Il est tout de même possible de noter une diminution significative du cumul (-22 mm/10 ans) et du nombre de jours de pluie (-2.3 j/10 ans) pour la moyenne de l'ensemble des régions viticoles françaises depuis 1988, régions pour la plupart situées dans la moitié sud de la France où une diminution des précipitations serait observée (Moisselin et al., 2002).

La [Figure 2.5](#) permet de caractériser la moyenne, la variabilité interannuelle et la variabilité spatiale des anomalies de l'ensemble des indicateurs climatiques sur ces 30 et 20 dernières années (soit les périodes 1990-2019 et 2000-2019). La période de 30 ans correspond au standard pour le calcul des normales climatologiques (OMM, 2017). Cette période de temps est également utilisée dans le rapport de l'ONERC (Ouzeau et al., 2014) qui analyse les projections du changement climatique à l'échelle de la France. Dans le rapport du GIEC (T. F. Stocker et al., 2013), une période de référence de 20 ans est utilisée pour étudier les projections climatiques sur le XXI^{ème} siècle (1986-2005). C'est cette durée que nous privilégierons pour les projections climatiques. Nous avons souhaité étudier aussi l'évolution climatique sur des périodes de 30 ans pour évaluer la modification des normales climatiques. Ces périodes sont toutefois discutables et discutées : selon Badour & Kontongomde (2007), des périodes de 10 ans sont aussi performantes que celles de 30 ans pour étudier les prévisions du climat. Wilks (2013) discute également de la durée des normales utilisées en contexte de changement climatique. Il observe des périodes optimales de 15 ans pour les températures et de 30 ans pour les précipitations à l'échelle des États-Unis.

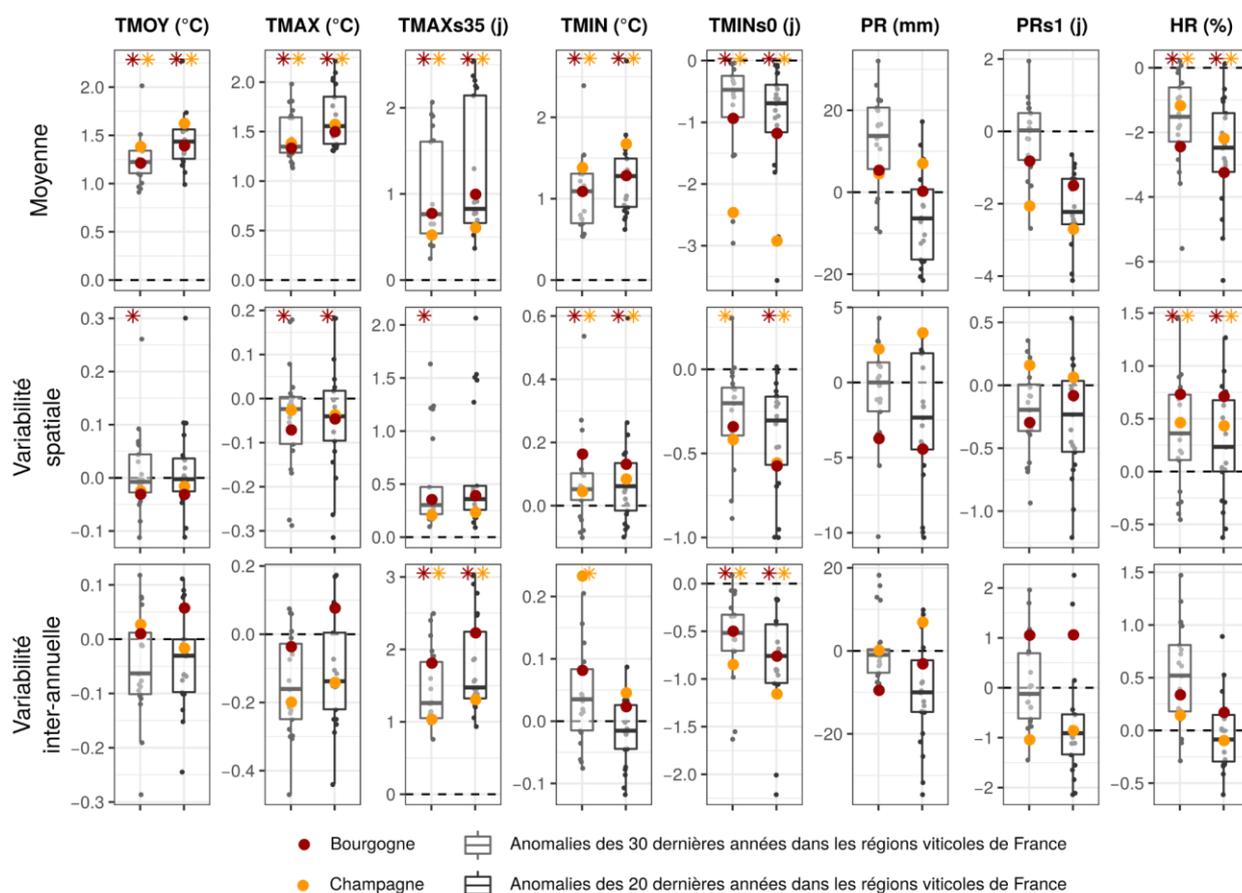


Figure 2.5 : Anomalies (référence 1961-1990) des indicateurs climatiques sur la période 1990-2019 (30 dernières années) et la période 2000-2019 (20 dernières années). La première ligne correspond à la moyenne des anomalies, la seconde à leur variabilité spatiale et la troisième à leur variabilité interannuelle au sein des régions. Les * signifient qu'une différence significative (tests décrits en [partie 2.1](#)) est observée entre la période de référence et la période étudiée. TMOY : température moyenne ; TMAX : température maximale ; TMAXs35 : nombre de jours dont la température maximale est supérieure à 35°C ; TMIN : température minimale ; TMINs0 : nombre de jours dont la température minimale est inférieure à 0°C ; PR : cumul de précipitations ; PRs1 : nombre de jours ayant reçu 1 mm ou plus de précipitations ; HR : humidité relative moyenne quotidienne. Source des données climatiques: SAFRAN (point de grille à l'échelle des régions viticoles).

Au regard des anomalies moyennes par rapport à la période de référence 1961-1990, ces 20 et 30 dernières années sont marquées par des différences significatives pour l'ensemble des indicateurs climatiques liés aux températures et à l'humidité relative ([Figure 2.5](#)). On remarque également que, sur ces indicateurs, les tendances s'accroissent entre les 30 et 20 dernières années pour l'ensemble des régions françaises ainsi qu'en Bourgogne et en Champagne viticoles. Les températures moyennes, maximales et minimales, le nombre de jours de forte chaleur sont plus élevés tandis que le nombre de jours de gel ainsi que l'humidité relative diminuent.

Aucune différence significative n'est observée entre ces 20 et 30 dernières années et la période 1961-1990 sur les indicateurs liés aux précipitations en Bourgogne et en Champagne. Il en est de même concernant leur variabilité spatiale et leur variabilité interannuelle pour ces deux régions.

En Bourgogne et en Champagne, la variabilité spatiale est significativement plus faible pour :

- le nombre de jours de gel (20 dernières années) ;

et plus forte pour :

- les températures minimales (30 et 20 dernières années) ;
- l'humidité relative (30 et 20 dernières années).

La région de la Bourgogne viticole est également marquée par une variabilité spatiale plus faible pour :

- les températures moyennes (30 dernières années), maximales (30 et 20 dernières années) ;

et une augmentation pour :

- le nombre de jours de forte chaleur (30 dernières années).

Par rapport à la période de référence, la variabilité interannuelle tend à augmenter pour le nombre de jours de forte chaleur et à diminuer pour le nombre de jours de gel sur ces 30 et 20 dernières années, et ce pour les deux régions. Ceci s'explique probablement par le fait qu'un nombre plus réduit de jours de gel limite *de facto* l'amplitude interannuelle. De même, il est naturel qu'une élévation en moyenne du nombre de jours de fortes chaleur, souvent nul dans le passé ([Figure 2.4](#)), conduit à accroître la variabilité interannuelle. En Champagne, ces 30 dernières années sont marquées par une augmentation de la variabilité interannuelle des températures minimales ([Figure 2.5](#)). Cette augmentation serait principalement due à la forte vitesse de réchauffement des TMIN dans cette région depuis 1988 (+0.53°C/10 ans contre +0.39 en moyenne sur les régions viticoles françaises, [Figure 2.4](#)). L'augmentation est moins marquée et non significative sur les 20 dernières années.

En conclusion, le changement climatique se traduit par un réchauffement en saison végétative, associé à une augmentation du nombre de jours de forte chaleur, à une diminution du nombre de jours de gel et de l'humidité relative. Ceci est observé en Bourgogne, en Champagne et sur l'ensemble des régions viticoles françaises depuis ces 30 dernières années, par rapport à la période de référence 1961-1990. Cette augmentation des températures est associée à une augmentation de la variabilité interannuelle du nombre de jours de forte chaleur. Au sein des régions Bourgogne et Champagne, la variabilité spatiale tend à augmenter pour les températures minimales et l'humidité relative, ainsi que pour les températures moyennes et maximales en Bourgogne uniquement.

Depuis la rupture de 1987/1988, les tendances au réchauffement se poursuivent, avec toutefois une élévation plus prononcée pour les minima que pour les maxima, notamment en Champagne. Le nombre de jours de gel poursuit sa baisse, mais cette dernière n'est pas significative en Bourgogne. L'humidité relative de l'air continue de baisser de façon concomitante avec la hausse des températures. On notera que les indicateurs observés liés aux précipitations (nombre de jours et cumuls) sur la saison végétative n'affichent aucune tendance, ni en Bourgogne ni en Champagne. Les variations thermiques observées influencent la phénologie de la vigne. L'évolution de celle-ci en Bourgogne et en Champagne est présentée dans la partie suivante.

3.2) Évolution des stades phénologiques en Bourgogne et en Champagne

3.2.1) Deux cépages principaux

Les deux cépages prédominant en termes de surfaces cultivées en Bourgogne et en Champagne sont le Pinot noir et le Chardonnay. Comme indiqué plus haut, les observations des dates d'occurrence des stades phénologiques étudiées ici à l'échelle locale concernent uniquement le

cépage Pinot noir en Bourgogne, tandis que celles à l'échelle régionale, en Bourgogne comme en Champagne, concernent les cépages Pinot noir et Chardonnay. Ce dernier est celui sur lequel nos travaux se sont le plus appuyés. Effectivement, le cépage Chardonnay se retrouve dans la totalité des sous-régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. De plus, il est le cépage présentant le plus grand nombre de parcelles d'observation tant au niveau phytosanitaire que phénologique, dans les bases de données que nous avons constituées. Ce cépage a aussi la particularité d'être planté dans le plus grand nombre de pays au monde (41) : il se situe à la 7^{ème} place des cépages les plus plantés (210 000 ha ; OIV, 2017). Mais c'est surtout parce que le Chardonnay fait partie des cépages sensibles à l'oïdium (Doster & Schnathorst, 1985), et en particulier parce qu'il est bien plus sensible à cette maladie que le Pinot noir, que l'évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques (et par conséquent de la période de sensibilité aux pathogènes) de celui-ci a été privilégié dans cette étude.

Toutefois, la base de données "locales" d'observations phénologiques en Bourgogne sur Pinot noir présente la profondeur temporelle la plus élevée dont nous disposons pour les deux régions étudiées (1941-2019 pour la floraison). En outre, Pinot noir et Chardonnay présentent des niveaux de précocité relativement proches, en témoignent les besoins de cumuls thermiques voisins dans les divers modèles phénologiques ou de date de maturation théorique du raisin (García de Cortázar-Atauri et al., 2009 ; Huglin & Schneider, 1998 ; Parker et al., 2013 ; Parker et al., 2020). On fait donc l'hypothèse que l'évolution des dates d'occurrences des stades phénologiques du Pinot noir observées localement sur une grande profondeur temporelle est un bon indicateur de l'évolution des dates des mêmes stades pour le cépage Chardonnay. Pour vérifier partiellement cette hypothèse, une comparaison entre les stades phénologiques sur les deux cépages à l'échelle régionale en Bourgogne et en Champagne est réalisée. D'après le [Tableau 2.4](#), les écarts des dates d'occurrence des stades entre le Pinot noir et le Chardonnay sont faibles, et du même ordre dans les deux régions. Le Pinot noir débourre en moyenne +4.2 jours plus tard que le Chardonnay (+3.5 jours en Bourgogne et +4.9 jours en Champagne). Ce retard se réduit à la floraison (+1.6 jours en moyenne). La véraison du Pinot noir est très légèrement plus précoce (-0.7 jour en moyenne) que celle du Chardonnay.

Outre cette comparaison des deux cépages au regard de leur phénologie, le [Tableau 2.4](#) permet de comparer les deux régions viticoles Bourgogne et Champagne : on observe que la date moyenne du débourrement du Chardonnay y est quasi-identique (10/11 avril). En revanche, la phénologie du Chardonnay devient plus tardive au fil de la saison en Champagne : la floraison y a lieu le 14 juin soit 7 jours plus tard qu'en Bourgogne et la véraison le 26 août soit 15 jours plus tard qu'en Bourgogne. Bien que les années concernées ne soient pas rigoureusement les mêmes, ces différences s'expliquent très probablement par la climatologie des deux régions : les hivers sont légèrement plus doux en Champagne ([Tableau 3](#), Introduction générale) et les printemps et été y sont plus frais.

En dépit du biais déjà cité plus haut ([Tableau 2.4](#)), pour une même région les dates de débourrement annuelles sont assez fortement corrélées (coefficients de détermination R^2 de 0.83 et 0.86 pour la Bourgogne et la Champagne respectivement ; [Figure 2.6A](#)). De fortes corrélations sont observées pour la floraison et la véraison des deux cépages à l'échelle régionale en Bourgogne et en Champagne (R^2 compris entre 0.92 et 0.97 ; [Figure 2.6A](#)). De plus, le Pinot noir et le Chardonnay présentent la même tendance à la précocité d'apparition de ces stades, sur la période 1994-2019 pour la Bourgogne et 1987-2019 pour la Champagne. Concernant la dispersion

interannuelle des écarts en termes de date d'occurrence de ces stades phénologiques, elle est relativement faible ([Figure 2.6B](#)), à l'exception de la date de débourrement présentant au maximum 12 jours d'écart entre les deux cépages.

Tableau 2.4 : Moyenne des dates d'occurrence des stades phénologiques observés en Bourgogne et en Champagne, aux échelles régionales. "Δ Pinot noir" correspond à la différence moyenne en nombre de jours avec le Chardonnay. La valeur entre parenthèses correspond au jour de l'année.

Stades phénologiques	Bourgogne (1994-2019)		Champagne (1987-2019)	
	Chardonnay	Δ Pinot noir	Chardonnay	Δ Pinot noir
DEB	10 avril (99,5)	+3,5 j	11 avril (100,8)	+4,9 j
FLO	07 juin (157,9)	+1,5 j	14 juin (165,3)	+1,7 j
VER	11 août (223,2)	-0,2 j	26 août (237,8)	-1,2 j

DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Données sources décrites en [partie 2.2](#).

Globalement, en Bourgogne et en Champagne, les dates d'occurrence des stades phénologiques du Pinot noir et du Chardonnay observées à l'échelle régionale sont proches. Elles évoluent de manière similaire en réponse au changement climatique. Nous souhaitons désormais étudier l'évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques avec une plus grande profondeur temporelle, afin de qualifier l'évolution de la durée de la période de sensibilité de la vigne aux pathogènes ainsi que d'éventuels changements de conditions climatiques associées. Mais au préalable il convient d'évaluer si ces observations sur une longue période à l'échelle locale constituent un bon estimateur de l'évolution régionale de la phénologie de la vigne. Aussi, nous comparons ci-après le lien entre les dates d'occurrence des stades phénologiques du Pinot noir à l'échelle locale avec celle du Chardonnay à l'échelle régionale en Bourgogne. Le choix de comparer la phénologie du Chardonnay à l'échelle régionale (et non celle du Pinot noir) à celle du Pinot noir à l'échelle locale est motivé par le fait que, comme précisé plus haut, notre attention est davantage portée sur le cépage Chardonnay, dont la sensibilité à l'oïdium est plus marquée et dont la représentativité en Champagne comme en Bourgogne est très large.

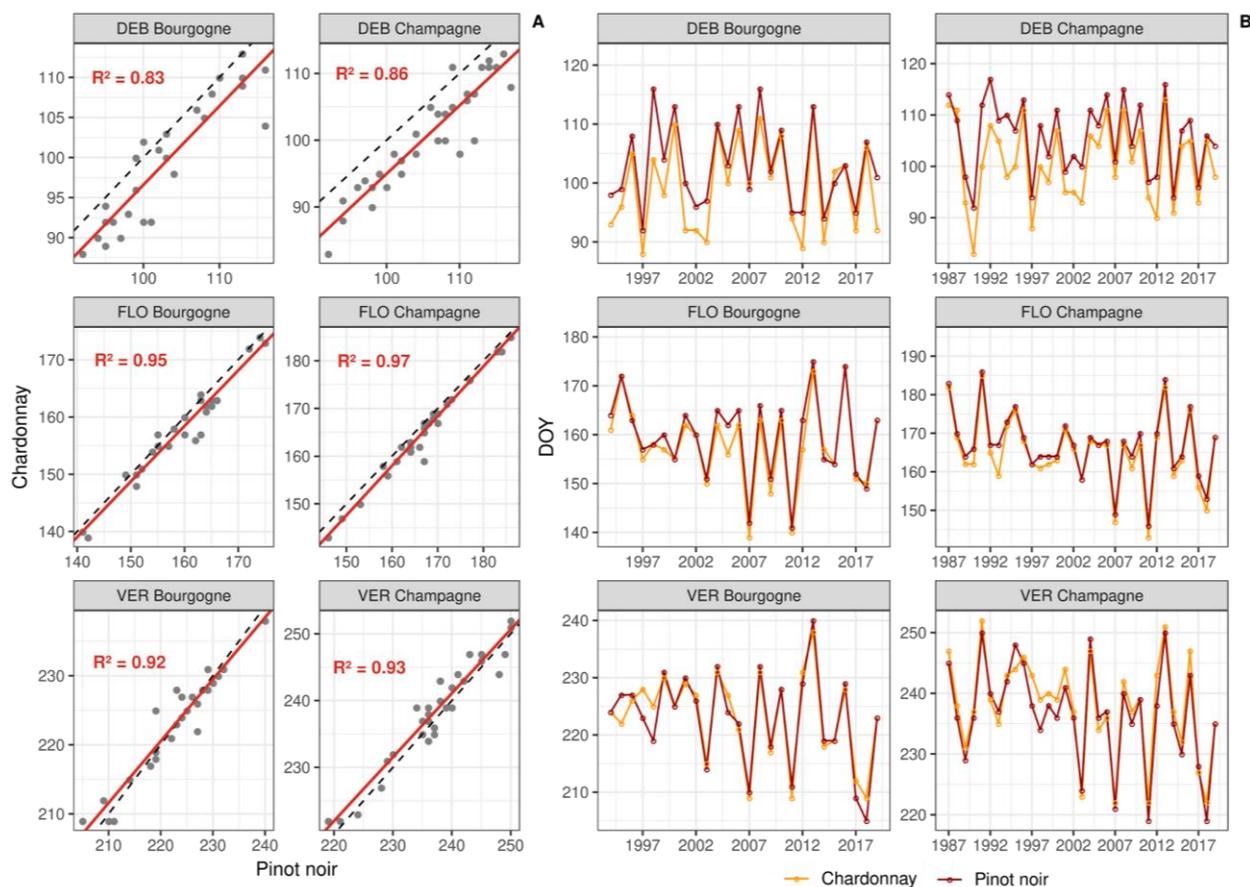


Figure 2.6 : A - Nuages de points comparant les jours de l’année d’occurrence des stades phénologiques débourrement (DEB, stade C sur l’échelle de Baillod et Baggiolini, 1993), floraison (FLO, stade I) et véraison (VER, stade M) du Chardonnay à ceux du Pinot noir. La droite noire en pointillés correspond à la droite X=Y (droite 1:1). La droite rouge est la droite de régression entre le jour de l’année (DOY pour “day of the year”) du stade phénologique du Pinot noir et celui du Chardonnay.

B - Évolution des stades phénologiques (DEB, FLO, VER) pour le Chardonnay et le Pinot noir sur les périodes observées en Bourgogne et en Champagne.

Données sources décrites en [partie 2.2](#).

3.2.2) Deux échelles distinctes

Dans l’ensemble, les dates d’occurrence des stades phénologiques à l’échelle locale (Pinot noir) et régionale (Chardonnay) sont bien corrélées ([Figure 2.7A](#)). La date de débourrement affiche une corrélation avec un coefficient de détermination R^2 de 0.78. La date de débourrement de l’année 1994 se détache particulièrement de la distribution avec un décalage de +15j pour cette année (jour 93 pour l’échelle régionale, soit le 3 avril, et 108 pour l’échelle locale, soit le 18 avril ; points entourés en pointillé rouge [Figure 2.7B](#)). En retirant l’année 1994, la corrélation entre les dates de débourrement local et régional augmente avec un $R^2 = 0.87$. Les dates de débourrement moyennes à l’échelle régionale sont, excepté pour une année, plus précoces que celles à l’échelle locale (3.4j de différence en moyenne). Les dates de floraison à l’échelle régionale et locale affichent la plus forte corrélation ($R^2 = 0.91$) avec un écart moyen de 2 jours. Comme pour le stade du débourrement, la très grande majorité des années sont plus précoces à l’échelle régionale. En ce qui concerne la véraison, la corrélation entre les dates d’occurrence de ce stade selon les deux niveaux d’échelle est plus faible que pour le débourrement ou la floraison ($R^2 = 0.71$).

Contrairement à ces deux stades, les dates de véraison ne tendent pas à être uniquement plus précoces à l'échelle régionale. Bien que certaines années telles que 1995, 2008, 2014 ou 2016 se détachent avec des écarts de plus de 8 jours (entre 8 et 10) la majorité des années (16 sur 26) apparaissent plus tardives à l'échelle régionale.

La comparaison des dates des stades phénologiques "Pinot noir à l'échelle locale" vs "Chardonnay à l'échelle régionale" apporte des informations proches de celles observées précédemment concernant la comparaison des deux cépages à l'échelle régionale uniquement : une très bonne corrélation concernant les dates de floraison et un léger biais pour la date de débourrement (lié en grande partie à l'effet cépage).

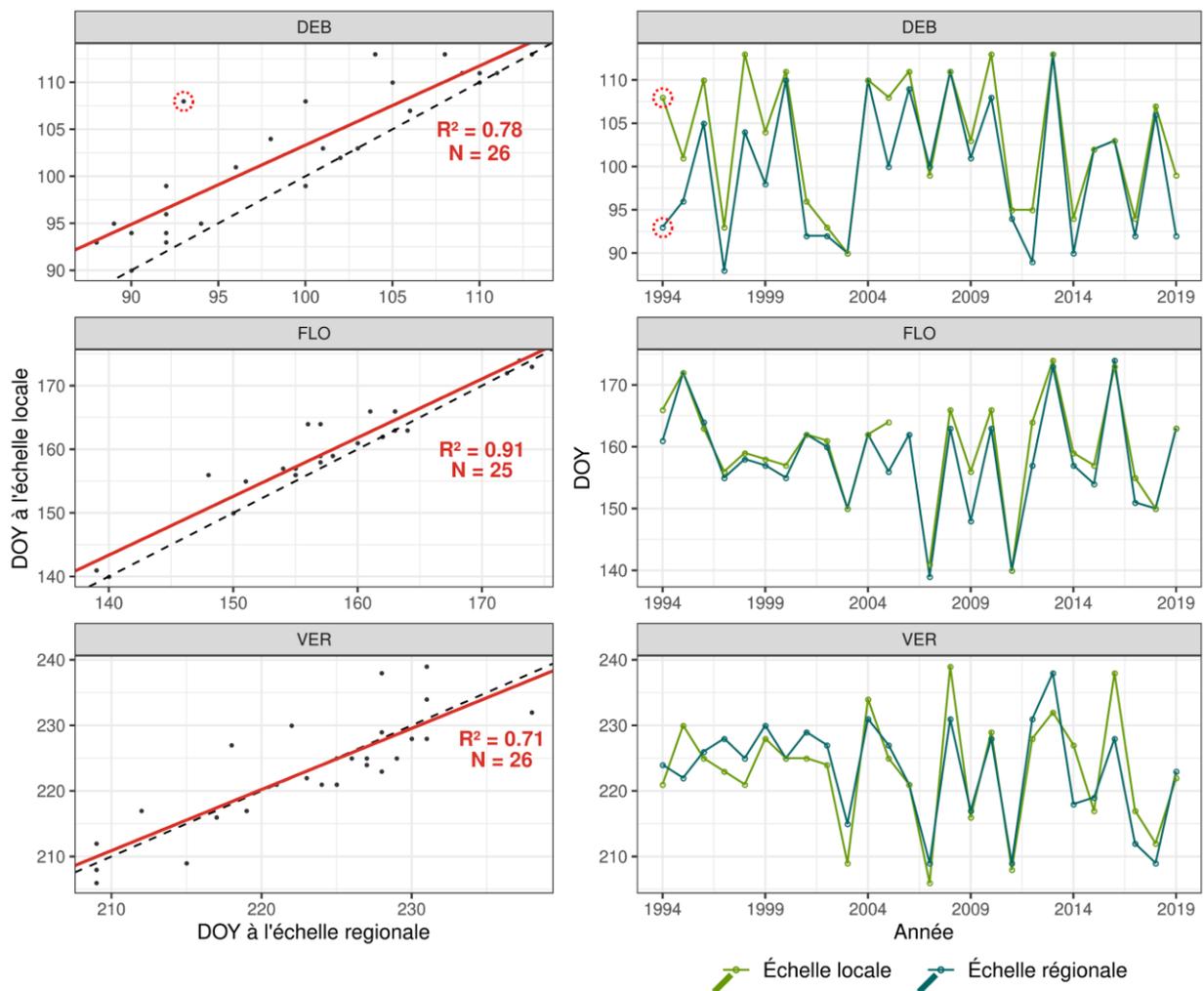


Figure 2.7 : Lien entre les jours de l'année (DOY pour "day of the year") des stades phénologiques (DEB, FLO, VER) du Pinot noir observés à l'échelle locale (parcelle Savigny-lès-Beaune) et ceux du Chardonnay à l'échelle régionale en Bourgogne. La droite noire en pointillés correspond à la droite X=Y (droite 1:1). La droite rouge est la droite de régression entre le jour d'occurrence du stade phénologique du Chardonnay à l'échelle régionale et celle du Pinot noir à l'échelle locale. DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Données sources décrites en [partie 2.2](#).

Cette comparaison conforte notre hypothèse de travail consistant à considérer l'évolution des stades phénologiques observés à l'échelle locale sur Pinot noir comme indicateur (ou "proxy") représentatif de l'évolution de la phénologie du Chardonnay sur l'ensemble de la Bourgogne

viticole. Ainsi, même si la correspondance est moins pertinente pour le stade débourrement, cette série locale permet d'étudier une évolution de la phénologie de la vigne en Bourgogne avec une plus grande profondeur temporelle.

3.2.3) *Évolution des stades phénologiques et durées interstades*

❖ *Deux périodes distinctes*

Les évolutions des stades phénologiques observés en Bourgogne et en Champagne sont présentées dans la [Figure 2.8](#). Les données à l'échelle locale (Bourgogne) ont permis de détecter une rupture statistique (teste de Pettitt) en 1987/88 sur les séries des dates de débourrement et de véraison et en 1990/91 pour la série de date de floraison ([Tableau 2.5](#)). En Champagne, les données disponibles à l'échelle régionale (1987 à 2019) ne permettent pas d'analyser la présence d'une rupture statistique à cette période. Cependant, (Beltrando & Briche, 2010) présentent une évolution des dates des stades phénologiques observés dans la région de 1951 à 2008. Les auteurs observent une rupture significative concernant les dates d'apparition des stades floraison et véraison en 1987/88 (test de Pettitt). Ainsi, la rupture nette dans les séries de températures observées en Bourgogne et en Champagne viticoles (*cf.* [partie 3.1](#)) se répercute directement sur les dates d'apparition des stades phénologiques de la vigne dans ces régions. En Bourgogne, le débourrement passe en moyenne du 19 avril avant la rupture (1965-1988) au 12 avril (1988-2019). Concernant la floraison, celle-ci est le 9 juin (1991-2019) soit 9 jours plus tôt en moyenne que sur la période avant la rupture, la véraison est quant à elle le 12 août (1988-2019) soit 19 jours plus tôt en moyenne que sur la période 1966-1987 ([Tableau 2.5](#)). Les durées interstades DEB-VER et FLO-VER sont également affectées par une rupture statistique observée quelques années plus tôt (1981). La période DEB-VER diminue de 15 jours dont 13 jours en moyenne durant FLO-VER entre la période pré- et post-rupture ([Tableau 2.5](#)).

Cependant, contrairement aux tendances observées sur les températures, aucune évolution significative n'est observée de 1988 à 2019 sur l'ensemble des stades phénologiques tant à l'échelle régionale qu'à l'échelle locale, excepté pour le stade de la véraison en Champagne ([Tableau 2.5](#)). La très grande majorité des études observant l'évolution des stades phénologiques de la vigne sur de longues périodes en réponse aux variations climatiques basent leurs analyses sur des tendances linéaires annuelles calculées sur l'ensemble de la période étudiée, faisant fi de la variabilité décennale (Bellia et al., 2007 ; Bock et al., 2011 ; Duchène & Schneider, 2005 ; Jones et al., 2005 ; Jones & Davis, 2000 ; Malheiro et al., 2013 ; Webb et al., 2012). Peu d'études s'intéressent à la présence ou l'absence de rupture(s) statistique(s) dans l'évolution des phases phénologiques de la vigne. Tomasi et al. (2011) ont étudié l'évolution des stades phénologiques de 18 cépages dans le vignoble de Vénétie en Italie entre 1964 et 2009. Les auteurs ont mis en évidence une rupture dans l'évolution des dates de floraison et de véraison entre 1991/92 en moyenne sur l'ensemble des cépages étudiés. Cette rupture a également été détectée entre 1987/88 pour les cépages les plus précoces. García de Cortázar-Atauri et al. (2017) ont observé sur le cépage Riesling à Colmar (données reprises de Duchène & Schneider, 2005) une rupture dans la variabilité interannuelle en 1988 sur les séries relatives aux dates des stades débourrement, floraison et véraison sur la période 1965-2015. Ils rapportent qu'après 1988, le débourrement et la véraison voient leur variabilité interannuelle diminuer tandis qu'elle augmente pour la floraison. Concernant ces données à l'échelle locale en Bourgogne, bien que leur variabilité est élevée depuis

ces 20 dernières années (cf. paragraphe suivant), aucun changement significatif n'est observé dans la variabilité interannuelle après 1988.

Par la suite, nous détaillerons les variations observées depuis les 20 dernières années ainsi que les tendances linéaires significatives d'évolution des stades et de la durée inter-stade aux différentes échelles spatiales dans le but de comparer avec la littérature et également de tester la robustesse des modèles phénologiques à reproduire la tendance d'évolution (cf. [partie 3.4](#)).

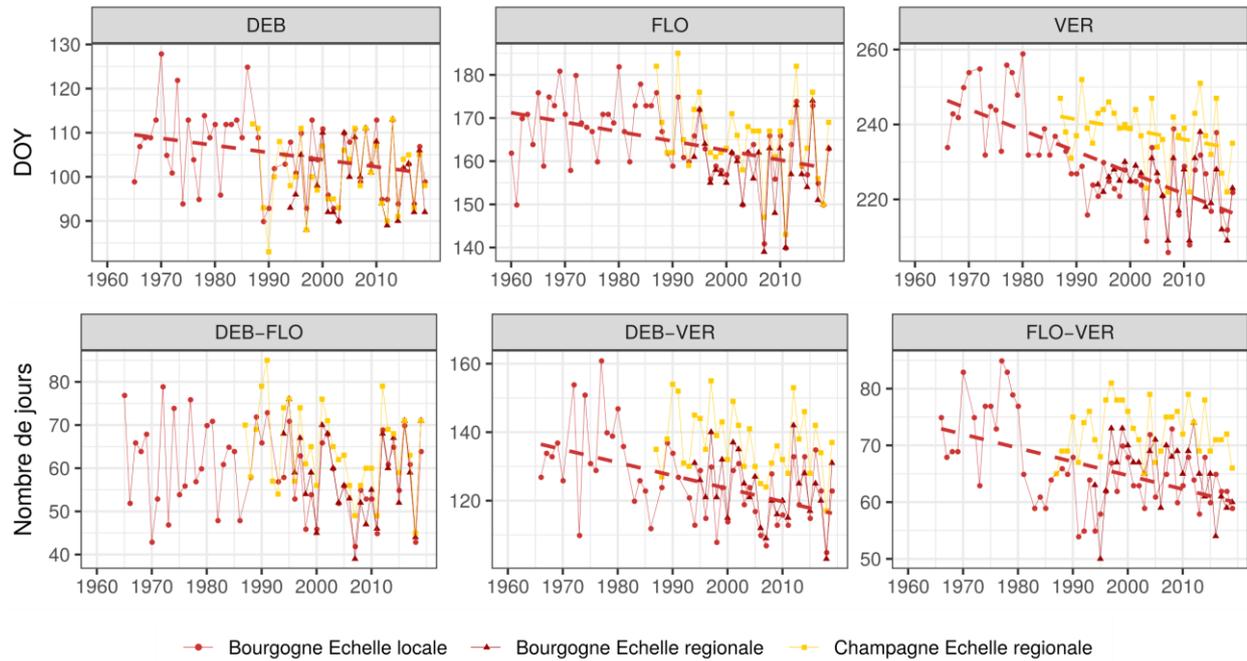


Figure 2.8 : Évolution des jours d'occurrence (jour de l'année ou DOY pour "Day Of the Year") des stades phénologiques (graphiques de la ligne supérieure) et de la durée des périodes interstades (graphiques de la ligne inférieure) aux échelles locale (parcelle Savigny-lès-Beaune) et régionale en Bourgogne et en Champagne. Chaque point correspond aux valeurs annuelles. Ils sont reliés par des traits fins. Les tendances linéaires significatives (p -value < 0.1) sur l'ensemble des années disponibles dans chaque catégorie sont tracées. **DEB** : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; **FLO** : floraison (stade I) ; **VER** : véraison (stade M). Données sources décrites en [partie 2.2](#).

❖ Observations depuis ces 20 dernières années

Concernant l'évolution des dates phénologiques depuis ces 20 dernières années, des variations importantes tant dans la précocité que dans la tardiveté des dates de floraison et de véraison s'observent depuis 2003 ([Figure 2.8](#)). Par exemple, à l'échelle locale (Bourgogne), les années 2007 et 2011 sont marquées par les floraisons les plus précoces jamais observées depuis 1960 (le 20 mai en 2007 et le 21 mai en 2011, soit 16 et 17 jours plus tôt que la moyenne 2000-2019). Cette précocité est également observée pour le stade véraison, où s'ajoutent les années 2003 et 2018, avec une précocité moyenne d'au moins 10 jours par rapport à la période 2000-2019 pendant laquelle la véraison avait en moyenne lieu le 11 août. Les années 2013 et 2016 font quant à elles partie des années les plus tardives pour le stade de la floraison (23 juin, soit 16 jours plus tard que la moyenne 2000-2019). Bien que courantes entre 1965 et 1985, des dates si tardives n'avaient pas été observées depuis 1991. Il en va de même pour les dates de véraison : les années 2008 et 2013 affichent une tardiveté singulière et éloignée de la moyenne 2000-2019.

❖ *Évolution à des échelles de temps plus longues*

La forte profondeur temporelle des données à l'échelle locale en Bourgogne permet d'observer des évolutions significatives (tendances linéaires) des différents stades phénologiques sur la période 1965-2019. L'utilisation de cette relation permet de calculer une précocité actuelle par rapport à 1965 des stades DEB, FLO et VER de 8.9, 16.5 et 31.1 jours respectivement. Cette précocité des stades phénologiques et principalement celle la véraison, entraîne une diminution significative de la durée des périodes DEB-VER de -20.9j et FLO-VER de -13.3j, calculée à partir de la tendance linéaire de 1965 à 2019. Aucune évolution significative de la durée DEB-FLO n'est observée quelles que soient les régions et échelles de temps ([Tableau 2.5](#)).

Tableau 2.5 : Tendance d'évolution et rupture dans les dates des stades phénologiques et des périodes interstades en Bourgogne à l'échelle locale (parcelle Savigny-lès-Beaune) et en Champagne à l'échelle régionale. Les colonnes "Avant" et "Après" rupture correspondent au stade ou durée moyens sur la période pré - et post-rupture disponibles.

	<i>Bourgogne 1965-2019</i>					<i>Champagne 1988-2019</i>	
	Tendance j/10 ans	Tendance globale	Rupture	Avant Rupture	Après Rupture	Tendance j/10 ans	Tendance globale
DEB	-1.6**	-8.9 j	1988	19 avril (109.1)	12 avril (102.4)	NS	
FLO	-3.0***	-16.5 j	1991	18 juin (168.9)	9 juin (160.4)	NS	
VER	-5.7***	-31.1 j	1988	31 août (243.2)	12 août (223.7)	-2.7*	-8.6 j
DEB-FLO	NS		/	/	/	NS	
DEB-VER	-3.8***	-20.9 j	1981	137.1 j	121.8 j	NS	
FLO-VER	-2.4***	-13.3 j	1981	75.2 j	63.0 j	NS	

*DEB = débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggioini, 1993) ; FLO = floraison (stade I) ; VER = véraison (stade M). Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p-values avec $p < 0.1$ (*), $p < 0.05$ (**) et $p < 0.01$ (***). NS correspond aux variables non significatives (p -value < 0.1). Données sources décrites en [partie 2.2](#).*

Sur la période 1988-2019 (post-rupture, cf. [partie 3.1](#)), aucune évolution significative des stades phénologiques et durées interstades n'est observée en Bourgogne (échelle locale ou régionale) ainsi qu'en Champagne, excepté pour le stade VER. Effectivement, d'après le tendance linéaire, ce stade phénologique est plus précoce de 8.6 jours entre 1988 et 2019 ([Tableau 2.5](#)).

Duchène & Schneider (2005) observent des résultats similaires sur l'évolution de la durée FLO-VER en Alsace sur le cépage Riesling sur la période 1958-2003 (-2 j/10 ans contre -2.4j/10 ans sur la période 1960-2019 en Bourgogne). Bock et al. (2011) observent également des périodes DEB-VER et FLO-VER plus courtes (3.1j/10 ans et 2.7j/10 ans) pour le cépage Sylvaner dans la région de basse Franconie en Allemagne entre 1968 et 2010. Ces mêmes auteurs observent, observent, eux aussi, qu'il n'y a pas une tendance d'évolution significative pour la durée DEB-FLO. À Bordeaux, Jones & Davis (2000) observent une diminution de 1.3j/10 ans pour la durée FLO-VER entre 1952 et 1997 sur le cépage Cabernet Sauvignon et Merlot. D'autres études en Italie (Tomasi

et al., 2011) et au Portugal (Malheiro et al., 2013) présentent également une diminution des périodes interstades associée à une avancée des stades phénologiques.

En conclusion, parmi les trois stades phénologiques étudiés, le débourrement est le stade présentant les plus faibles tendances d'évolution, à l'opposé de la véraison qui est le stade le plus impacté par l'augmentation observée des températures. La rupture statistique observée dans les séries de températures en 1987/88 s'est répercutée sur l'évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques sur laquelle on retrouve ces ruptures.

Outre l'évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques, nous avons présenté ici également la durée des périodes interstades, car elles permettent d'évaluer si des périodes de sensibilité aux maladies s'allongent ou se raccourcissent suite au changement climatique. Une rupture statistique est également observée sur les durées DEB-VER et FLO-VER, celle-ci ayant lieu au début des années 80. La durée DEB-FLO, correspondant à la période de sensibilité des feuilles à plusieurs maladies cryptogamiques de la vigne (dont le mildiou et l'oïdium), ne diminue pas significativement sur l'ensemble des périodes étudiées.

La période DEB-VER, qui intègre également la période de sensibilité des grappes à l'oïdium ou au mildiou (et dont on considère la fin de sensibilité un peu avant véraison, cf. [partie 2.2](#)) affiche une baisse remarquable de sa durée. En Bourgogne et à l'échelle locale, sur la période 1961-2019 : elle perd 20.9 jours (tendance linéaire), soit 3 semaines. De plus, celle-ci tend à se décaler plus tôt dans l'année (8.9 jours entre 1965 et 2019). La diminution de la durée DEB-VER est principalement attribuée à la forte précocité du stade de la véraison, engendrant une forte diminution sur la durée FLO-VER. Cette réduction de période de sensibilité pourrait contribuer à la baisse du nombre de traitements contre ces maladies, si l'on considère une protection systématique de la vigne sur toute la durée concernée. Nous reviendrons plus loin sur les relations phénologie et pression phytosanitaire (Chapitre 4). Par ailleurs, l'évolution de la durée de ces périodes interstades, mais également l'évolution de la période de l'année durant laquelle se déroulent ces séquences végétatives, entraînent une modification des conditions climatiques auxquelles sera exposé l'agrosystème viticole durant son cycle végétatif. Ces changements sont étudiés dans la partie ci-après.

3.3) Évolution des conditions climatiques durant les périodes interstades phénologiques

La phénologie de la vigne ayant évolué de façon hétérogène sur l'année, il est intéressant d'étudier l'évolution des indicateurs climatiques présentés dans la [partie 3.1](#) durant les périodes définies par les stades afin d'évaluer notamment si les conditions climatiques durant la période de sensibilité de la vigne à ses principaux pathogènes ont été modifiées.

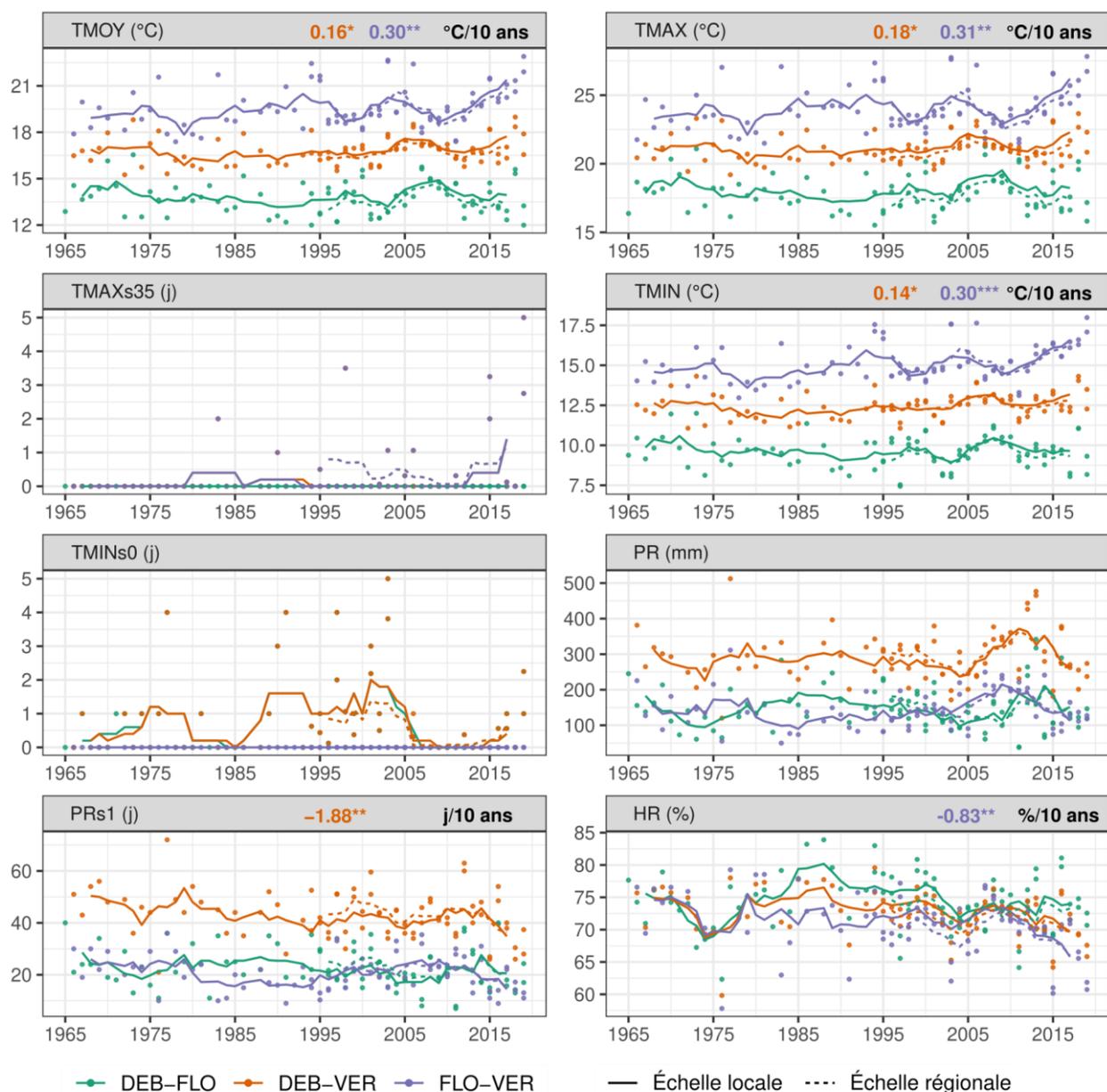


Figure 2.9 : Évolution des indicateurs climatiques en Bourgogne durant les trois phases interstades (DEB-FLO, DEB-VER et FLO-VER) aux échelles locale et régionale. La courbe représente l'évolution de la moyenne mobile calculée sur 5 ans. Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p-values avec $p < 0.1$ (*), $p < 0.05$ (**) et $p < 0.01$ (***)

DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggolini, 1993) ; *FLO* : floraison (stade I) ; *VER* : véraison (stade M). *TMOY* : température moyenne ; *TMAX* : température maximale ; *TMAXs35* : nombre de jours dont la température maximale est supérieure à 35°C ; *TMIN* : température minimale ; *TMINs0* : nombre de jours dont la température minimale est inférieure à 0°C ; *PR* : cumul de précipitations ; *PRs1* : nombre de jours ayant reçu 1 mm ou plus de précipitations ; *HR* : humidité relative moyenne quotidienne. Source des données climatiques : SAFRAN (point de grille Savigny-lès-Beaune pour l'échelle locale et moyenne des 16 points de grille couvrant la Côte d'Or pour l'échelle régionale).

La [Figure 2.9](#) présente l'évolution des indicateurs climatiques durant les périodes interstades DEB-FLO, DEB-VER et FLO-VER en Bourgogne. Contrairement aux indicateurs calculés entre avril et septembre ([Figure 2.4](#)) aucune rupture statistique n'est observée à la fin des années 80 et ce pour aucune des périodes interstades. Toutefois, on observe des tendances significatives, en Bourgogne et en Champagne ([Figure 2.10](#)). Les indicateurs climatiques marqués par une évolution

significative durant les périodes interstades sont ceux concernant la température, l'humidité relative et le nombre de jours de pluie (uniquement en Bourgogne pour ce dernier).

Sur la période 1988-2019, entre débourrement et floraison (DEB-FLO) l'humidité relative diminue de façon significative en Bourgogne (-5.4%) et en Champagne (-6.1%), les températures minimales augmentent en Champagne (+1.1°C) et le nombre de jours de gel diminue en Bourgogne (-1.7j ; [Tableau 2.6](#)). Toutefois, sur une durée plus longue, en Bourgogne, aucune évolution significative des conditions climatiques sur la période DEB-FLO n'est observée à l'échelle locale, entre 1965 à 2019. L'avancée du débourrement (~9j) joue probablement un rôle dans ces tendances observées. La durée entre débourrement et floraison n'a pas évolué de façon significative de 1965 à 2019 (car la date de floraison a elle aussi été avancée). Mais, en se rapprochant de l'hiver, cette période a lieu à un moment de l'année plus frais. Ceci compenserait l'évolution à la hausse des températures de l'air en lien avec le réchauffement climatique. Cette hypothèse n'est évidemment valable que pour les indices relatifs à la température de l'air et, dans une certaine mesure, à l'humidité relative.

Tableau 2.6 : Évolution des indicateurs climatiques durant les périodes interstades en Bourgogne à l'échelle locale et en Champagne à l'échelle régionale, calculée à partir des tendances linéaires significatives.

	Bourgogne (1965-2019)			Bourgogne (1988-2019)			Champagne (1988-2019)		
	DEB-FLO	DEB-VER	FLO-VER	DEB-FLO	DEB-VER	FLO-VER	DEB-FLO	DEB-VER	FLO-VER
TMOY	/	+0.9°C*	+1.7°C**	/	+1.3°C***	/	+1.1°C*	+1.4°C***	+1.2°C*
TMAX	/	+1°C*	+1.7°C**	/	+1.4°C**	/	/	+1.1°C*	/
TMAXs35	/	/	/	/	/	/	/	/	/
TMIN	/	+0.7°C*	+1.6°C***	/	+1.2°C***	+1.2°C*	/	+1.6°C***	+1.7°C***
TMINs0	/	/	/	-1.7*	-1.7*	/	/	/	/
PR	/	/	/	/	/	/	/	/	/
PRs1	/	-10.3j**	/	/	/	/	/	/	/
HR	/	/	-4.6%**	-5.4%**	-4.6%**	/	-5.9%***	-7.2%***	-8.2%***

*DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p-values avec $p < 0.1$ (*), $p < 0.05$ (**) et $p < 0.01$ (***). Source des données climatiques: SAFRAN (point de grille Savigny-lès-Beaune pour l'échelle locale en Bourgogne et moyenne des 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne en Champagne).*

Concernant l'humidité relative, l'ensemble des tendances significatives observées durant les périodes interstades montre une diminution. En Bourgogne, de 1965 à 2019, celle-ci diminue de 4.6% (FLO-VER), tandis qu'à l'échelle 1988-2019 une diminution de 5.4% est observée sur la période DEB-VER. En Champagne, l'humidité relative diminue entre -7.2% (DEB-VER) et -8.2% (FLO-VER) sur la période 1988-2019. L'humidité relative est un rapport entre le contenu en vapeur d'eau de l'air et sa capacité maximale à contenir de la vapeur d'eau. Ce rapport change selon la température ou la pression. La diminution de l'humidité relative observée en Bourgogne et en Champagne est au moins pour partie la conséquence de l'augmentation de la température. Intègre-t-elle d'autres évolutions? Les données analysées dans cette thèse ne permettent pas d'explorer cette question.

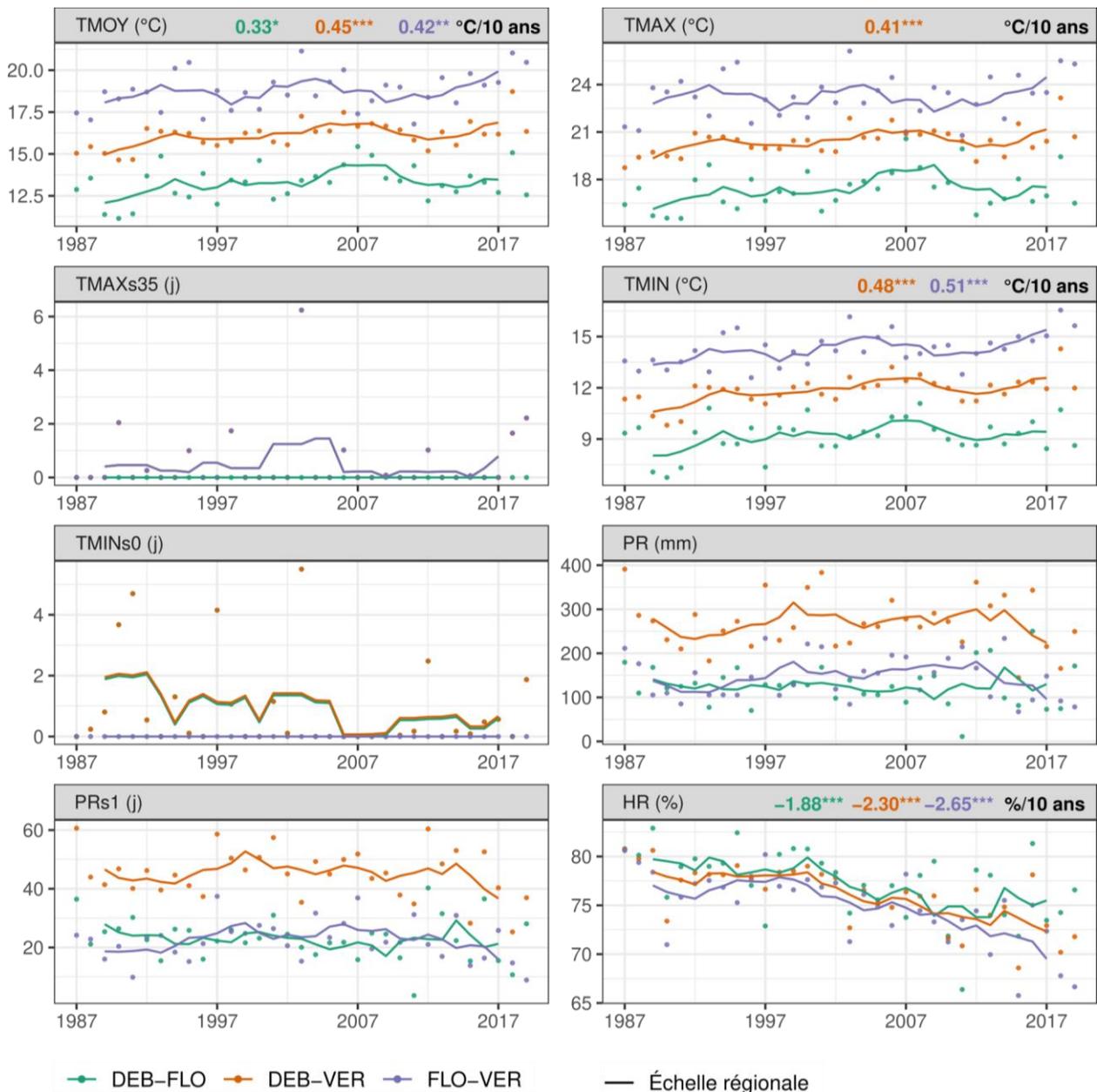


Figure 2.10 : Évolution des indicateurs climatiques en Champagne durant les trois phases interstades (DEB-FLO, DEB-VER et FLO-VER) à l'échelle régionale. La courbe représente l'évolution de la moyenne mobile calculée sur 5 ans. Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p-values avec $p < 0.1$ (*), $p < 0.05$ () et $p < 0.01$ (***).**

DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; *FLO* = floraison (stade I) ; *VER* : véraison (stade M). *TMOY* : température moyenne ; *TMAX* : température maximale ; *TMAXs35* : nombre de jours dont la température maximale est supérieure à 35°C ; *TMIN* : température minimale ; *TMINs0* : nombre de jours dont la température minimale est inférieure à 0°C ; *PR* : cumul de précipitations ; *PRs1* : nombre de jours ayant reçu 1 mm ou plus de précipitations ; *HR* : humidité relative moyenne quotidienne. Source des données climatiques : SAFRAN (moyenne des 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne).

Pour la même période interstade (DEB-VER), on note une baisse significative du nombre de jours de pluie (-10.3j, soit -1.9j/10 ans) sur la période 1965-2019. Cette diminution est imputable en partie à un raccourcissement de la durée de la période débourrement-véraison : elle a baissé de -3.8j/10 ans pour la même période (Tableau 2.5). Aucune autre variation significative dans les paramètres liés aux précipitations n'est observée sur l'ensemble des périodes en Bourgogne et en Champagne.

La comparaison des périodes 1965-2019 et 1988-2019 permet de mettre en évidence deux phénomènes distincts selon l'échelle de temps à laquelle sont comparées les périodes DEB-VER et avril-septembre ([Tableau 2.7](#)). Notons que nous avons choisi de conserver la même période 1988-2019, postérieure à la rupture statistique de 1987/1988 pour les deux régions Bourgogne et Champagne. Mais comme en Bourgogne, les données phénologiques dont nous disposons à l'échelle régionale ne débutent qu'en 1994, seules les données locales phénologiques (parcelle de Pinot noir à Savigny-lès-Beaune) comme climatiques (pixel SAFRAN correspondant) sont prises en compte ici.

Tableau 2.7 : Évolution des indicateurs climatiques calculés d'avril à septembre (Avr-Sept) et durant la période débourrement-véraison (DEB-VER) en Bourgogne à l'échelle locale et en Champagne à l'échelle régionale, obtenue à partir des tendances linéaires.

	Bourgogne (1965-2019)		Bourgogne (1988-2019)		Champagne (1988-2019)	
	Avr-Sept	DEB-VER	Avr-Sept	DEB-VER	Avr-Sept	DEB-VER
TMOY	+1.8°C ***	+0.9°C *	+1.4°C ***	+1.3°C***	+1.3°C ***	+1.4°C***
TMAX	+1.9°C ***	+1°C *	+1.4°C **	+1.4°C**	+1.1°C **	+1.1°C*
TMAXs35	+1.5j **	/	/	/	/	/
TMIN	+1.6°C ***	+0.7°C *	+1.3°C ***	+1.2°C***	+1.5°C ***	+1.6°C***
TMINs0	-1.2j **	/	-1.8j **	-1.7*	-1.9j *	/
PR	/	/	/	/	/	/
PRs1	-9.5j **	-10.3j **	/	/	/	/
HR	/	/	-4.2% **	-4.6%**	-6.9% ***	-7.2%***

*Les symboles * représentant le niveau de significativité au regard des valeur-p : les seuil significatif : 90% (*), 95%(**) et 99%(***). DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillo et Baggioini, 1993) ; VER : véraison (stade M). TMOY : Température moyenne ; TMAX : température maximale ; TMAXs35 : nombre de jours dont la température maximale est supérieure à 35°C ; TMIN : Température minimale ; TMINs0 : nombre de jours dont la température minimale est inférieure à 0°C ; PR : Cumul de précipitations ; PRs1 : nombre de jours ayant reçu 1 mm ou plus de précipitations ; HR : humidité relative moyenne quotidienne. Source des données climatiques : SAFRAN (point de grille Savigny-lès-Beaune pour l'échelle locale en Bourgogne et moyenne des 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne en Champagne).*

De 1965 à 2019, l'augmentation des températures (moyennes minimales et maximales) sur la période DEB-VER est en moyenne deux fois moins rapide que sur la période fixe d'avril à septembre en Bourgogne à l'échelle locale. Cette augmentation a principalement lieu entre floraison et véraison. Aucune évolution des indicateurs climatiques n'est observée entre la période débourrement et floraison ([Tableau 2.6](#)). Plusieurs hypothèses sont proposées pour expliquer ceci. D'une part, la date de débourrement, glissant davantage vers l'hiver, entraîne un début de cycle végétatif sous un climat plus frais (évidemment contrebalancé par le réchauffement qui s'opère sur l'ensemble des saisons). Le fait que le nombre de jours de gel ne diminue pas durant la période DEB-VER alors que c'est le cas sur la période d'avril à septembre (-1.2j ; [Tableau 2.7](#)) illustre bien l'impact de ce glissement vers l'hiver. Par ailleurs, le glissement de la floraison plus tôt dans l'année, et ce, de façon plus marquée que pour le débourrement, entraîne de facto le déroulement de cette première phase du cycle végétatif (DEB-FLO) plus tôt dans l'année, où l'on attend des températures plus basses. Là encore, le réchauffement contemporain limite cette exposition.

La forte précocité de la véraison observée sur la période 1965-2019 permet de limiter l'augmentation du nombre de jours de forte chaleur entre DEB et VER, alors que celui-ci augmente d'avril à septembre (+1.5j). La diminution du nombre de jours de pluie observée sur la période

DEB-VER (-10.3j) est certainement en grande partie dûe à la tendance similaire observée d'avril à septembre (-9.5j).

Depuis la rupture (1987/88) observée sur les températures ainsi que sur la majorité des stades phénologiques en Bourgogne et en Champagne, les températures moyennes, maximales et minimales ont augmenté à la même vitesse (écarts ne dépassant pas 0.1°C ; [Tableau 2.7](#)) sur la période DEB-VER que d'avril-septembre en Champagne et Bourgogne. Associée à cette tendance, l'humidité relative moyenne diminue elle aussi de façon similaire pour les deux périodes (écart de 0.3 à 0.4% selon la région). Concernant le nombre de jours de gel, celui-ci diminue de façon significative sur la période DEB-VER et d'avril à septembre en Bourgogne à l'échelle locale (-1.8j et -1.7j pour). En Champagne, cette tendance est observée seulement d'avril à septembre (-1.7j).

On peut en déduire que, depuis 1988, l'évolution des conditions climatiques observées durant la période DEB-VER (période de sensibilité de la vigne, entre autres, à l'oïdium) est davantage le fait de l'évolution saisonnière du climat que d'une modification du calendrier phénologique de la vigne en Bourgogne comme en Champagne.

Les conditions climatiques au XXI^{ème} siècle (2000-2019) pour la période DEB-VER sont présentées dans le [Tableau 2.8](#). Comme indiqué plus haut ([Tableau 2.7](#)), les températures de l'air, le nombre de jours de gel et l'humidité relative ont significativement évolué au cours des dernières décennies. Quelles conséquences ces modifications climatiques du débourrement à la véraison ont-elles eu sur la vigne ?

L'élévation sensible des températures sur la période débourrement-véraison (aujourd'hui avec températures moyennes de 16.8°C en Bourgogne et de 16.4°C en Champagne, période 2000-2019) rapproche sans conteste la vigne de son optimum photosynthétique, considéré entre 25 et 30°C selon les cépages et les conditions de culture de la vigne (Kriedemann, 1968; Zufferey et al., 2000). Cette activité photosynthétique accrue peut avoir de multiples conséquences sur la vigne comme un développement végétatif plus rapide ou une production de biomasse plus grande (Buttrose, 1969).

Une élévation de la température, jusqu'à au moins 25°C, est favorable à la fertilité de la vigne l'année suivante (Vasconcelos et al., 2009). L'initiation inflorescentielle, c'est-à-dire le nombre d'ébauches d'inflorescences qui se forment dans le bourgeon un an avant la floraison du rameau qui en sera issu, est en effet sous l'étroite dépendance de la lumière et de la température de l'air (Buttrose, 1970). Mais dans le cas de la Bourgogne et de la Champagne l'absence d'augmentation significative de la température de l'air entre débourrement et floraison limite cet impact (cette augmentation étant en effet circonscrite à la période floraison-véraison, [Tableau 2.7](#)).

Tableau 2.8 : Indicateurs climatiques calculés durant la période débourrement-véraison en Bourgogne et en Champagne à l'échelle régionale de 2000 à 2019. La valeur présentée entre parenthèses correspond à l'écart-type interannuel.

	Bourgogne 2000-2019 DEB-VER	Champagne 2000-2019 DEB-VER
TMOY	16.8 (± 0.8)	16.4 (± 0.8)
TMAX	21.1 (± 1)	20.7 (± 0.9)
TMAXs35	0.4 (± 0.9)	0.6 (± 1.5)
TMIN	12.6 (± 0.7)	12.2 (± 0.7)
TMINs0	0.5 (± 1)	0.6 (± 1.3)
PR	296 (± 80.4)	273 (± 64.1)
PRs1	42.5 (± 8.7)	44.6 (± 9.3)
HR	71.1 (± 3.2)	74.6 (± 2.9)

DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; VER : véraison (stade M). TMOY : température moyenne ; TMAX : température maximale ; TMAXs35 : nombre de jours dont la température maximale est supérieure à 35°C ; TMIN : température minimale ; TMINs0 : nombre de jours dont la température minimale est inférieure à 0°C ; PR : Cumul de précipitations ; PRs1 : nombre de jours ayant reçu 1 mm ou plus de précipitations ; HR : humidité relative moyenne quotidienne. Source des données climatiques : SAFRAN (16 points de grille couvrant la Côte d'Or en Bourgogne et moyenne des 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne en Champagne).

Combinée avec une baisse de l'humidité relative, l'élévation de la température pourrait induire une hausse de la demande évaporative de l'atmosphère. Toutefois, cette relation n'est pas systématiquement vérifiée. Au contraire, en dépit du réchauffement contemporain, une baisse de la demande évaporative a été observée dans de nombreuses régions du monde comme l'Asie, le Moyen-Orient ou encore l'Australie, du fait d'une baisse de la vitesse du vent (McVicar et al., 2012). Par ailleurs, le rayonnement solaire est la variable climatique qui affecte le plus la demande évaporative, en comparaison avec la température, l'humidité ou la vitesse du vent (Bois et al., 2008). Ceci dit, il semble qu'en Europe, et notamment en France, l'évapotranspiration potentielle ait augmenté depuis la seconde moitié du XX^{ème} siècle, de manière concomitante avec le réchauffement (Schultz, 2017). Ainsi, il est possible que la contrainte hydrique de la vigne se soit récemment accentuée en Bourgogne et en Champagne, en raison de cette baisse de l'humidité combinée à la hausse des températures durant la période débourrement-véraison. Avec un maintien du cumul de précipitations constaté, on peut donc supposer que la contrainte hydrique se soit en moyenne accrue.

Outre l'impact physiologique qu'entraînent ces variations climatiques durant la période végétative de la vigne, le développement des pathogènes, et dans la cas présent *Erysiphe necator* responsable de l'oïdium, est très certainement également affecté. D'après (Corio-Costet, 2007) les trois principaux facteurs environnementaux qui influencent la présence de l'oïdium sont les températures, l'humidité relative et la lumière. De nombreuses études portent sur les températures optimales de développement d'*Erysiphe necator* qui seraient comprises entre 20 et 25°C. En s'élevant à des valeurs qui restent en deçà de cet optimum aujourd'hui (2000-2019), la température moyenne sur la période débourrement-véraison en Bourgogne (16.8°C) et en Champagne (16.4°C) semble devenir davantage favorable au parasite. La libération des premières ascospores (contaminations primaires) nécessite des températures supérieures à 10°C (D. M. Gadoury & Pearson, 1990) ou 11°C (Jailloux et al., 1999). Nous n'avons pas calculé si le nombre de jours

pour lesquels la température moyenne dépasse ce seuil a évolué, notamment en début de saison végétative. Mais d'une manière générale l'élévation de la température dans ces régions de climat frais que sont la Bourgogne et la Champagne viticole pourrait jouer en faveur de l'agent de l'oïdium.

Par ailleurs, l'avancement du début du cycle végétatif de la vigne, devrait s'accompagner d'un début d'épidémie d'oïdium anticipé. En effet, de nombreuses études ont montré la synchronicité entre le débourrement et la libération des ascospores : États-Unis (D. M. Gadoury & Pearson, 1988) ; Australie et Nouvelle Zélande (Magarey et al., 1994) ; Italie (Cortesi et al., 1997) ; France (Jailloux et al., 1999).

Le développement du pathogène est sensible aux températures élevées. En condition de laboratoire, Delp (1954) montre que l'infection ne pourrait pas se dérouler au-delà de 31.5°C. D'autres études fixent une limite à 35°C à partir de laquelle on ne retrouve plus de sporulation (Bendek et al., 2007). L'augmentation du nombre de jours de forte chaleur pourrait apparaître comme un facteur limitant le développement de l'oïdium durant la période DEB-VER. Cependant, il a été montré que *Erysiphe necator* était capable de mieux résister aux stress thermiques lorsqu'il était exposé à plusieurs reprises à des températures élevées (entre 31 et 39°C ; Choudhury et al., 2014).

Le rôle de l'humidité relative sur l'apparition de l'oïdium varie selon les travaux. D'après la synthèse de Corio-Costet (2007), *Erysiphe necator* est capable de germer sur une gamme d'humidité relative large (entre 30 et 85%) avec un optimum compris entre 60 et 76% (Blaich et al., 1989). Carroll & Wilcox (2003) montrent, à température constante, une incidence et sévérité de la maladie la plus forte à 85% d'humidité relative. La diminution de l'humidité relative observée nous éloigne légèrement de cet optimum (moyenne de 71.1% et 74.6% en Bourgogne et Champagne, [Tableau 2.8](#)). Un paramètre plus adéquat permettant d'intégrer l'influence de l'humidité relative est la VPD (déficit de la pression de vapeur). Celle-ci permet de considérer la température et l'humidité relative ensemble. Cet indicateur s'est montré mieux corrélé avec l'incidence et la sévérité que l'humidité relative seule (Carroll & Wilcox, 2003). Par ailleurs, la VPD est utilisée dans l'équation de modèles permettant de calculer la vitesse de germination du pathogène (Caffi et al., 2011 ; d'après les travaux de Gadoury & Pearson, 1990).

Concernant les précipitations, celles-ci sont favorables pour les contaminations primaires, nécessitant la présence d'eau libre. À l'inverse, des fortes pluies peuvent par la suite entraîner un lessivage des conidies et du mycélium. De plus, l'eau libre entraîne l'éclatement des conidies et diminue la sporulation (contaminations secondaires). L'étude du cumul et du nombre de jours de pluie ne présente pas d'évolution significative depuis les 30 dernières années. Ainsi, le caractère épidémique de la maladie ne serait *a priori* pas modifié, de par son lien avec les précipitations qui elles n'évoluent pas significativement. Cependant, le développement épidémique est complexe et nécessite la prise en compte d'autres indicateurs qui sera réalisée dans le Chapitre 4.

3.4) Simulation des stades phénologiques

Comme indiqué en introduction du présent chapitre, pour estimer l'évolution future de la phénologie et des conditions climatiques durant les périodes entre ces stades phénologiques, le recours à des modèles simulant les dates d'occurrence des stades phénologiques de la vigne est

indispensable. Ces modèles seront alimentés par des données climatiques simulées pour le XXI^{ème} siècle et désagrégées spatialement (cf. Chapitre 1).

Une étape préliminaire est néanmoins nécessaire : il s'agit d'évaluer la performance de ces modèles pour simuler les dates d'occurrence des stades phénologiques étudiés ici (débourrement, floraison, véraison). À cette fin, les observations phénologiques sur les dernières décennies en Bourgogne et en Champagne sont utilisées comme référence pour évaluer les erreurs de plusieurs modèles phénologiques.

Ces modèles, présentés auparavant ([partie 2.3](#)), sont utilisés afin de simuler les dates d'occurrence des différents stades phénologiques aux échelles locale et régionale en Bourgogne et régionale en Champagne. Rappelons ici succinctement les modèles phénologiques retenus :

- la date de débourrement est simulée au moyen des deux modèles intégrant l'influence positive des températures basses pour la levée de dormance (*chilling units*) et de températures élevées post-dormance pour l'entrée en végétation de la vigne (*heating* ou *forcing units*). Il s'agit des modèles BRIN (García de Cortázar-Atauri et al., 2009) et d'une chaîne de modélisation combinant le modèle de levée de dormance Smoothed-Utah (Richardson, 1974) avec le modèle de cumul de chaleur de Wang & Engel (1998), ce dernier étant calibré pour la vigne par Morales-Castilla et al. (2020). Nous désignerons ci-après cette chaîne de modélisation par l'acronyme SUWE (pour Smoothed-Utah, Wang et Engel).
- Les dates de floraison et de véraison sont simulées par des modèles de cumul de chaleur (*heating / forcing units*), utilisant soit des degrés-jours en base 0°C comme proposé pour le modèle GFV (Parker et al., 2011), soit par des unités de chaleur calculées dans la chaîne de modélisation SUWE sus-citée, proposée pour la vigne par Morales-Castilla et al., (2020) et qui s'appuie pour les dates des stades floraison et véraison sur le modèle curvilinéaire de Wang & Engel, (1998). Comme pour le débourrement, il est fait référence à cette chaîne de modélisation par la désignation "modèle SUWE" ou tout simplement "SUWE" ci-dessous.

Les corrélations entre les dates des stades simulées par les modèles et celles observées sont présentées dans la [Figure 2.11](#). À l'échelle locale, les deux types de données climatiques (cf. [partie 2.1](#)) sont utilisés pour simuler les dates phénologiques. D'après la [Figure 2.11](#), nous pouvons observer qu'à l'échelle locale, quels que soient le stade phénologique simulé et le modèle employé, les données issues du point de grille SAFRAN présentent un biais froid. Ceci entraîne par conséquent des simulations de stades phénologiques plus tardifs par rapport aux simulations réalisées avec les données de la station de Savigny-les-Beaune. Ce biais n'est pas constant. Il est accentué lorsque les dates d'occurrence des stades sont précoces et diminue lorsqu'elles sont tardives. Cette caractéristique serait due à la différence entre les températures maximales et minimales entre la station et le point de grille. Sur la période 1973-2019, les températures maximales de la station sont en moyenne plus élevées de 1.3°C et les minimales de 0.1°C. Le biais observé sur les températures maximales est constant, alors que celui sur les températures minimales varie. Effectivement, le point de grille SAFRAN est plus chaud que la station sur les températures minimales élevées et plus froid sur les températures minimales basses.

Globalement, les simulations à l'échelle locale avec les données de la station climatique présentent une erreur plus faible qu'avec celle du point de grille SAFRAN, excepté pour le stade de véraison où le point de grille présente une erreur plus faible (modèle SUWE), cependant la capacité du modèle à représenter l'évolution temporelle de ce stade (pente de la droite) est très faible.

À l'échelle régionale, le modèle SUWE présente de meilleures performances que les modèles BRIN et GFV pour simuler les dates de débourrement, de floraison et de véraison avec des erreurs (RMSE) plus faibles (4.6j, 1.1j et 1.6j respectivement) et des coefficients de détermination plus élevés en moyenne en Bourgogne comme en Champagne. C'est également le cas à l'échelle locale, en intégrant une période plus longue, à l'exception de la date du stade véraison pour laquelle le modèle GFV présente une RMSE plus basse (6.1j avec les données de la station) et un meilleur coefficient de détermination. On peut donc dire, d'une manière générale, que sur l'ensemble du jeu de données (échelles locale et régionale), le modèle SUWE est plus performant que BRIN et GFV pour simuler les trois stades étudiés selon les critères présentés.

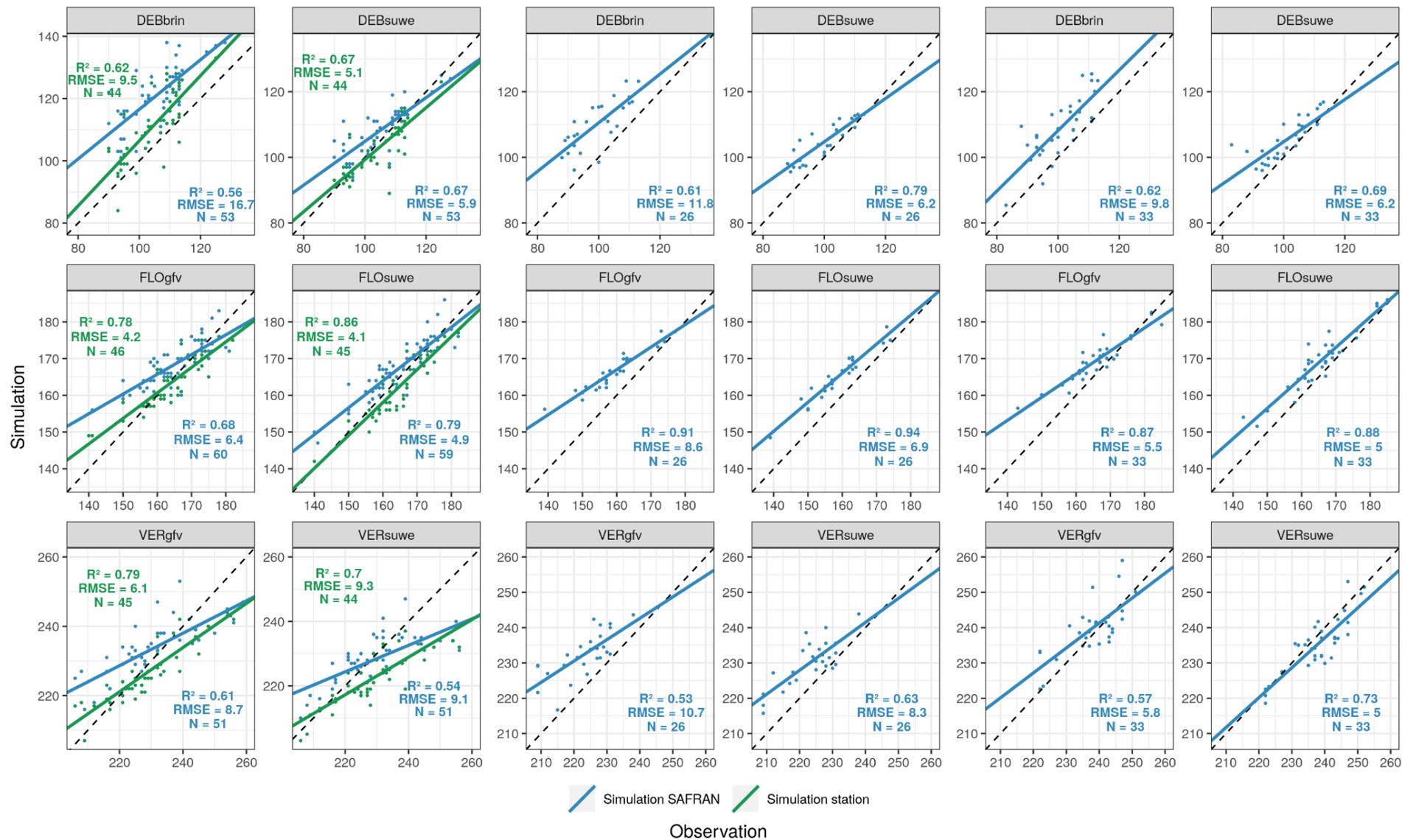
Dans le but d'étudier l'impact du réchauffement climatique observé actuellement et projeté pour le XXI^{ème} siècle, il est également intéressant de comparer la capacité des modèles à simuler l'évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques ainsi que de la durée des périodes interstades. Ceci a été réalisé en étudiant la pente de la régression linéaire calculée sur les évolutions significatives des dates des stades et durées interstades aux échelles locale et régionale ([Tableau 2.9](#), Annexes [2.3](#) et [2.4](#)). Parmi les études traitant de l'impact du CC sur la phénologie de la vigne via l'utilisation de modèles, très peu s'intéressent à la capacité des modèles à simuler l'évolution observée. La très grande majorité des études se basent sur des indicateurs statistiques tels que l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le coefficient de détermination (R^2) ou l'efficacité (EF) pour valider les modèles (Fila et al., 2014; García de Cortázar-Atauri et al., 2009; Morales-Castilla et al., 2020; Parker et al., 2011, 2013, 2020). (Cuccia, 2013) s'était intéressé à la capacité des modèles (dont GFV et WE) à reproduire la rupture statistique 87/88 observée dans les températures en Bourgogne. Les tendances significatives ayant été testées sur les observations (*cf.* [partie 3.2.3](#)), il a été jugé intéressant d'étudier la capacité des modèles à les reproduire, d'autant plus dans le but de les utiliser avec des projections simulant un réchauffement climatique.

Figure 2.11 (page suivante) : Corrélation entre les dates d'apparition des stades phénologiques observés et simulés par les différents modèles (brin, gfv et suwe) en Bourgogne (échelle locale et régionale) et en Champagne (échelle régionale). N est le nombre d'années utilisées pour la corrélation, RMSE l'erreur quadratique moyenne et R^2 le coefficient de détermination. DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Source des données : SAFRAN (point de grille Savigny-lès-Beaune pour l'échelle locale en Bourgogne, 16 points de grille couvrant la Côte d'Or et 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne en Champagne) et observations (décrites en [partie 2](#)).

Bourgogne (Echelle locale)

Bourgogne (Echelle regionale)

Champagne (Echelle regionale)



Pour le stade du débourrement, le modèle SUWE est celui qui présente les tendances les plus proches de celles observées à l'échelle locale en Bourgogne alors que le modèle BRIN accentue la tendance ([Tableau 2.9](#)). À l'échelle régionale, bien que les tendances ne soient pas significatives, c'est le modèle BRIN qui permet de simuler une tendance d'évolution la plus proche de celle observée, malgré son erreur plus importante (RMSE de 11.8j en Bourgogne et 9.8j en Champagne, [Tableau 2.9](#)).

En ce qui concerne la floraison, les deux modèles (GFV et SUWE) reproduisent bien les tendances significatives à la précocité observées à l'échelle locale en Bourgogne. À cette échelle, le modèle SUWE simule la tendance la plus proche de celle observée (-2.2j/10 ans pour SUWE contre une tendance observée de -3j/10 ans). À l'échelle régionale, alors qu'aucune évolution significative n'est observée sur la tendance d'évolution dans les deux régions, les deux modèles simulent une diminution significative en Champagne (-2.2 et -3j/10 ans pour BRIN et SUWE, respectivement).

En Bourgogne, les deux modèles sous-estiment la tendance vers une plus grande précocité de la véraison alors qu'ils la surestiment en Champagne. Dans cette dernière, le modèle SUWE produit une tendance (-3.3j/10 ans) plus proche de celle observée sur la vigne (-2.7j/10 ans) que le modèle GFV (-3.9j/10 ans). En Bourgogne, quelle que soit l'échelle ou les données climatiques utilisées, c'est le modèle GFV qui simule une tendance d'évolution la plus proche de celle observée.

Les écarts entre les RMSE obtenues avec les différents modèles utilisés et les RMSE présentées par différents auteurs les ayant utilisé varient selon les stades phénologiques. Pour le débourrement, les RMSE des modèles phénologiques appliqués aux données SAFRAN et comparés aux différents jeux de données d'observations phénologiques dans le cadre de la présente thèse, varient de 9.8 à 16.7 jours pour le modèle BRIN et de 5.9 à 6.2 jours pour le modèle SUWE. Le modèle BRIN présente donc des valeurs de RMSE semblables à celle présentée par García de Cortázar-Atauri et al., 2009 ; 11.6j) pour le cépage Chardonnay lors de la validation du modèle. Récemment, Wang et al. (2020) ont testé le modèle BRIN et GFV pour le cépage Chardonnay sur différentes provinces viticoles en Chine. Bien que l'historique des observations phénologiques soit faible, les auteurs observent de fortes RMSE (moyenne de 14.9j pour le stade débourrement) pour le cépage Chardonnay. Leolini et al. (2020) comparent plusieurs modèles simulant la date du débourrement dont le modèle BRIN sur une ensemble de données phénologiques (Portugal, France et Luxembourg). Après une phase d'optimisation, l'ensemble des trois modèles sélectionnés par les auteurs prenant en compte le cumul de froid hivernal, et dont fait partie le modèle BRIN, affichent une RMSE de l'ordre de 8.7 jours. En Alsace, Champagne et Languedoc, Sgubin et al. (2018) observent une RMSE de 13.1 jours pour le cépage Chardonnay. Concernant le modèle SUWE, la sélection des paramètres par Morales-Castilla et al. (2020) permet d'obtenir une RMSE de 8.2j pour le cépage Chardonnay. La performance de ce modèle apparaît supérieure, pour notre jeu de données (RMSE de 5.9 à 6.2j, comme précisé plus haut).

Tableau 2.9 : Évolution de la tendance linéaire (en j/10ans) des stades phénologiques et des périodes interstades observées et simulées à l'échelle locale et régionale.

	Bourgogne		Champagne		Bourgogne		Champagne
	Echelle locale	Echelle régionale	Echelle régionale		Echelle locale	Echelle régionale	Echelle régionale
<i>DEB</i>				<i>DEB-FLO</i>			
Observation	-1.6** (N=53)	0,7 (N=26)	-0,2 (N=33)	Observation	-1.3 (N=52)	-2.1 (N=26)	-2.6 (N=33)
BRIN	-2.2*** (RMSE=16.7)	0.2 (RMSE=11,8)	-0,5 (RMSE=9,8)	BRIN-GFV	0.7 (RMSE=15 ; 25%)	-0.9 (RMSE=7.6 ; 13%)	-1.8 (RMSE=8.2 ; 12.7%)
SUWE	-1.3** (RMSE=5.9)	-0.2 (RMSE=6,2)	-1,3 (RMSE=6,2)	SUWE-SUWE	-0.8 (RMSE=5.1 ; 8.5%)	-0.6 (RMSE=5.2 ; 8.9%)	-1.6 (RMSE=4.6 ; 7.1%)
<i>FLO</i>				<i>DEB-VER</i>			
Observation	-3*** (N=54)	-1.4 (N=26)	-2.8 (N=33)	Observation	-3.8*** (N=50)	-3.6 (N=26)	-2.6 (N=33)
GFV	-1.7*** (RMSE=6.3)	-0.7 (RMSE=8.6)	-2.2* (RMSE=5.5)	BRIN-GFV	-0.8 (RMSE=16.1 ; 12.8%)	-1.6 (RMSE=8.8 ; 7.1%)	-3.4** (RMSE=10.7 ; 7.8%)
SUWE	-2.2*** (RMSE=4.7)	-0.8 (RMSE=6.9)	-3* (RMSE=5.0)	SUWE-SUWE	-0.9 (RMSE=10.9 ; 8.6%)	-0.7 (RMSE=5.7 ; 4.6%)	-2 (RMSE=9.2 ; 6.7%)
<i>VER</i>				<i>FLO-VER</i>			
Observation	-5.7*** (N=51)	-2.9 (N=26)	-2.7* (N=33)	Observation	-2.4*** (N=50)	-1.5 (N=26)	0.1 (N=33)
GFV	-2.9*** (RMSE=8.7)	-1.4 (RMSE=10.7)	-3.9** (RMSE=5.8)	GFV-GFV	-1.2*** (RMSE=6.0 ; 9%)	-0.8 (RMSE=5.2 ; 8%)	-1.7** (RMSE=4.9 ; 6.7%)
SUWE	-2.3*** (RMSE=9.1)	-0.9 (RMSE=8.3)	-3.3** (RMSE=5.0)	SUWE-SUWE	-0.1 (RMSE=8.5 ; 12.8%)	-0.1 (RMSE=5.4 ; 8.3%)	-0.4* (RMSE=7.6 ; 10.5%)

*N est le nombre d'années utilisées pour calculer la tendance. La RMSE entre observations et simulations est calculée sur les dates et les durées interstades, le pourcentage de la RMSE est fait par rapport à la durée moyenne observée est calculé. Les symboles * représentent le niveau de significativité au regard des p-values avec p<0.1 (*), p<0.05 (**), et p<0.01 (***). Les tendances non significatives en dessous de ces seuils sont désignées par une case grisée. Les tendances significatives observées sont en gras. DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Source des données climatiques : SAFRAN (point de grille Savigny-lès-Beaune pour l'échelle locale en Bourgogne, 16 points de grille couvrant la Côte d'Or et 46 points de grille couvrant l'Aisne et Marne en Champagne) et observations (décrites en [partie 2](#)).*

Concernant le stade floraison, les RMSE observées pour la simulation sur le cépage Chardonnay avec le modèle GFV (Parker et al., 2011) sont de 4.7 et 6.3 jours pour la floraison tandis qu'avec le modèle SUWE (Morales-Castilla et al., 2020) sont respectivement de 4.2 et 7.6 jours respectivement. Dans notre cas, pour le stade de la floraison, les RMSE sont globalement supérieures avec l'utilisation des données SAFRAN avec les deux modèles (entre 4.9 et 8.6j). Pour le stade de la véraison, les données à l'échelle régionale en Champagne présentent une meilleure RMSE que celle observée par les auteurs pour les deux modèles (5.8j pour GFV et 5j pour SUWE). En Bourgogne, c'est seulement avec le modèle GFV que la RMSE obtenue est inférieure à celle présentée par Parker et al. (2011). Wang et al. (2020) obtiennent des RMSE bien supérieures pour le stade de la floraison (15.2j) et proches de celles observées en Bourgogne et en Champagne pour la véraison (8.3j). Globalement, ce sont les données à l'échelle régionale qui présentent les plus fortes RMSE pour la simulation des stades phénologiques.

Les erreurs dans les simulations des stades phénologiques par les modèles vont se maintenir, s'accroître ou se compenser au regard des durées interstades simulées.

La durée interstade DEB-FLO observée ne présente pas de tendance significative et ce pour aucune des échelles spatiales et des régions considérées. Il en va de même avec l'utilisation des deux combinaisons de modèles (BRIN-GFV et SUWE-SUWE).

L'évolution de la durée DEB-VER à l'échelle locale présente une tendance significative à la diminution de -3.8j/10 ans ([Tableau 2.9](#)). Les deux combinaisons de modèles simulent un maintien de la durée de la période DEB-VER depuis les années 1960 ([Annexe 2.4](#)) alors que les observations rapportent une diminution, celle-ci de façon concomitante à la rupture 1987/88. Cela est dû principalement aux dates d'occurrence du stade du débourrement simulée pour lesquelles une accentuation de la précocité est plus importante que l'observation. À l'échelle régionale, c'est la combinaison BRIN-GFV (-1.6j/10 ans) qui reproduit au mieux les tendances observées (-3.6j/10 ans) en Bourgogne tandis que le modèle SUWE (-2j/10 ans) est plus performant en Champagne (-2.6j/10 ans pour les données d'observations).

L'évolution de la durée FLO-VER est mieux représentée par le modèle GFV que SUWE en Bourgogne. Quelle que soit l'échelle spatiale, SUWE simule une durée FLO-VER n'évoluant que très peu et affichant une très faible variabilité interannuelle ([Annexe 2.4](#)). À l'échelle locale en Bourgogne, le modèle GFV reproduit les tendances significatives observées avec tout de même une sous-estimation de la diminution. En Champagne, malgré des variations interannuelles plus fortes qu'en Bourgogne, la durée FLO-VER n'évolue pas de façon significative et suit une tendance très proche de zéro ([Annexe 2.4](#)). Bien que le modèle SUWE soit le plus proche de cette tendance, il est clair que le modèle GFV est plus approprié et représente mieux les variations interannuelles observées avec une RMSE plus faible (RMSE de 4.9j contre 7.6 pour le modèle SUWE).

Au vu de ces simulations, la performance des modèles utilisés, évaluée à l'aide du R^2 , de la RMSE et de la tendance linéaire, varie selon l'échelle spatiale et les régions dans lesquelles ils sont testés. Globalement, le modèle SUWE présente des RMSE plus faibles et des coefficients de détermination plus élevés à la fois pour les dates d'apparition et les durées interstades, excepté la durée FLO-VER. Effectivement, pour cette dernière, le modèle simule une homogénéité avec une variabilité interannuelle très faible et aucune tendance d'évolution malgré sa présence à l'échelle locale en Bourgogne. Le modèle BRIN présente de plus fortes RMSE tant à l'échelle locale que

régionale dans la simulation des dates de débourrement. Ce modèle a tendance à surestimer la précocité de ce stade phénologique à l'échelle locale, tandis qu'avec les données régionales, c'est le modèle qui se rapproche le plus de la tendance observée. Finalement le modèle GFV se montre performant à la fois pour les stades FLO et VER. Pour ce dernier, il est le modèle le plus performant en termes de tendance en Bourgogne et présente une plus faible RMSE et un R^2 plus élevé à l'échelle locale. Ce modèle permet également de simuler une évolution de la durée de la période FLO-VER beaucoup plus proche de l'observation que ne le fait SUWE.

Parmi l'ensemble des stades phénologiques, la floraison est le stade dont la date d'occurrence est la mieux simulée et pour laquelle la différence entre les deux modèles est relativement faible. À l'inverse, la durée DEB-FLO est la période la moins bien simulée par les modèles. C'est elle qui présente les RMSE les plus élevées et aucune des deux combinaisons de modèles étudiés n'arrive à reproduire la diminution significative observée.

Les différences observées entre les stades et durées interstades simulées et observées ne sont pas seulement à associer à l'erreur des modèles phénologiques. Effectivement, il existe des limites à notre analyse.

- La représentativité spatiale de l'échantillonnage d'observations phénologiques à l'échelle régionale. Bien que les données climatiques soient homogènes pour simuler les différents stades phénologiques (maille SAFRAN), le réseau de parcelles d'observation des stades phénologiques ne présente pas la même homogénéité dans chaque région viticole. Bien que ce réseau ait pour but de représenter une valeur moyenne pour la région étudiée, il existe très certainement un déséquilibre dans le nombre de combinaisons parcelle/point de grille SAFRAN.
- Bien que des protocoles d'observation soient présents pour les différents organismes vitivinicoles suivant les stades phénologiques, la profondeur temporelle des données ne permet pas d'avoir les mêmes observateurs réalisant les mesures. De plus, le nombre de parcelles observées a pu légèrement varier au cours du temps. Le fait de moyenniser les stades phénologiques observés sur l'ensemble des parcelles permet de lisser en partie ce problème.
- L'ensemble des modèles utilisés sont calibrés à l'aide de données de stations météorologiques et non de données spatialisées. Or ce sont des données spatialisées que nous avons employées ici pour évaluer ces modèles. Les données d'une maille SAFRAN utilisée pour représenter une parcelle (échelle locale) diminue la performance des modèles par rapport à l'utilisation de données issues de la station voisine ([Figure 2.11](#)). À l'échelle régionale, une partie des erreurs observées avec les données simulées est directement liée aux erreurs observées avec les données SAFRAN sur les différents paramètres climatiques (cf. [partie 4.2](#), Chapitre 1).

Quelles conclusions peut-on tirer de la présente évaluation des modèles employés pour simuler la phénologie de la vigne?

D'abord, comme vu précédemment, la performance des modèles phénologiques sur les zones d'étude du présent travail (Bourgogne et Champagne viticoles) est comparable à celle que l'on retrouve dans la littérature : RMSE de 3 à 17 jours environ, plus basses pour la prévision des dates de floraison, un peu plus élevées pour la véraison et assez élevées pour le débourrement, stade délicat à estimer. Il semble que la chaîne de modélisation SUWE, élaborée dans le cadre de récents travaux sur la base d'un jeu de données de paramétrisation remarquablement conséquent (voir "*supplementary information*" de l'article de Morales-Castilla et al., 2020), produise des

simulations de dates d'occurrences plus précises que celles obtenues avec les modèles BRIN et GFV.

Le second point général qui se dégage de cette analyse est que l'intégralité des modèles testés, pour chaque stade, région et échelle spatiale considérée, tendent à réduire l'amplitude des dates d'occurrence des stades phénologiques simulées. En effet, les droites de régression linéaires $date\ simulées = f(date\ observées)$ affichent toutes une pente inférieure à 1 ([Figure 2.11](#)). Ainsi, il est possible que l'usage de ces modèles pour simuler la phénologie au XXI^{ème} siècle, conduisent à surévaluer la variabilité interannuelle future.

Enfin, on observe une limite assez inattendue de la chaîne de modélisation SUWE : elle conduit à "écraser" (réduire fortement) la variabilité interannuelle de la durée FLO-VER. Ce "lissage" se répercute en partie sur la simulation de la durée de la période DEB-VER, en dépit du fait que la chaîne SUWE ne réduise pas la variabilité interannuelle de la durée DEB-FLO. L'écrasement de la dispersion interannuelle de la durée inter-stade n'est pas reportée dans l'article présentant la chaîne SUWE (Morales-Castilla, 2020). Par ailleurs, un tel lissage n'est, à notre connaissance, pas présent dans la littérature scientifique. La chaîne de modélisation SUWE s'appuie, pour déterminer les dates de débourrement (après le calcul de la levée de dormance) de floraison et de véraison, sur le concept de cumul d'unités de chaleur (*heat* ou *forcing units*). Ces unités de chaleur sont calculées quotidiennement avec la fonction curvilinéaire proposée par Wang and Engel (1998). Elles varient de 0 à 1. La valeur de 1 est atteinte pour une température dite "optimale" (T_{opt}). Morales-Castilla et al. (2020) ont optimisé cette T_{opt} pour chaque période interstade, en retenant celle qui permettait de minimiser l'erreur de modélisation. Ainsi T_{opt} prend les valeurs de 26.1°C pour la période levée de dormance - débourrement, de 29.34°C pour la période DEB-FLO et de 21.84°C FLO-VER (cf. Tableau S6 dans Morales-Castilla et al., 2020). La réponse de la vigne (exprimée par les unités de chaleur) à la température moyenne quotidienne est par conséquent fort différente pour les périodes DEB-VER et FLO-VER ([Annexe 2.5](#)). Il est étonnant que la température optimale soit si basse (21.84°C) pour la période FLO-VER. En effet, elle est nettement inférieure à l'optimum d'activité photosynthétique ou de croissance de la vigne rapportée dans la littérature, entre 25 et 30°C (Champagnol, 1984) ou bien utilisée dans de précédentes paramétrisation de Wang et Engel pour la vigne (de 25.8 à 28.5°C, pour différents cépages en France ; García de Cortázar-Atauri et al., 2010). Cette valeur de T_{opt} à 21.84°C a pour conséquence que les unités de chaleur (*forcing units*) calculées quotidiennement entre floraison et véraison en Bourgogne pour les dernières décennies sont très proches de 1 : c'est ce que montre le calcul de ces unités de chaleur pour la période 1974-2019 à Savigny-lès-Beaune ([Annexe 2.6](#)). En conséquence, la durée de cette période FLO-VER, qui requiert pour le Chardonnay 63.28 unités de chaleur cumulées, est légèrement supérieure à la durée minimale de 63.28 jours. Ainsi, de 1974 à 2019, la période FLO-VER varie de 64 à 67 jours alors que la période DEB-FLO affiche une bien plus grande variabilité : 44 à 72 jours. En résumé, la chaîne de modélisation SUWE, si elle est plus précise que le modèle GFV, a été élaborée avec une température optimale pour la période FLO-VER bien inférieure à la gamme de température optimale rapportée pour la vigne dans la littérature scientifique. Cela conduit, sur la fin du XX^{ème} et le début du XXI^{ème} siècle dans le cas de la Bourgogne (et très probablement aussi pour la Champagne, dont le climat est assez voisin) à simuler une durée quasi-constante et minimale de la période FLO-VER, quelque soit le climat du millésime considéré. Ne retrouvant aucunement cette constance au travers des observations phénologiques au vignoble ([Figure 2.8](#) et [Annexe 2.4](#)), on conclut donc qu'il s'agit ici d'un artefact issu de la paramétrisation

de la chaîne de modélisation SUWE, voire de la fonction même de Wang and Engel. Cette erreur constitue une sérieuse limite à l'emploi de SUWE dans le cadre du présent travail, qui vise à adresser les effets conjoints de l'évolution du climat et des périodes (dans leur dates d'occurrences et leur durée) de sensibilité de la vigne à ses parasites.

Après avoir observé la capacité des deux combinaisons des modèles BRIN-GFV et SUWE à simuler les stades DEB, FLO et VER et durée des périodes inter-stades, ces chaînes de modélisation sont utilisées pour simuler l'évolution des stades phénologiques entre 1986 et 2100 à l'aide des données climatiques CMIP5 (Chapitre 1).

3.5) Projections phénologiques pour le XXI^{ème} siècle

L'ensemble des projections des stades phénologiques et durées interstades avec les 22 GCM désagrégés (Chapitre 1) sont présentés dans les Annexes [2.7](#) et [2.8](#). Le [Tableau 2.10](#) présente l'évolution moyenne de ces simulations sur les deux périodes 2046-2065 et 2081-2100. Pour ces projections, les valeurs correspondent à la moyenne des différences (Δ) avec la période de référence simulée passée (1986-2005). Les moyennes d'observation au vignobles ainsi que les dates et durées inter-stades simulées avec SAFRAN sont également présentées pour la même période de référence 1986-2005. Pour couvrir cette période, les observations au vignoble correspondent à l'échelle locale en Bourgogne (période trop courte à l'échelle régionale) et pour la Champagne, l'année 1986 est manquante (données régionales disponibles qu'à partir de 1987). Afin de comparer la référence de la fin du XX^{ème} siècle au climat actuel (ou plus précisément climat du début du XXI^{ème} siècle), la moyenne des différences (Δ) de la période 2000-2019 avec la période de référence 1986-2005 est également présentée.

La [Figure 2.12](#) vient en complément du [Tableau 2.10](#) et permet ainsi de visualiser les modifications des dates d'occurrence des stades et des durées interstades associées, pour les deux combinaisons de modèles phénologiques, sur la base des simulations sur les périodes 2046-2065 et 2081-2100 selon les deux trajectoires RCP.

Quels que soient la trajectoire RCP ou le modèle phénologique utilisés, les projections simulent une avancée, en Champagne et en Bourgogne, de stades phénologiques du débourrement, de la floraison et de la véraison au cours du XXI^{ème} siècle. Ce constat est vrai pour les différences moyennes et les écart-types inter-modèles ([Tableau 2.10](#) et [Figure 2.12](#)). Cette avancée est accentuée pour le RCP8.5.

Tableau 2.10 : Évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques et de la durée des périodes interstades observées et simulées de 1986 à 2100 à l'échelle régionale pour le cépage Chardonnay en Bourgogne et en Champagne. Les projections CMIP5 correspondent aux simulations pour deux trajectoires RCP 4.5 et 8.5 par un ensemble de 22 GCM désagrégés sur lesquels sont calculées les différences avec la période 1986-2005 simulée par ces modèles. La valeur associée entre parenthèses (\pm) correspond à l'écart-type inter-modèle. Les observations (*) sont réalisées sur la vigne à l'échelle locale en Bourgogne (cépage Pinot N en Côte-de-Beaune) et à l'échelle régionale (1987-2019) sur cépage Chardonnay en Champagne. Les couleurs mettent en évidence l'augmentation (orange) ou la diminution (bleu) des dates d'occurrence des stades et durées interstades projetées pour le futur. *Visualisation graphique complémentaire en Annexes 2.7 et 2.8.*

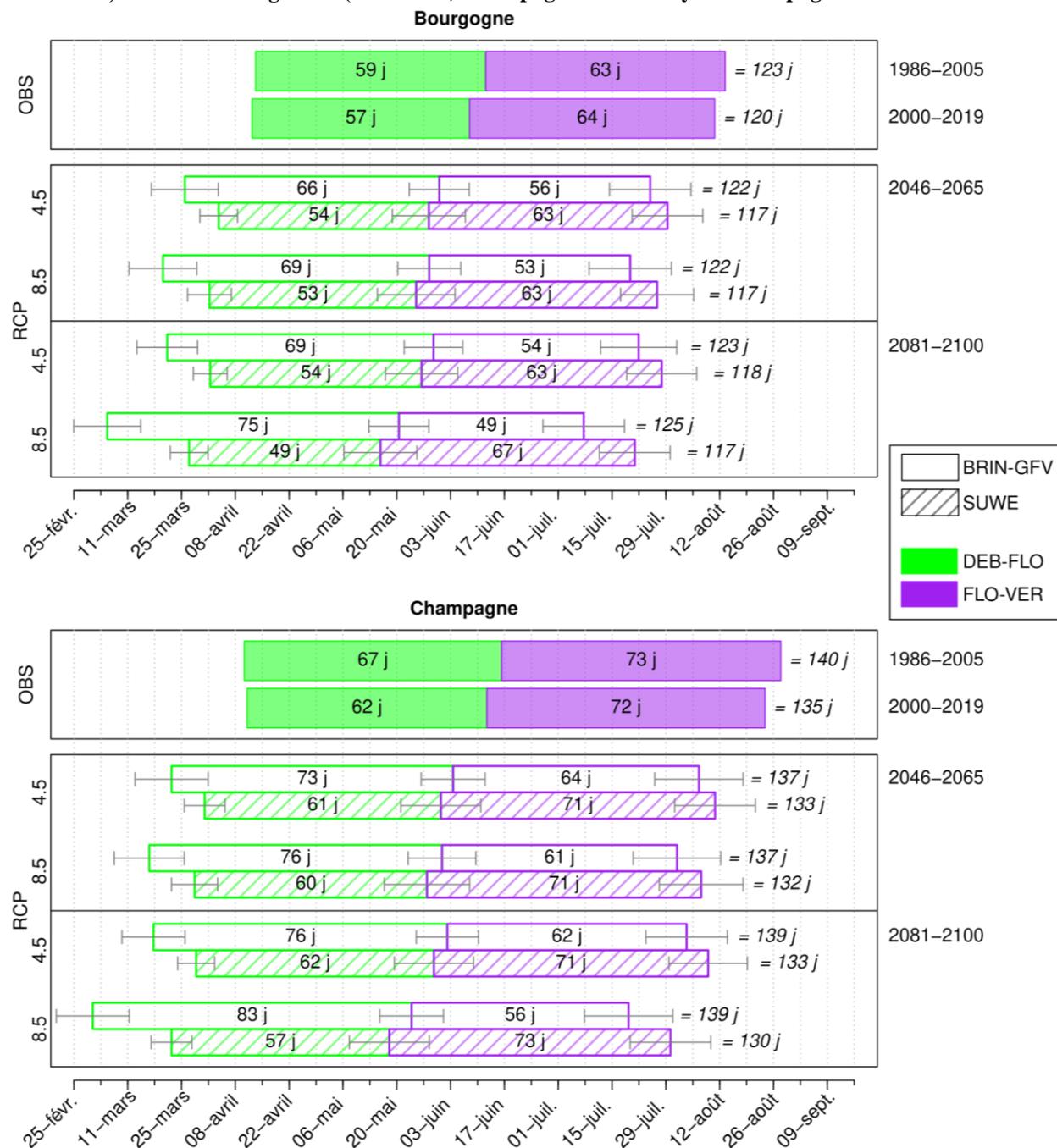
Stades phénologiques / périodes		Observations*		BRIN - GFV								SUWE				
				Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (A 1986-2005)				Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (A 1986-2005)				
				1986-2005	2000-2019	1986-2005	2000-2019	2046-2065 RCP4,5	2046-2065 RCP8,5	2046-2065 RCP4,5	2081-2100 RCP8,5	1986-2005	2000-2019	2046-2065 RCP4,5	2046-2065 RCP8,5	2046-2065 RCP4,5
BOURGOGNE	DEB	14 avril (103,3)	-1 j	22 avril (111,8)	-1,5 j	-18,4 j (\pm 8,7)	-24,1 j (\pm 8,8)	-23,0 j (\pm 7,9)	-38,6 j (\pm 8,7)	17 avril (106,3)	-1,9 j	-9,6 j (\pm 4,9)	-12,0 j (\pm 5,7)	-11,8 j (\pm 4,4)	-17,3 j (\pm 4,9)	
	FLO	13 juin (163,2)	-4,3	18 juin (168,1)	-2,8 j	-12,1 j (\pm 7,8)	-14,7 j (\pm 8,2)	-13,6 j (\pm 7,6)	-22,6 j (\pm 7,8)	17 juin (167,5)	-3,7 j	-14,8 j (\pm 9,5)	-18,1 j (\pm 10,1)	-16,7 j (\pm 9,4)	-27,4 j (\pm 9,5)	
	VER	14 août (225,4)	-2,7	24 août (235,5)	-3,4 j	-19,5 j (\pm 10,6)	-24,7 j (\pm 10,7)	-22,5 j (\pm 9,9)	-36,8 j (\pm 10,6)	22 août (233,2)	-3,7 j	-15 j (\pm 9,2)	-17,7 j (\pm 9,5)	-16,5 j (\pm 9,1)	-23,5 j (\pm 9,2)	
	DEB-FLO	59,3 j	-2,2 j	56,2 j	-1,2 j	+6,4 j (\pm 4,6)	+9,4 j (\pm 5,3)	+9,4 j (\pm 4,3)	+16,1 j (\pm 4,6)	61,1 j	-1,8 j	-5,1 j (\pm 5,3)	-6,1 j (\pm 5,6)	-4,9 j (\pm 5,7)	-10,0 j (\pm 5,3)	
	DEB-VER	122,7 j	-2,4 j	123,7 j	-1,9 j	-1,1 j (\pm 5,2)	-0,6 j (\pm 6,1)	+0,5 j (\pm 5,1)	+1,9 j (\pm 5,2)	126,8 j	-1,8 j	-5,3 j (\pm 5,1)	-5,7 j (\pm 5,1)	-4,8 j (\pm 5,5)	-6,1 j (\pm 5,1)	
	FLO-VER	62,9 j	+0,9 j	67,4 j	-0,6 j	-7,4 j (\pm 3,0)	-10,0 j (\pm 3,1)	-8,9 j (\pm 3,0)	-14,2 j (\pm 3,0)	65,7 j	0 j	-0,2 j (\pm 0,8)	+0,4 j (\pm 1,2)	+0,1 j (\pm 0,9)	+3,9 j (\pm 0,8)	
CHAMPAGNE	DEB	11 avril (100,3)	+0,7 j	20 avril (109,7)	-1,3 j	-18,9 j (\pm 9,5)	-24,7 j (\pm 9,1)	-23,6 j (\pm 8,2)	-39,4 j (\pm 9,5)	17 avril (106,7)	-2,4 j	-10,3 j (\pm 5,3)	-12,9 j (\pm 6,0)	-12,5 j (\pm 4,8)	-18,9 j (\pm 5,3)	
	FLO	17 juin (167,3)	-3,9 j	20 juin (170,8)	-3,5 j	-12,6 j (\pm 8,3)	-15,5 j (\pm 8,8)	-14,1 j (\pm 8,1)	-23,4 j (\pm 8,3)	21 juin (171,4)	-4,6 j	-15,8 j (\pm 10,4)	-19,4 j (\pm 11,1)	-17,6 j (\pm 10,3)	-29,2 j (\pm 10,4)	
	VER	28 août (239,9)	-4,1 j	31 août (242,8)	-5,7 j	-21,3 j (\pm 11,5)	-27 j (\pm 11,4)	-24,5 j (\pm 10,6)	-39,6 j (\pm 11,5)	26 août (237,9)	-5,1 j	-17,1 j (\pm 10,5)	-20,7 j (\pm 10,9)	-18,9 j (\pm 10,2)	-28,7 j (\pm 10,5)	
	DEB-FLO	66,9 j	-4,5 j	61,1 j	-2,2 j	+6,3 j (\pm 5,5)	+9,2 j (\pm 6,1)	+9,5 j (\pm 5,2)	+16 j (\pm 5,5)	64,7 j	-2,1 j	-5,5 j (\pm 5,8)	-6,5 j (\pm 6,2)	-5,1 j (\pm 6,4)	-10,3 j (\pm 5,8)	
	DEB-VER	139,6 j	-4,8 j	133,2 j	-4,5 j	-2,4 j (\pm 6,0)	-2,3 j (\pm 7,1)	-0,9 j (\pm 5,7)	-0,2 j (\pm 6,0)	131,3 j	-2,8 j	-6,8 j (\pm 5,9)	-7,7 j (\pm 6,0)	-6,4 j (\pm 6,3)	-9,9 j (\pm 5,9)	
	FLO-VER	72,6 j	-0,3 j	72,1 j	-2,3 j	-8,8 j (\pm 3,6)	-11,5 j (\pm 3,6)	-10,4 j (\pm 3,6)	-16,2 j (\pm 3,6)	66,5 j	-0,5 j	-1,3 j (\pm 0,7)	-1,3 j (\pm 0,9)	-1,4 j (\pm 0,7)	+0,4 j (\pm 0,7)	

Le débourrement, selon le modèle SUWE ou BRIN, pourrait avoir lieu entre 9.6 et 24.1 jours plus tôt en moyenne entre 2046-2065 par rapport à la période 1986-2005 selon le RCP ([Tableau 2.10](#)). Cette différence passerait de 11.8 à 38.6 jours sur la période 2081-2100 en Bourgogne et en Champagne. García de Cortázar-Atauri (2006) avait observé des diminutions de 14 à 22 jours sur le cépage Chardonnay à Reims avec le modèle BRIN sur la période 2070-2099 selon les scénarios B2 et A2 (CMIP3, équivalents au RCP4.5 et RCP8.5 (Moss et al., 2010) en ajoutant les anomalies du modèle de climat Arpege aux données observées (période 1970-2000).

Plus récemment, une diminution de 33 jours est simulée avec le modèle BRIN pour la Champagne sur la période 2071-2100 selon le RCP8.5 (modèle climatique régional Aladin ; García de Cortázar-Atauri et al., 2017). Sgubin et al. (2018) observent également une avancée de la date de débourrement de 35 jours avec le modèle BRIN et un ensemble de 8 GCM désagrégés statistiquement à une échelle de 8km en Champagne entre les périodes 1959-2015 et 1970-2100. La précocité plus grande simulée par les deux modèles par rapport aux observations (cf. [partie 3.4](#)) s'observe clairement sur la comparaison des deux périodes 1986-2005 et 2000-2019. En Bourgogne, entre ces deux périodes, le débourrement a avancé d'en moyenne 1 jour (contre 1.7j en moyenne simulé) et est plus tardif de 0.7j alors que les modèles simulent une avance moyenne de 1.7j en Champagne. Le modèle SUWE simule une stabilité plus grande de la date du débourrement au cours du XXI^{ème} siècle que ne le fait le modèle BRIN. Ce dernier simule une précocité qui s'accroît fortement jusqu'à la fin du XXI^{ème} siècle. Avec la trajectoire RCP8.5, les simulations s'appuyant sur les données des 22 GCM désagrégées avec BRIN projettent en 2081-2100 une date de débourrement moyenne au 14 mars en Bourgogne (-38.6 jours par rapport à la date de référence simulée au 22 avril en moyenne sur la période 1986-2005) et au 12 mars en Champagne (-39.4 jours par rapport à la date de référence simulée au 20 avril en moyenne sur la période 1986-2005). Les mêmes projections simulent, avec le modèle SUWE, un débourrement au 31 mars (-17.3j par rapport à une référence 1986-2005 au 17 avril) et au 29 mars (-18.9j par rapport à une référence 1986-2005 au 17 avril également) en Bourgogne et en Champagne, respectivement. Selon les modèles phénologiques utilisés, on simule donc des dates d'occurrence moyennes du débourrement avec des écarts de 17 jours à la fin du XXI^{ème} siècle.

Le stade de la floraison pourrait avoir lieu en moyenne de 12.1 à 19.4 jours pour la période 2046-2065 et de 13.6 à 29.2 jours pour la période 2081-2100 selon les RCP et les modèles utilisés en Bourgogne et en Champagne ([Tableau 2.10](#)). Sur la période 2000-2019, la floraison apparaît en moyenne 4.3 et 3.9 jours plus tôt en Bourgogne et en Champagne qu'en 1986-2005 ([Tableau 2.10](#)). García de Cortázar-Atauri (2006) avait simulé une diminution de 14 à 19 jours (Pinot noir) à la station de Dijon et de 20 à 27 jours (Chardonnay) à la station de Reims sur la période 2070-2099 avec le modèle STICS. Le modèle GFV simule une avancée plus modérée des dates d'occurrence de la floraison, et ce, quelles que soient la trajectoire et la période future considérée. Par exemple, l'avancée de la date de ce stade en Bourgogne en 2046-2065 pour le RCP4.5 est de 12.1j avec GFV et de 14.8j avec SUWE (soit une avancée de 3.7j de plus pour SUWE). En Champagne en 2081-2100 pour le RCP8.5 la date de floraison est avancée de 23.4j avec BRIN et de 29.2j avec SUWE (soit une avancée de 5.8j de plus pour SUWE).

Figure 2.12 : Évolution des dates d'occurrence des stades phénologiques et de la durée des périodes interstades entre 1986-2005 et 2000-2019 (observations). Les projections de ces dates et durées sont obtenues à partir des simulations pour les deux trajectoires RCP 4.5 et 8.5 par un ensemble de 22 GCM désagrégés. Les dates affichées pour les RCP correspondent aux dates de la période d'observation 1986-2005 auxquelles on ajoute la différence moyenne entre projections future et passée. Les barres d'erreurs représentent l'écart-type inter-modèle. Les observations sont réalisées sur la vigne à l'échelle locale en Bourgogne (cépage Pinot N en Côte-de-Beaune) et à l'échelle régionale (1987-2019) sur cépage Chardonnay en Champagne.



DEB : débourrement (stade C sur l'échelle de Baillod et Baggioini, 1993) ; FLO : floraison (stade I) ; VER : véraison (stade M). Visualisation graphique complémentaire en Annexes 2.7 et 2.8. Les lignes verticales en pointillés sont tracées toutes les semaines.

En revanche, pour le stade de la véraison, l'avance dans la date d'occurrence de ce stade simulée par le modèle GFV est plus singulièrement élevée qu'avec le modèle SUWE ([Tableau 2.10](#)). La précocité de la véraison pourrait varier de 15 à 21 jours (modèle SUWE), de 19 à 27 jours (modèle GFV) pour la première partie du XXI^{ème} siècle et de 17 à 28 jours (SUWE), 23 à 40 jours (GFV) pour la fin du XXI^{ème} siècle selon les RCP en Bourgogne et en Champagne. En comparaison, García de Cortázar-Atauri (2006) montre une augmentation de 29 à 40 jours (Pinot noir) à la station de Dijon et de 36 à 53 jours (Chardonnay) à la station de Reims sur la période 2070-2099 avec le modèle STICS.

Les différences observées entre les simulations du débourrement et de la véraison selon les modèles utilisés (BRIN, GFV et SUWE) conduisent à des projections différentes (selon ces modèles) de l'évolution de la durée des périodes interstades. La combinaison du modèle BRIN-GFV simule une augmentation de la durée de la période DEB-FLO comprise entre 6 à 9 jours et 9 à 16 jours pour le milieu et la fin du XXI^{ème} siècle selon les RCP tandis que le modèle SUWE une diminution de 5 à 6 jours et 5 à 10 jours ([Figure 2.12](#) et [Tableau 2.10](#)). Pour rappel, cette période est celle qui a le moins évolué sur les données d'observation et ne présente pas de tendance significative avec le réchauffement observé ([Figure 2.8](#)).

La surestimation de la précocité du débourrement par le modèle BRIN est responsable d'une sous-estimation du raccourcissement de la période DEB-VER ([Figure 2.12](#) et [Tableau 2.10](#)). Selon les modèles phénologiques, cette période pourrait diminuer de 5 à 10 jours sur les deux périodes futures avec le modèle SUWE (évolution globalement constante sur la période 2005-2100 ; [Annexe 2.8](#)) et diminuer faiblement voir augmenter (fin du XXI^{ème} siècle en Bourgogne) pour la combinaison BRIN-GFV. Sur la période observée, la durée DEB-VER est celle la plus impactée par le réchauffement climatique ([partie 3.4](#)). Concernant la projection de la période FLO-VER, la forte diminution de la variabilité simulée entre la floraison et la véraison par le modèle SUWE se retrouve. Au vu de l'évolution de la durée de la période FLO-VER simulée par ce modèle ([Annexe 2.8](#)), celle-ci ne représente pas la variabilité observée et semble difficilement exploitable pour étudier l'impact du réchauffement climatique sur la durée de cette période. Les projections avec le modèle GFV simulent une période plus courte de 7 à 11 jours et de 9 à 16 jours pour la période 2046-2065 et 2081-2100 selon la RCP.

Ainsi, avec le réchauffement projeté par les modèles climatiques au cours du XXI^{ème} siècle, la durée de la période DEB-FLO tendrait à légèrement diminuer ([Figure 2.12](#) et [Tableau 2.10](#)). Ceci n'est pas observé avec le modèle BRIN couplé à GFV qui simule une augmentation (débourrement très précoce, [Figure 2.12](#)) de la durée depuis les années 1960. La tendance actuelle, bien que non significative, ne semble pas aller dans ce sens, il reste en tout cas peu probable que la période DEB-FLO augmente à ce point dans le futur : on peut supposer que la douceur des hivers conduisent à retarder la levée de dormance de la vigne, limitant ainsi l'avancée du débourrement davantage que celle du stade floraison. Cette dualité a fait l'objet de nombreux travaux pour la vigne, les arbres fruitiers ou les espèces forestières, qui interroge jusqu'à la capacité même des modèles à bien simuler les dates de départ en végétation par la modélisation (voir par exemple Chuine et al., 2016). Concernant la période DEB-VER, les modèles que nous avons testés sont en accord sur une diminution de la durée sur la première partie du XXI^{ème} siècle avec les RCP4.5 et RCP8.5 ([Figure 2.12](#)). Cette durée se stabiliserait sur la période 2081-2100 du fait de la synchronisation de l'avance des stades de débourrement et de véraison. L'ampleur ou le rythme de ces tendances sont susceptibles d'être sous-estimées, la diminution observée sur le passé étant

plus marquée que celle modélisée. Finalement, la période FLO-VER est la période pour laquelle les simulations historiques sont les plus proches de celles observées, avec le modèle GFV uniquement (72.1j simulés contre 72.6j observés, [Tableau 2.10](#)). Celui-ci simule une nette diminution de la période qui pourrait s'atténuer à la fin du XXI^{ème} siècle avec le RCP4.5.

3.6) Évolution des indicateurs climatiques durant les périodes interstades phénologiques simulées

Une fois les périodes interstades simulées pour l'ensemble des GCM avec les deux combinaisons de modèles phénologiques, il est possible d'étudier l'évolution des indicateurs climatiques définis dans la [partie 2.1](#) durant les trois périodes DEB-FLO, DEB-VER et FLO-VER en Bourgogne et en Champagne (respectivement Tableaux [2.11](#) et [2.12](#) ; voir aussi [Annexe 2.9](#)). Les chiffres présentés dans l'analyse des résultats qui vont suivre correspondront (lorsque ce n'est pas précisé) au minimum et maximum observés sur les deux RCP (4.5 et 8.5) et les deux périodes futures (2046-2065 et 2081-2100) en Bourgogne et en Champagne.

Les températures minimales et maximales simulées durant les trois périodes interstades tendent à augmenter quel que soit le scénario pour le milieu et la fin du XXI^{ème} siècle. La période DEB-FLO serait la moins affectée par ce réchauffement, avec une augmentation comprise entre 0.4 et 2.2°C pour les TMAX et 0.1 et 1°C pour les TMIN contre une augmentation comprise entre 2.5 et 5.7°C (TMAX) et 2.1 et 4.8°C (TMIN) pour la période FLO-VER. L'utilisation du modèle SUWE conduit à la plus forte augmentation des TMIN et TMAX dans les deux régions sur les périodes DEB-FLO et DEB-VER. Pour la période FLO-VER, les deux modèles phénologiques produisent des résultats similaires. Pour les températures moyennes, une légère diminution comprise entre 0.1 et 0.7°C est simulée pour la période DEB-FLO quel que soit le modèle phénologique (excepté pour la période 2081-2100 avec le modèle SUWE simulant une augmentation comprise entre 0.2 et 0.5°C). Ainsi, l'avancée de la période DEB-FLO à la fin de l'hiver et début du printemps simulée par les modèles empêcherait l'augmentation des températures moyennes pendant cette période, jusqu'à provoquer même la diminution de celles-ci. Sur l'ensemble de la période DEB-VER ainsi que la période FLO-VER, ce phénomène n'est pas observé. Selon les modèles phénologiques, une augmentation des températures moyennes comprises entre 0.4 et 3.1°C (DEB-VER) et 1.8 et 4.3°C (FLO-VER) est simulée pour le milieu et la fin du XXI^e siècle en Bourgogne et en Champagne.

Le nombre de jours de chaleur serait fortement impacté par le réchauffement simulé au cours de la période FLO-VER. Selon les modèles phénologiques, cet indicateur pourrait augmenter de 2 à 5 jours sur la période 2046-2065 et pourrait atteindre jusqu'à 13.8 jours à la fin du siècle (utilisation du modèle SUWE).

Tableau 2.11 : Description des indicateurs climatiques durant les périodes interstades simulées de 1986 à 2100 à l'échelle régionale pour le cépage Chardonnay en Bourgogne. Les projections CMIP5 correspondent à l'ensemble des GCM désagrégés sur lesquels sont calculées les différences avec la période 1986-2005 simulée par ces modèles. La valeur associée entre parenthèses (\pm) est l'écart-type inter-modèle. Concernant les Observations (*), elles sont réalisées à l'échelle locale. Les couleurs correspondent à l'augmentation (orange) et la diminution (bleu) des indicateurs projetés pour le futur. *Visualisation graphique complémentaire en [Annexe 2.9](#).*

		BRIN - GFV								SUWE					
		Observations*		Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (Δ 1986-2005)				Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (Δ 1986-2005)			
						1986-2005	2000-2019	2046-2065 RCP4,5	2046-2065 RCP8,5			2081-2100 RCP4,5	2081-2100 RCP8,5	1986-2005	2000-2019
DEB-FLO	TMOY	13.6	+0.4	14.5	+0.2	-0.4 (\pm 0.9)	-0.7 (\pm 1)	-0.6 (\pm 0.9)	-0.4 (\pm 0.9)	14	+0.3	-0.1 (\pm 1)	-0.2 (\pm 1)	-0.2 (\pm 0.9)	+0.5 (\pm 1)
	TMAX	17.8	+0.5	18.4	+0.4	+0.7 (\pm 1.1)	+0.7 (\pm 1.4)	+0.5 (\pm 1.2)	+1.1 (\pm 1.1)	18	+0.4	+1.1 (\pm 1.2)	+1.3 (\pm 1.4)	+1 (\pm 1.3)	+2.2 (\pm 1.2)
	TMAXs35	0	0	0	0	0 (\pm 0)	+0.1 (\pm 0.1)	0 (\pm 0)	+0.2 (\pm 0)	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	+0.1 (\pm 0)
	TMIN	9.4	+0.3	10.5	+0.1	+0.2 (\pm 0.7)	+0.1 (\pm 0.8)	0 (\pm 0.7)	+0.1 (\pm 0.7)	10.1	+0.1	+0.5 (\pm 0.6)	+0.6 (\pm 0.7)	+0.4 (\pm 0.7)	+1 (\pm 0.6)
	TMINs0	1.3	-0.7	0.3	-0.2	+0.1 (\pm 0.3)	+0.3 (\pm 0.4)	+0.2 (\pm 0.2)	+0.3 (\pm 0.3)	0.4	-0.2	-0.1 (\pm 0.2)	-0.1 (\pm 0.2)	-0.1 (\pm 0.2)	-0.2 (\pm 0.2)
	PR	148.2	-6.2	147.7	-7.4	+22.9 (\pm 21.6)	+30.7 (\pm 24)	+31.7 (\pm 28.8)	+32.1 (\pm 21.6)	162.1	-13.5	-4.1 (\pm 18.1)	-6.4 (\pm 19)	-2 (\pm 24.7)	-27 (\pm 18.1)
	PRs1	22.3	-1.7	22.4	-0.9	+2.3 (\pm 2.6)	+2.9 (\pm 3)	+3.3 (\pm 3.2)	+3.1 (\pm 2.6)	24.4	-1.9	-2.1 (\pm 2)	-2.7 (\pm 2.5)	-2 (\pm 2.6)	-6 (\pm 2)
	HR	76.5	-2.5	75.4	-2.2	-1.8 (\pm 2.6)	-2.3 (\pm 2.4)	-1.3 (\pm 2.8)	-3.5 (\pm 2.6)	75.5	-2.5	-2 (\pm 2.9)	-2.6 (\pm 2.7)	-1.5 (\pm 3)	-4.4 (\pm 2.9)
DEB-VER	TMOY	16.7	+0.4	17.3	+0.3	+0.4 (\pm 0.8)	+0.5 (\pm 1)	+0.5 (\pm 1)	+1 (\pm 0.8)	17	+0.2	+0.9 (\pm 0.8)	+1.4 (\pm 1)	+1.2 (\pm 1)	+3.1 (\pm 0.8)
	TMAX	21.1	+0.5	21.5	+0.3	+1.3 (\pm 1.1)	+1.7 (\pm 1.3)	+1.4 (\pm 1.1)	+2.4 (\pm 1.1)	21.2	+0.3	+1.9 (\pm 1.3)	+2.7 (\pm 1.5)	+2.2 (\pm 1.3)	+4.6 (\pm 1.3)
	TMAXs35	0.1	+0.3	0.4	+0.2	+2.1 (\pm 1.8)	+3.8 (\pm 2.7)	+3 (\pm 2.2)	+8.5 (\pm 1.8)	0.7	+0.1	+2.6 (\pm 2.6)	+5 (\pm 3.9)	+3.9 (\pm 2.9)	+13.8 (\pm 2.6)
	TMIN	12.3	+0.4	13	+0.3	+1 (\pm 0.8)	+1.2 (\pm 0.9)	+1 (\pm 0.9)	+1.7 (\pm 0.8)	12.7	+0.3	+1.5 (\pm 1)	+2 (\pm 1.1)	+1.7 (\pm 1.1)	+3.5 (\pm 1)
	TMINs0	1.3	-0.7	0.3	-0.2	+0.1 (\pm 0.3)	+0.3 (\pm 0.4)	+0.2 (\pm 0.2)	+0.3 (\pm 0.3)	0.4	-0.2	-0.1 (\pm 0.2)	-0.1 (\pm 0.2)	-0.1 (\pm 0.2)	-0.2 (\pm 0.2)
	PR	277.3	+16.9	281.1	+20	+9.8 (\pm 40.1)	+1.9 (\pm 50.3)	+7.8 (\pm 48.3)	-13.2 (\pm 40.1)	290.9	+14.9	0 (\pm 37.7)	-11.4 (\pm 44.9)	-4.3 (\pm 45.4)	-38.4 (\pm 37.7)
	PRs1	41.1	-0.5	41.8	+0.9	-0.8 (\pm 3.8)	-2.2 (\pm 6)	-1 (\pm 5.6)	-4.6 (\pm 3.8)	43.2	+0.3	-2.9 (\pm 3.4)	-4.9 (\pm 5.3)	-3.5 (\pm 5.3)	-9.4 (\pm 3.4)
	HR	73.7	-1.7	73.1	-1.8	-2 (\pm 2.2)	-3.2 (\pm 2.6)	-2.2 (\pm 2.7)	-5.3 (\pm 2.2)	73.2	-2.1	-2.2 (\pm 2.4)	-3.6 (\pm 2.8)	-2.5 (\pm 2.9)	-7.1 (\pm 2.4)
FLO-VER	TMOY	19.8	+0.2	19.8	+0.2	+1.8 (\pm 0.9)	+2.4 (\pm 1.2)	+2.3 (\pm 1.3)	+4.2 (\pm 0.9)	19.8	+0.2	+1.6 (\pm 1)	+2.4 (\pm 1.3)	+2.2 (\pm 1.4)	+4.3 (\pm 1)
	TMAX	24.3	+0.1	24.3	+0.1	+2.5 (\pm 1.3)	+3.6 (\pm 1.5)	+3.2 (\pm 1.3)	+5.5 (\pm 1.3)	24.3	0	+2.4 (\pm 1.3)	+3.5 (\pm 1.5)	+3 (\pm 1.3)	+5.7 (\pm 1.3)
	TMAXs35	0.1	+0.3	0.4	+0.2	+2 (\pm 1.8)	+3.8 (\pm 2.7)	+3 (\pm 2.2)	+8.4 (\pm 1.8)	0.7	+0.1	+2.6 (\pm 2.6)	+5 (\pm 3.9)	+3.9 (\pm 2.9)	+13.7 (\pm 2.6)
	TMIN	15.2	+0.3	15.3	+0.4	+2.3 (\pm 1.1)	+3.1 (\pm 1.2)	+2.7 (\pm 1.3)	+4.8 (\pm 1.1)	15.3	+0.3	+2.1 (\pm 1.1)	+2.9 (\pm 1.2)	+2.5 (\pm 1.2)	+4.7 (\pm 1.1)
	TMINs0	0	0	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)
	PR	129.1	+28.6	135.1	+28.3	-12.5 (\pm 26.6)	-28.3 (\pm 33.6)	-23.3 (\pm 28.9)	-45 (\pm 26.6)	130.4	+29	+4.2 (\pm 28)	-4.7 (\pm 35.4)	-1.8 (\pm 33.5)	-11.3 (\pm 28)
	PRs1	18.9	+1.8	19.6	+2	-3 (\pm 2.6)	-5.1 (\pm 3.7)	-4.2 (\pm 3.6)	-7.8 (\pm 2.6)	19.1	+2.3	-0.8 (\pm 2.4)	-2.2 (\pm 3.8)	-1.5 (\pm 4.2)	-3.5 (\pm 2.4)
	HR	71.3	-1.1	71.2	-1.6	-2.5 (\pm 2.9)	-4.5 (\pm 4)	-3.6 (\pm 4.2)	-8.4 (\pm 2.9)	71	-1.6	-2.5 (\pm 3)	-4.4 (\pm 4.1)	-3.4 (\pm 4.2)	-8.8 (\pm 3)

Pour le nombre de jours de gel durant la période DEB-FLO, deux tendances s'opposent selon les modèles phénologiques utilisés. L'utilisation du modèle BRIN avec la forte précocité du débourrement simulé avec le réchauffement climatique entraînerait une faible augmentation du risque de gel (entre +0.1 et +0.3j). Ces résultats vont dans le même sens que ceux présentés par Sgubin et al. (2018) ayant utilisé le modèle BRIN et un modèle de degré jour pour simuler le débourrement en France avec 8 GCM désagrégés à l'échelle de 8 km. L'utilisation du modèle SUWE permet quant à lui de simuler une faible diminution du nombre de jours de gel durant la période DEB-FLO (entre -0.1 et -0.4j) sur les deux périodes projetées, contredisant les conclusions de Sgubin et al. (2018) pour la Bourgogne et la Champagne

Les différences dans la simulation du débourrement avec l'utilisation des modèles BRIN et SUWE entraînent également des tendances opposées pour le cumul et le nombre de jours de pluie entre débourrement et floraison sur les périodes futures. L'avancée plus forte du débourrement avec le modèle BRIN est responsable d'une augmentation des précipitations comprise entre 15 et 32 mm pour le cumul de pluie et 1.8 à 4 jours en plus sur la période DEB-FLO. L'utilisation du modèle SUWE pour simuler cette période entraîne une diminution du cumul (entre -2 et -27 mm) et du nombre de jours de pluie (-1.5 à -5.3 j) dans les deux régions.

Sur la période FLO-VER, les précipitations pourraient diminuer de 12.5 à 49 mm associées à une diminution de 3 à 8.8j de pluie (modèle GFV). Une moindre diminution de ces indicateurs est simulée avec l'utilisation du modèle SUWE, avec un cumul de pluie compris entre +4.2 et -21.2 mm et le nombre de jours de pluie entre -0.8 et -4.5 jours. Finalement, sur l'ensemble de la période DEB-VER, l'utilisation de la combinaison BRIN-GFV pour la simulation des stades phénologiques entraîne des cumuls de précipitations identiques à ceux simulés sur la période actuelle (1986-2005) mais avec une répartition différente (plus entre débourrement et floraison et moins entre floraison et véraison). Cette même tendance est observée pour le nombre de jours de pluie. Cependant, la diminution plus forte observée sur la période FLO-VER entraîne une diminution moyenne comprise entre -0.8 et 4.7 jours sur la période DEB-VER. L'utilisation du modèle SUWE montre quant à lui une diminution des précipitations globalement homogène sur les deux périodes DEB-FLO et FLO-VER entraînant une diminution comprise entre 0 et 45.8 mm pour le cumul de pluie et 2.9 à 9.7 jours de pluie durant la période débourrement véraison. L'ensemble de ces évolutions en termes de cumuls et nombre de jours de pluie sont associés à une forte incertitude avec des écart-types dépassant en grande majorité les évolutions simulées. C'est principalement pour la RCP8.5 sur la période 2081-2100 que les écarts simulés sont les plus significatifs.

Enfin, pour l'évolution de l'humidité relative moyenne, une diminution est simulée sur l'ensemble des trois périodes interstades quel que soit le modèle phénologique. Les diminutions les plus fortes sont observées sur la période FLO-VER (entre 2.3 et 8.4%) tandis qu'elles sont plus faibles sur la période DEB-FLO (entre 1.3 et 4.4%).

Tableau 2.12 : Description des indicateurs climatiques durant les périodes interstades simulées de 1986 à 2100 à l'échelle régionale pour le cépage Chardonnay en Champagne. Les projections CMIP5 correspondent à l'ensemble des GCM désagrégés sur lesquels sont calculées les différences avec la période 1986-2005 simulée par ces modèles. La valeur entre parenthèses (\pm) est l'écart-type inter-modèle. Concernant les Observations (*), elles sont réalisées sur la période disponible 1987-2019. Les couleurs correspondent à l'augmentation (orange) et la diminution (bleu) des indicateurs projetés pour le futur. *Visualisation graphique complémentaire en [Annexe 2.10](#).*

		BRIN - GFV								SUWE					
		Observations*		Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (Δ 1986-2005)				Simulations SAFRAN		Projection CMIP5 (Δ 1986-2005)			
		1986-2005	2000-2019	1986-2005	2000-2019	2046-2065 RCP4,5	2046-2065 RCP8,5	2081-2100 RCP4,5	2081-2100 RCP8,5	1986-2005	2000-2019	2046-2065 RCP4,5	2046-2065 RCP8,5	2081-2100 RCP4,5	2081-2100 RCP8,5
DEB-FLO	TMOY	13	+0.6	13.8	+0.4	-0.5 (\pm 0.9)	-0.7 (\pm 0.9)	-0.7 (\pm 0.9)	-0.6 (\pm 0.9)	13.6	+0.3	-0.2 (\pm 1)	-0.3 (\pm 1)	-0.4 (\pm 1)	+0.2 (\pm 1)
	TMAX	17	+0.7	17.8	+0.4	+0.6 (\pm 1.2)	+0.7 (\pm 1.5)	+0.4 (\pm 1.3)	+0.9 (\pm 1.2)	17.7	+0.3	+1 (\pm 1.3)	+1.2 (\pm 1.5)	+0.9 (\pm 1.4)	+1.9 (\pm 1.3)
	TMAXs35	0	0	0	0	0 (\pm 0)	+0.1 (\pm 0.1)	0 (\pm 0.1)	+0.2 (\pm 0)	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0.1)	0 (\pm 0.1)	+0.1 (\pm 0)
	TMIN	8.9	+0.5	9.8	+0.3	+0.2 (\pm 0.7)	+0.2 (\pm 0.8)	+0.1 (\pm 0.7)	+0.4 (\pm 0.7)	9.6	+0.2	+0.5 (\pm 0.6)	+0.6 (\pm 0.7)	+0.4 (\pm 0.7)	+1.1 (\pm 0.6)
	TMINs0	1.2	-0.6	0.5	-0.3	+0.1 (\pm 0.6)	+0.2 (\pm 0.5)	+0.2 (\pm 0.5)	+0.1 (\pm 0.6)	0.6	-0.3	-0.2 (\pm 0.3)	-0.3 (\pm 0.3)	-0.2 (\pm 0.4)	-0.4 (\pm 0.3)
	PR	127.8	-2.5	117.6	+6.5	+15 (\pm 18.9)	+19.8 (\pm 21)	+20.5 (\pm 21.7)	+28.7 (\pm 18.9)	123.7	+5.9	-10.3 (\pm 15.9)	-13.1 (\pm 17.3)	-9.6 (\pm 17.5)	-24.8 (\pm 15.9)
	PRs1	23.9	-1.6	22.2	-0.5	+1.8 (\pm 2.8)	+2.6 (\pm 3.3)	+2.8 (\pm 3.6)	+4 (\pm 2.8)	23.4	-0.7	-2.8 (\pm 1.8)	-3.2 (\pm 2.7)	-2.5 (\pm 2.8)	-5.3 (\pm 1.8)
	HR	78.7	-2.7	79	-2.6	-1.6 (\pm 2.4)	-1.8 (\pm 2.3)	-1.1 (\pm 2.9)	-2 (\pm 2.4)	78.9	-2.7	-1.9 (\pm 2.6)	-2.2 (\pm 2.5)	-1.4 (\pm 3.1)	-3 (\pm 2.6)
DEB-VER	TMOY	15.8	+0.6	16.3	+0.5	+0.4 (\pm 0.8)	+0.5 (\pm 0.8)	+0.5 (\pm 0.9)	+1.1 (\pm 0.8)	16.1	+0.5	+0.8 (\pm 0.8)	+1.2 (\pm 0.9)	+1 (\pm 1)	+2.6 (\pm 0.8)
	TMAX	20.2	+0.5	20.6	+0.4	+1.4 (\pm 1.2)	+1.8 (\pm 1.4)	+1.5 (\pm 1.1)	+2.5 (\pm 1.2)	20.4	+0.4	+1.9 (\pm 1.4)	+2.5 (\pm 1.6)	+2.2 (\pm 1.4)	+4.2 (\pm 1.4)
	TMAXs35	0.6	0	0.6	0	+2.1 (\pm 2.1)	+3.6 (\pm 2.6)	+2.7 (\pm 2.3)	+7.5 (\pm 2.1)	0.6	0	+2.3 (\pm 2.6)	+4.1 (\pm 3.4)	+3 (\pm 2.7)	+9.9 (\pm 2.6)
	TMIN	11.5	+0.7	11.9	+0.7	+1.1 (\pm 0.8)	+1.3 (\pm 0.8)	+1.1 (\pm 0.8)	+1.8 (\pm 0.8)	11.8	+0.5	+1.4 (\pm 0.9)	+1.9 (\pm 0.9)	+1.6 (\pm 1)	+3.1 (\pm 0.9)
	TMINs0	1.2	-0.6	0.5	-0.3	+0.1 (\pm 0.6)	+0.2 (\pm 0.5)	+0.2 (\pm 0.5)	+0.1 (\pm 0.6)	0.6	-0.3	-0.2 (\pm 0.3)	-0.3 (\pm 0.3)	-0.2 (\pm 0.4)	-0.4 (\pm 0.3)
	PR	270.9	+2.6	258.8	+9.8	-1.7 (\pm 38.1)	-9.3 (\pm 54.5)	-8.1 (\pm 48.7)	-20.5 (\pm 38.1)	255	+9.5	-11.1 (\pm 35.2)	-23.3 (\pm 48.1)	-19.4 (\pm 47.6)	-45.8 (\pm 35.2)
	PRs1	46.3	-1.7	44.1	-0.8	-2.6 (\pm 4.5)	-3.3 (\pm 6.8)	-2.8 (\pm 6.2)	-4.7 (\pm 4.5)	44	-1	-4.5 (\pm 3.9)	-6.1 (\pm 6)	-5.2 (\pm 5.8)	-9.7 (\pm 3.9)
	HR	77.7	-3.1	77.8	-3.1	-1.9 (\pm 2.1)	-2.6 (\pm 2.6)	-2 (\pm 2.7)	-3.9 (\pm 2.1)	77.7	-3	-2.1 (\pm 2.2)	-2.9 (\pm 2.8)	-2.2 (\pm 2.8)	-5.1 (\pm 2.2)
FLO-VER	TMOY	18.6	+0.4	18.5	+0.6	+1.8 (\pm 0.9)	+2.6 (\pm 1.2)	+2.4 (\pm 1.3)	+4.3 (\pm 0.9)	18.6	+0.6	+1.6 (\pm 1)	+2.3 (\pm 1.3)	+2.1 (\pm 1.4)	+4.1 (\pm 1)
	TMAX	23.2	+0.2	23.1	+0.4	+2.7 (\pm 1.5)	+3.7 (\pm 1.7)	+3.3 (\pm 1.5)	+5.7 (\pm 1.5)	23.2	+0.4	+2.5 (\pm 1.4)	+3.5 (\pm 1.7)	+3.1 (\pm 1.4)	+5.5 (\pm 1.4)
	TMAXs35	0.6	0	0.6	0	+2.1 (\pm 2.1)	+3.5 (\pm 2.5)	+2.6 (\pm 2.3)	+7.3 (\pm 2.1)	0.6	0	+2.3 (\pm 2.6)	+4 (\pm 3.4)	+2.9 (\pm 2.7)	+9.9 (\pm 2.6)
	TMIN	14	+0.6	13.9	+0.8	+2.3 (\pm 1.1)	+3.1 (\pm 1.2)	+2.7 (\pm 1.2)	+4.7 (\pm 1.1)	14.1	+0.7	+2.1 (\pm 1)	+2.9 (\pm 1.1)	+2.5 (\pm 1.1)	+4.4 (\pm 1)
	TMINs0	0	0	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0	0	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)	0 (\pm 0)
	PR	143.6	+6.4	142.4	+3.9	-16.3 (\pm 29.9)	-29 (\pm 39.4)	-28.4 (\pm 35)	-49.4 (\pm 29.9)	132.8	+4.3	-0.6 (\pm 30)	-10.2 (\pm 39.4)	-9.5 (\pm 38.6)	-21.2 (\pm 30)
	PRs1	22.6	+0.1	22.2	-0.3	-4.3 (\pm 3.2)	-5.9 (\pm 4.2)	-5.6 (\pm 3.9)	-8.8 (\pm 3.2)	20.8	-0.1	-1.8 (\pm 2.9)	-2.9 (\pm 4.2)	-2.7 (\pm 4.2)	-4.5 (\pm 2.9)
	HR	76.7	-3.5	76.6	-3.3	-2.4 (\pm 2.7)	-3.7 (\pm 4.1)	-3.3 (\pm 3.9)	-6.6 (\pm 2.7)	76.5	-3.3	-2.3 (\pm 2.7)	-3.6 (\pm 4.2)	-3.1 (\pm 3.9)	-6.6 (\pm 2.7)

4) Conclusion

L'ensemble des régions viticoles de France sont touchées par une élévation des températures entre avril et septembre, période végétative de la vigne. Cette augmentation est marquée depuis la fin des années 80, où une rupture statistique de l'indice de Huglin (indice utilisé pour caractériser le climat en milieu viticole) est observée dans la grande majorité des régions viticoles françaises dont la Bourgogne et la Champagne. Depuis 1988, l'augmentation des températures d'avril à septembre est associée à une diminution des précipitations et du nombre de jours de pluie en moyenne sur l'ensemble des régions viticoles françaises, bien que ce phénomène ne soit pas observé en Bourgogne et la Champagne. Concernant l'humidité relative, celle-ci diminue en moyenne sur les régions viticoles ainsi que dans les deux régions étudiées. Les différents indicateurs climatiques et bioclimatiques présentés dans la partie 3.1 se basent sur des périodes constantes durant l'année. L'avantage est qu'il est relativement facile de calculer l'évolution de ces indicateurs dans le passé mais également d'étudier à l'aide de modèles climatiques leurs projections pour le XXI^{ème} siècle. Or, la phénologie des plantes est considérée comme un très bon indicateur du réchauffement climatique (Menzel et al., 2006) car celle-ci réagit aux variations des températures. Ainsi, ces indicateurs climatiques et bioclimatiques, bien que pertinents dans des conditions climatiques stables, pourraient s'avérer moins performants dans un climat instable avec un réchauffement continu. Effectivement, la période végétative de la vigne ainsi que la période sensible aux maladies sont définies chaque année par les dates d'apparition de différents stades phénologiques. Ces derniers évoluant principalement en fonction du climat, il nous a semblé indispensable de les prendre en compte afin d'étudier l'évolution des conditions climatiques propices ou non au développement des maladies de la vigne.

Plusieurs études ont déjà observé l'impact du changement climatique passé sur la phénologie de la vigne en Bourgogne (Chabin, 2007 ; Cuccia, 2013 ; Jones et al., 2005) et en Champagne (Beltrando & Briche, 2010). Selon ces différentes études, des ruptures dans les stades phénologiques avaient été observées en 1987/88. Les données disponibles supplémentaires sur ces 10 dernières années permettent de mettre en évidence qu'il n'y a pas d'augmentation significative de la précocité des stades phénologiques étudiés sur la période 1988 et 2019 (excepté pour le stade de la véraison en Champagne) bien qu'un réchauffement significatif soit observé sur la période d'avril à septembre. À une échelle de temps plus longue (1965-2019), l'ensemble des stades phénologiques observés (en Bourgogne) tendent à être plus précoces. Cette précocité n'est pas homogène et impacte la durée des périodes interstades. La durée de la période débourrement-floraison (DEB-FLO) ne présente aucune évolution significative sur l'ensemble de la période étudiée tandis que celles des périodes floraison-véraison (FLO-VER) et débourrement-véraison (DEB-VER) diminuent de 13 et 21 jours (tendance linéaire de 1965 à 2019) respectivement. Ceci est principalement dû à l'avancée la plus marquée du stade de la véraison (-31j) suivie par celle de la floraison (-16j) et celle du débourrement (-9j). Ainsi la période DEB-VER, période sensible aux maladies tel que l'oïdium, tend à être plus courte et à se rapprocher du printemps. En Bourgogne, le débourrement qui avait lieu en moyenne le 21 avril (1970-1989) a lieu le 14 avril (2000-2019), pour la floraison, celle-ci est passée du 20 juin au 10 juin et du 1^{er} septembre au 13 août pour la véraison.

Les modèles phénologiques BRIN GFV et SUWE ont été testés sur les deux régions afin d'observer leurs performances dans la simulation des stades du débourrement, de la floraison et de

la véraison ainsi que les durées DEB-FLO, DEB-VER et FLO-VER. Aucun des 3 modèles testés (ainsi que des combinaisons pour les durées interstades) ne se détache. Bien que le modèle SUWE présente globalement de meilleurs RMSE et R2, il est moins performant dans la simulation des tendances d'évolution du stade du débourrement et de la durée interstade FLO-VER. Le modèle BRIN présente des RMSE plus élevées mais s'avère être meilleur que SUWE pour représenter la tendance d'évolution du débourrement à l'échelle régionale. Le modèle GFV quant à lui, est légèrement moins efficace pour représenter la tendance régionale de la floraison mais permet une meilleure représentation de la période FLO-VER.

L'ensemble des modèles phénologiques utilisés simulent une précocité sur tous les stades avec les projections climatiques. Les différences entre les simulations obtenues selon les modèles en confrontation avec les observations se retrouvent dans les simulations futures. Le débourrement est le stade pour lequel les modèles diffèrent le plus. Ainsi, la période sensible DEB-VER pourrait évoluer de façon différente selon la combinaison des modèles phénologiques utilisés. Avec la combinaison BRIN-GFV, elle subirait une légère augmentation aux cours du siècle pour arriver à une durée moyenne sur la période 2081-2100 similaire à celle observée entre 1986 et 2005, avec très peu de différence entre les deux trajectoires RCP4.5 et 8.5. Cependant, dans un tel scénario, la durée DEB-FLO subirait une augmentation (avec un maximum de 16j pour la RCP8.5) compensée par cette même diminution sur la période FLO-VER. Avec le modèle SUWE, la période de sensibilité aurait tendance à diminuer au cours du siècle avec, selon les trajectoires, une diminution de 5 à 10 jours à l'échelle des deux régions viticoles. Là encore, c'est la période DEB-FLO qui subirait la plus forte diminution, cette fois non compensée par la durée FLO-VER (constante en Champagne et augmentant légèrement en Bourgogne).

Les stades phénologiques observés depuis 1965 sont de plus en plus précoces, si bien que la vigne est soumise pendant sa période sensible à des conditions climatiques différentes. Alors que les températures ont tendance à se réchauffer deux fois moins vite entre DEB-VER qu'entre avril et septembre sur la période 1965-2019, depuis 1988, la période DEB-VER se réchauffe à la même vitesse (+1.35°C en moyenne en Bourgogne et en Champagne). En Champagne, ce sont les températures minimales qui se réchauffent le plus (+1.6 contre +1.1°C pour les TMAX) alors qu'en Bourgogne cette tendance est inversée (+1.4°C pour les TMAX et +1.2°C pour les TMIN). Ces nuances sont vraisemblablement un effet de l'échantillonnage spatial et temporel. Ce réchauffement observé de débourrement à véraison est principalement attribué à un réchauffement de la période FLO-VER. Bien qu'une diminution significative du nombre de jours de pluie sur la période DEB-VER soit observée en Bourgogne sur la période 1965-2019, cette tendance n'est pas présente sur la période 1988-2019. Cette période est marquée par une diminution significative de l'humidité relative moyenne dans les deux régions. Les projections des stades phénologiques à l'aide des deux combinaisons de modèles phénologiques ont permis d'étudier l'évolution de ces paramètres durant ces périodes interstades. Globalement, les tendances observées actuellement durant la période sensible (augmentation de la température et baisse de l'humidité relative) s'accroissent au cours du XXI^{ème} siècle et ceci est d'autant plus fort avec la trajectoire RCP8.5 (par rapport à RCP4.5). Les deux combinaisons de modèles permettent de simuler une faible diminution du nombre de jours et du cumul de pluie (plus marquée avec le modèle SUWE) associé à une forte variabilité inter-modèle sur la période DEB-VER, ceci n'étant pas observé sur la période 1988-2019. Un autre indicateur climatique, soit le nombre de jours de forte chaleur (TMAX > 35°C) qui

n'avait pas augmenté jusqu'à présent, pourrait augmenter de 3 à 4 jours en moyenne à la fin du siècle selon la RCP4.5 et de 7 à 14 jours avec la RCP8.5 sur les deux régions viticoles.

L'augmentation des températures et la diminution de l'humidité relative moyenne durant la période sensible de la vigne observée et simulée ne semblent pas dépasser les limites des conditions de développement de l'oïdium de la vigne actuelle (cf. [partie 3.3](#)). Parmi les indicateurs étudiés, l'augmentation du nombre de jours de forte chaleur pourrait avoir des conséquences directes sur le pathogène (Delp, 1954) mais également sur la plante hôte (Webb et al., 2009). Ces projections montrent que les conditions climatiques (température, humidité relative et précipitations) vont évoluer durant la période sensible de la vigne au cours du XXI^{ème} siècle. Celles-ci étant déjà en partie observées à différentes échelles de temps en Bourgogne et en Champagne. Ainsi, la simulation des stades phénologiques permettra de: 1/calculer des indicateurs climatiques durant la période sensible ayant un lien avec le risque oïdium ; 2/simuler via un modèle de contamination primaire (Caffi et al., 2011a) intégrant la période sensible le risque oïdium (Chapitre 4). Dans le Chapitre 4, les stades phénologiques seront simulés uniquement avec les modèles BRIN et GFV. Ce choix est porté à la fois sur la performance supérieure du modèle BRIN à simuler la tendance d'évolution du débourrement à l'échelle régionale mais également dû au problème de paramétrisation de l'équation de cumul d'unité de chaleur utilisée par le modèle SUWE (cf. [partie 3.4](#)). Le fait que le modèle SUWE n'ait été publié qu'en 2020, soit bien après le début de ces travaux, a également eu une influence sur ce choix.

Chapitre 3

Humectation foliaire, nécessité dans la projection du risque

La présence d'eau libre, également appelée "humectation foliaire" (LWD pour *Leaf Wetness Duration*), sur les organes végétaux est la résultante d'une combinaison complexe de nombreux facteurs météorologiques, physiques et biologiques (Beysens et al., 1991 ; Garratt & Segal, 1988). Ce phénomène d'humectation foliaire intervient dans le développement de la plante (Stone, 1963) mais joue également un rôle important dans l'épidémiologie des maladies des plantes (Huber & Gillespie, 1992 ; Rappilly, 1983) et principalement des champignons phytopathogènes (Rappilly, 1983 ; Rowlandson et al., 2015 ; Wallin, 1967). Cette variable agroclimatique correspond au nombre d'heures dans la journée pendant lesquelles on considère la présence d'eau libre à la surface du feuillage.

L'absence de norme standardisée de mesure de la LWD et la diversité des capteurs utilisés en font une variable, dans la majorité des cas, simulée à l'aide de variables climatiques dont la mesure est plus fréquente et standardisée. Nous faisons le constat que dans la très grande majorité des cas, la simulation de la LWD ne se base pas sur l'utilisation de données au pas de temps quotidien mais sur une échelle horaire. D'après Bregaglio et al. (2011), parmi l'ensemble de modèles développés, très peu ont testé la sensibilité à des données d'entrée à différents pas de temps (horaire et quotidien) dans le but d'appliquer ces modèles à échelle large (*i.e.* mesures de données quotidiennes plus importantes).

Or, le besoin d'une résolution horaire pose des problèmes : 1\ elle est peu disponible dans des données historiques, voire absente dans certaines régions ; 2\ les données climatiques projetées pour le XXI^{ème} siècle désagrégées spatialement sont produites au pas quotidien la plupart du temps.

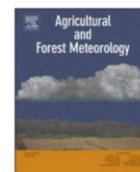
Ainsi, dans le but d'utiliser le modèle mécaniste de Caffi et al. (2011) permettant de simuler les contaminations primaires d'*Erysiphe necator* à partir de données climatiques quotidiennes (*cf.* Chapitre 4), nous avons élaboré une méthode permettant d'utiliser des données météorologiques facilement accessibles (température et humidité) au pas de temps quotidien pour simuler la durée d'humectation foliaire.

Le principe de notre modèle est simple. Il consiste à reconstituer des données de températures horaires à partir de températures minimales et maximales quotidiennes afin, dans une deuxième étape, d'estimer l'humidité relative horaire en s'appuyant sur des données quotidiennes d'humidité relative. Ensuite, ces données horaires reconstruites sont utilisées dans un modèle à seuil d'humidité relative pour simuler la LWD (Sentelhas et al., 2008).

L'objectif de cet article est : 1/ de présenter un modèle permettant de calculer la LWD à partir de données quotidiennes de températures (minimale et maximale) et d'humidité relative, 2\ d'optimiser ce modèle via une méthode statistique de *bootstrap* à partir de données climatiques mesurées en milieu viticole dans la région d'étude et 3\ de tester les performances de ce modèle (en fonction de la résolution temporelle des données d'entrées) sur la simulation de la LWD ainsi que son impact dans l'utilisation d'une équation simulant le taux de décharge des ascospores émises par *Erysiphe necator*, issue du modèle de Caffi et al. (2011).

Des mesures de l'humectation foliaire, faites entre 2014 et 2019 dans différentes parcelles du vignoble de Côte d'Or, ont permis d'optimiser l'estimation de la LWD avec une valeur de 85% pour seuil optimal de l'humidité relative horaire. L'utilisation des méthodes de reconstruction des températures et de l'humidité relative horaires pour estimer la LWD permet ainsi de calculer un taux de décharge des ascospores à partir de données quotidiennes avec de bonnes performances. L'utilisation du modèle tend légèrement à sous-estimer ce paramètre mais présente tout de même une efficacité de 0.88 contre 0.92 avec l'utilisation de données horaires.

Ce modèle de LWD sera utilisé par la suite (Chapitre 4) pour simuler le cycle de contaminations primaires d'*Erysiphe necator* (Caffi et al., 2011) avec les données quotidiennes de SAFRAN et des CMIP5 désagrégées à l'échelle des régions viticoles.



Optimization of a leaf wetness duration model

S. Zito^{a,*}, T. Castel^a, Y. Richard^a, M. Rega^a, B. Bois^{a,b}

^a Centre de Recherches de Climatologie, UMR 6282 Biogéosciences, CNRS/Univ Bourgogne Franche-Comté, France

^b Institut Universitaire de la Vigne et du Vin, Université Bourgogne Franche Comté, rue Claude Ladrey, 21000 Dijon, France

Abstract

Characterization of LWD (Leaf Wetness Duration) is essential when simulating the spread of phytopathogenic fungi. No standard for leaf wetness measurement exists and a wide range of sensors and models are currently available for estimating LWD. While the vast majority of models use hourly climate data (temperature, relative humidity, etc) this time step is not widely available in historical records. It is also seldom available in spatially disaggregated projected (21st century) climatic data. Our study aims to develop a new method for using temperature and humidity on a daily time step to simulate leaf wetness duration. The principle behind our model consists in reconstructing hourly temperature and relative humidity based on optimized equations with the bootstrap statistical method for the studied area. Then hourly simulated data are used to estimate the daily duration of leaf wetness. The sensitivity of this process to daily and hourly temperature and relative humidity is assessed. The impact of this model on simulations of potential infections of grapevine (*Vitis vinifera* L.) by powdery mildew, using a key equation within a mechanistic model that simulates the pathogen's (*Erysiphe necator*) primary contaminations was evaluated. Results show that the error in simulating LWD and its impact on the potential intensity of the primary contamination of powdery mildew with daily climate data is low. This study has enabled us to set up an optimized modelling chain, which could be readily reproduced in different regions provided existing observational datasets enable suitable parameterization.

Keywords : Disease potential infection, Daily values, Empirical model

*Corresponding author : sebastien.zito@u-bourgogne.fr

<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108087>

Received 29 November 2019; Received in revised form 18 May 2020; Accepted 15 June 2020
0168-1923/ ©2020 Elsevier B.V. All rights reserved

1. Introduction

The LWD (Leaf Wetness Duration) is an agroclimatic variable corresponding to the number of hours in the day for which free water is present on the surface of foliage. The main problem is that there is to date no standard for measuring leaf wetness. However, there is a wide range of sensors employing various principles (mechanical, electrical, radiometric, etc.) for calculating leaf wetness. This diversity among sensors in terms of their physical properties, calibration, and maintenance as well as their positioning (height, inclination, and direction) make cross-comparisons among studies difficult (Rowlandson et al., 2015).

Many studies focus on estimating leaf wetness duration by modelling climatic variables for which measurement is more frequent and is standardized. Huber and Gillespie (1992) and (Rowlandson et al., 2015) itemize the many approaches tested for modelling leaf wetness that are taken up by various authors.

The existing models fall mostly into two main categories: empirical models and physical models. Empirical models look for a statistical connection between meteorological variables measured by weather stations and leaf wetness. These include simple models based on relative humidity exceeding thresholds (Sentelhas et al., 2008; Zhao et al., 2011), dewpoint (Mashonjowa et al., 2013; Sentelhas et al., 2008), classification and regression (CART; Kim et al., 2002), and also artificial neural networks (Wang et al., 2019). Physical models are designed to take account of the energy balance that includes water condensation and evaporation. Published work on the subject includes papers from Anderson et al. (2000); Bass et al. (1991); Magarey et al. (2006); Pedro and Gillespie (1981); Sentelhas et al. (2006); Scherm and van Bruggen (1993). Physical models have the drawback of requiring a large number of variables, some of which cannot readily be measured and/or inferred.

Bregaglio et al. (2011) raise a key point: none of the models test the sensitivity of input data to different time steps (hourly and daily) for the purpose of applying those models on a large scale (i.e. greater daily data measurements). This means that the daily LWD is often estimated from empirical or physical models using hourly data. Such a time resolution raises various problems. First, it is seldom available in historical data and many records made at manual stations (i.e. stations where records are/have been made by visual observation of sensors) are limited to daily time steps. Second, spatially disaggregated climatic data projected for the twenty-first century (disaggregation is a necessary stage for impact studies) are mostly produced with a daily time step. The availability of data simulated for the twenty-first century with an hourly time step is both limited and limiting. The simulation of climatic data on a sub-daily scale is the subject of abundant literature, especially where precipitation is concerned (e.g. Allard and Bourotte, 2015 or Kossieris et al., 2018). In their study, Bregaglio et al. (2011) compare six leaf wetness duration models with hourly input data reconstructed from a climate generator and from observed hourly data. They also evaluate model sensitivity by simulating the development of infection by three fungal disease agents. They have shown slight variations in the performance of LWD models when evaluated as coupled with disease models equations. Besides, the magnitude of errors differs for each step of the modeling chain according the LWD model and pathogen considered, which makes it useful to study uncertainties and errors in each step of the modelling chain.

We propose here an original method for using readily available meteorological data (temperature and humidity) on a daily time step to simulate leaf wetness duration. The hypothesis is that, while

hourly data are not always available, they can be realistically estimated in order to feed a leaf wetness model on an hourly basis. The principle behind consists in reconstructing hourly temperature data based on minimum and maximum daily temperatures in order to then estimate hourly relative humidity based on daily relative humidity data. These hourly relative humidity data are used for applying a model with a relative humidity threshold (Sentelhas et al., 2008). This model is first calibrated for the study zone using measured hourly data. The meteorological data used in this study are from weather stations in the vineyard of Côte d’Or in Burgundy (France). In order to illustrate the error propagation of the LWD estimates, one of the equations from the mechanistic model of Caffi et al. (2011) simulating primary contamination by a parasitic ascomycete fungus (*Erysiphe necator*) which causes grapevine powdery mildew is used. The equation selected calculates, based on leaf wetness duration and daily temperature, a relative quantity of ascospores ejected by the asci contained in the chasmothecia, which are the forms in which the pathogenic fungus overwinters. Powdery mildew is among the diseases that cause the greatest damage to vineyards and require the most intensive plant care (most treatments; Pujol, 2017; Simonovici, 2019) in Burgundy and worldwide (Bois et al., 2017).

2. Material and methods

2.1 Measurement data

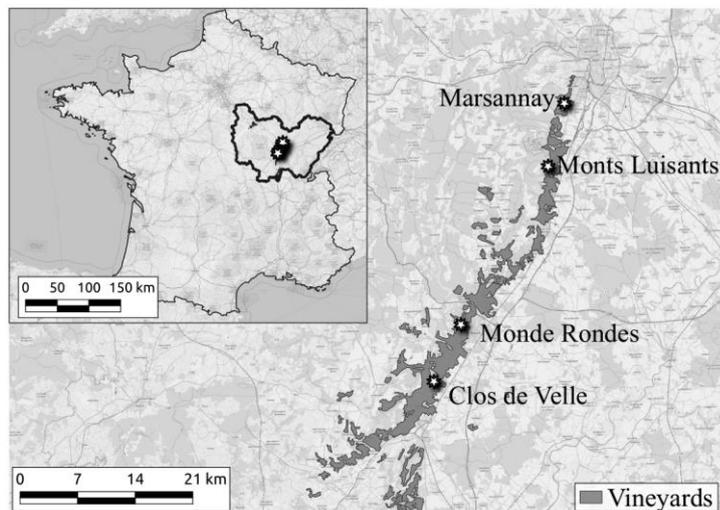


Figure 1 : Map of measurement sites for hourly climatic and leaf wetness duration data used in this study.

All the meteorological data used in this study are from weather stations in the Burgundy vineyard (France ; figure 1). Data were measured on four plots spaced over a distance of 40 km between Marsannay-la-Côte and Meursault (figure 1). Table 1 shows the characteristics of measurement site, each composed of one leaf wetness sensor of Hobo ® S-LWA-M003 (Onset corp.®) device. They were set up at about 40 cm above the ground in the vegetation. Where possible (depending on the direction of the rows of vines), the sensors were inclined at 35–45° and faced north. These measurement conditions were used as best representing the angle of inclination of the leaves; by facing north, the sensors would not dry out more quickly than any foliage not exposed to direct sunlight. Air temperature and relative humidity (Hobo ® MX 230, Onset corp.®) were measured 2 m above the ground under shelter (RS3-B, Onset corp.®) within 10 m or so of the leaf wetness sensors. Topographic and directional characteristics varied slightly among sites, which may have

influenced the leaf wetness measurements. However, this meant the diversity within the vineyard could be taken into account.

<i>Site</i>	<i>Lon E</i>	<i>Lat N</i>	<i>Altitude</i>	<i>Slope</i>	<i>Orientation</i>	<i>Available years</i>	<i>Nb of days with measurements</i>
Marsannay	4°59'19.6"	47°16'28.4"	276	0%	/	2014-2015	244
Monts Luisants	4°57'39.4"	47°12'20.5"	313	20%	East	2018	90
Monde Rondes	4°48'48.5"	47°02'2.4"	342	7%	South	2018-2019	176
Clos de Velle	4°46'9.4"	46°58'18.2"	232	0%	/	2018-2019	220

Table 1: Study sites with topographic characteristics and measurement periods (April–July only).

The meteorological data used for modelling leaf wetness were selected over the April–July period. As this parameter was used primarily for modelling cryptogamic diseases, this annual 122-day period corresponded to the optimum development of such pathogens in Burgundy. Days when the sensors were not operational were omitted (table 1) leaving a total of 730 days that could be used to validate the model. Leaf wetness was measured hourly as a percentage of water on the sensor surface.

2.2 Leaf wetness duration model

The model developed is used to simulate LWD from daily temperature and relative humidity measurements. It comprised three stages. The first stage (figure 2, stage 1) was to reconstruct the daily temperature cycle from the sine-exponential model: equation (1) developed by Wann et al. (1985).

(1) **A.** when: $t_n \leq t \leq t_s$

$$T(t) = T_n + (T_x - T_n) \sin \left[\frac{\pi(t - t_x - \beta)}{l + 2(\alpha - \beta)} \right]$$

B. when: $t_s < t < t_n'$

$$T(t) = T_n' + [T(t_s) - T_n'] \exp \left[-\frac{\gamma(t - t_s)}{24 - l + \beta} \right]$$

The first part of equation 1 (A) is used to calculate the temperature between the moment temperature is minimal (t_n , hours) and sunset (t_s , hours). This equation depends on the minimum temperature (T_n , °C), maximum temperature (T_x , °C), the time when maximum temperature is reached (t_x), the length of daylight (l , hours), the difference between noon and t_x (α) and the difference between t_n and sunrise (β).

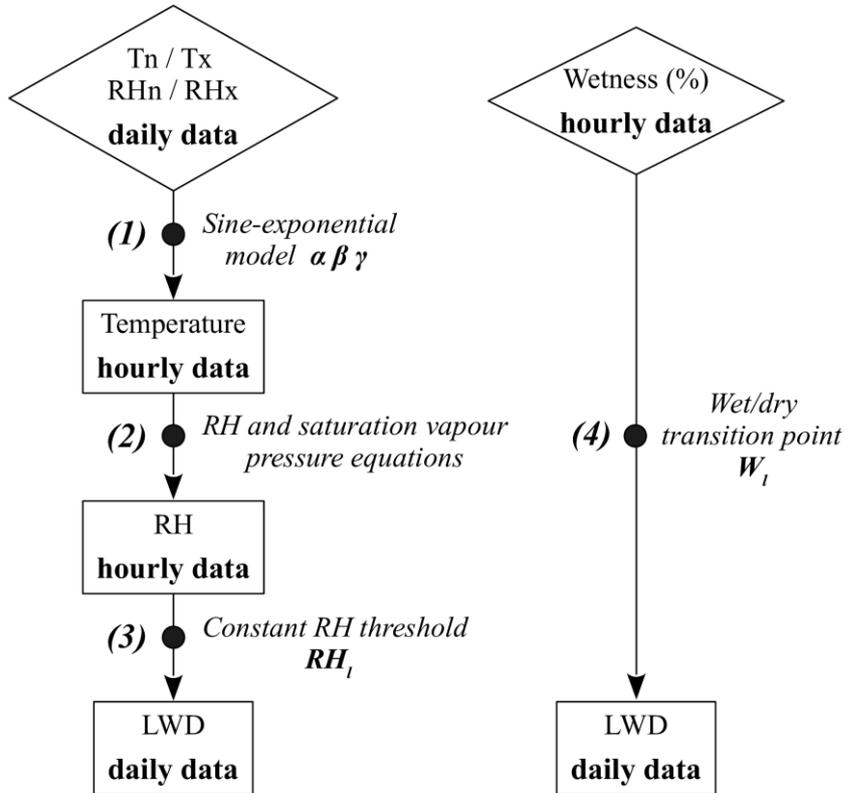


Figure 2 : Flowchart of the steps for calculating leaf wetness duration (LWD) from daily and hourly data. RHn and RHx = minimum and maximum relative humidity ; Tn and Tx= minimum and maximum temperature ; LWD = leaf wetness daily duration. Other symbols and acronyms are parameters (see text for details).

The second part of equation 1 (B) is used to calculate the temperature between sunset (t_s) and the time when temperature is minimum on the following day (t_n'). This equation depends on the minimum temperature the following day (T_n') the temperature at t_s ($T(t_s)$), a parameter representing the rate of fall in temperature between t_s and t_n' (γ), on t_n' , on l and β .

Sunrise and sunset times are calculated from the “suncalc” R function (R “RAtmosphere” package; Biavati, 2014) developed from Teets (2003). Minimum and maximum temperatures and relative humidity values are calculated from WMO recommendations (World Meteorological Organization). Maximum temperature and minimum relative humidity of day d are calculated between 06.00 and 06.00 of day d+1, whereas minimum temperature and maximum relative humidity between 18.00 on day d-1 and 18.00 on day d (UTC ; OMM, 2018). Mean daily temperature is the sum of the minimum and maximum temperatures divided by two.

The second stage (figure 2, stage 2) is used to simulate relative humidity data based on temperature data reconstructed at the hourly time step in the previous stage. The equations used in this phase are based on the definition of relative humidity in Allen et al. (1998).

$$(2) RH = 100 \frac{e_a}{e^{\circ}(T)}$$

$$(3) e^{\circ}(T) = 0.6108 \exp \left[\frac{17.27 \times T}{T + 237.3} \right]$$

$$(4) \text{ A. } RH_d = 100 \frac{e_{ad}}{e^{\circ}(T)_d}$$

$$\text{ B. } RH_h = 100 \frac{e_{ah}}{e^{\circ}(T)_h}$$

From equation 2, relative humidity (RH, %) is the ratio between the partial pressure of water vapour in air (e_a , kPa) and the vapour pressure of water (e° , kPa). The latter varies with temperature (T , in °C ; equation 3). Equation 4 follows directly from equation 2, where d and h stand for means of daily and hourly time steps respectively.

In calculating RH_h , it is assumed that the partial pressure of water vapour in air is constant all day long, such that $e_{ah} = e_{ad}$.

This assumption means equation 5 can be deduced from equation 4 (B), giving the hourly humidity from the daily humidity, and from daily and hourly temperatures.

$$(5) \quad RH_h = 100 \frac{RH_d \times e^\circ(T)_d}{e^\circ(T)_h}$$

The final stage in calculating leaf wetness duration (LWD) is to use the threshold model (constant RH threshold) of Sentelhas et al. (2008). This model simulates LWD from hourly relative humidity data using the equation:

$$(6) \quad LWD = \sum_{h=1}^{24} RH_h \geq RH_l$$

where LWD is the number of hours (h) in the day when relative humidity is greater than or equal to the set threshold (RH_l).

This empirical connection observed by Sentelhas et al. (2008) reveals that, depending on the region under study, the threshold value may vary (from 83 to 92%).

2.3 Leaf wetness measurement

The leaf wetness sensors used in this study provided an hourly coverage (in percentage of the whole sensor surface area) of the sensor by free water (i.e. leaf wetness). However, sensors measured a background value when outside. The humidity in the air meant that sensors could not measure zero values when the sensor was dry. The value of the wet/moist transition point measured by the sensors (that is, the percentage of sensor's wetness area above which the leaves are considered to be wet) was not provided by the manufacturer and had to be established from the conditions of use. The manufacturer recommended determining this leaf wetness area threshold (as a percentage; W_l , figure 2, stage 4), corresponding to the dry/moist transition point by comparing the sensor measurements with what could be directly observed on leaves in the study area. As this calibration could not be made in our study, we opted to determine W_l by optimizing the threshold relative humidity model (Sentelhas et al., 2008) for calculating LWD.

2.4 Optimization

The calculations were made in two stages:

(1) determination of the parameters of equation (1) for simulating hourly temperature α , β and γ . For these parameters we used the values minimizing the RMSE (Root Mean Square Error) of hourly temperature simulated by comparison with the observed data;

(2) determination thresholds RH_l and W_l for minimizing the RMSE of leaf wetness duration (LWD) estimated from hourly data of relative humidity compared with the value calculated using W_l .

As these five parameters (RH_l, W_l, α, β and γ) were not fixed, each varied over a range of values (tables 2 and 3). The bootstrap method (Efron and Tibshirani, 1994) was applied to determine the value of each parameter minimizing the RMSE (of Th and LWD simulations compared with measured values). This method consisted in resampling data to evaluate the accuracy of a statistic calculated from the full data set. It made it possible to determine the value to be used and the confidence interval for each parameter. The bootstrap method (R “boot” package; Davison and Hinkley, 1997; Cauty & Ripley, 2019) used for calculating this confidence interval was based on 1000-draw resampling. For each draw, the full range of parameters was tested and the parameters providing the lowest RMSE selected. The confidence interval for the selected value was determined using the percentiles method (5 and 95%; DiCiccio and Efron, 1996).

2.5 *Erysiphe necator* ascospore discharge rate equation

Leaf wetness duration was included in the mechanistic model developed by Caffi et al. (2011) simulating primary contamination by *Erysiphe necator* which causes powdery mildew. This model is used to simulate different stages of the pathogen’s development cycle by using daily temperature, relative humidity, precipitation, and LWD data. These different stages are described by equations established on the basis of laboratory and field observation data.

In the model, leaf wetness duration was involved in the ascospores discharge stage. This stage was for calculating the proportion of pathogen spores liable to cause infection (if the ensuing conditions were conducive). It was therefore one of the essential stages of the model directly impacting the intensity of infection. It was captured by the equation:

$$(7) \quad ADR = 1 - 0.969 \exp(-0.0004T^2LWD)$$

This equation was established from observations by Gadoury and Pearson (1990), in which the ascospores discharge rate ADR (unitless) of mature asci from the chasmothecia (the pathogen’s reproductive organs) depends on the mean daily temperature (T , °C) and the LWD (hours).

This discharge rate (ADR) varies between 0 and 1. ADR variations with temperature and leaf wetness are shown in figure 3. LWD variations mostly impact ADR at between 5 and 20 °C (figure 3).

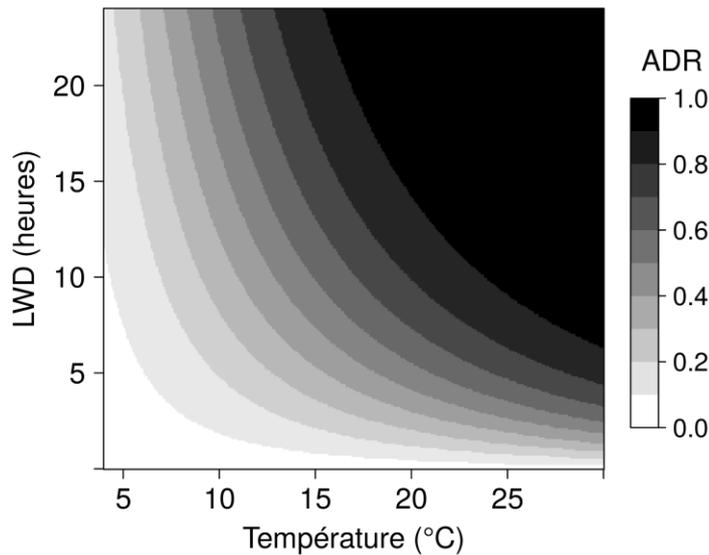


Figure 3 : Changes in ascospore discharge rate (ADR; after Caffi et al., 2011) with mean daily temperature and leaf wetness duration (LWD).

The daily ADR for the period April to July was calculated on the basis of leaf wetness measurements and then compared with the calculated ADR using the hourly and daily LWD model.

3. Results

3.1 Hourly temperatures and relative humidity values based on daily temperatures and relative humidity values

Parameters α , β and γ were defined by applying the bootstrap method to the dataset after minimizing the RMSE (figure 1, stage 1). Table 2 sets out the results.

The time difference between noon and the maximum temperature (α) used in our study is 2.75 h, i.e. 2 hours and 45 minutes. The confidence interval obtained by bootstrapping is relatively narrow: between -0.05 and +0.1 h, i.e. 3 and 6 minutes respectively. The value used for the rate of temperature fall between sunset and the time of the next day's minimum temperature (γ) is 2.75. This parameter also has a narrow confidence interval (0.05 h, i.e. the step of the variation range tested for this parameter). For the time between the moment minimum temperature is reached and sunrise (β), the value used is 1.4 h, i.e. 1 hour 24 min. For this parameter, the confidence interval is broader, between -0.15 and +0.1 h, i.e. 9 and 6 minutes respectively.

Once the parameters of the sine-exponential model were set, the simulated daily temperature was used to simulate the hourly relative humidity by using the daily relative humidity (figure 2, stage 2).

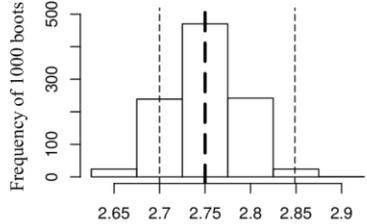
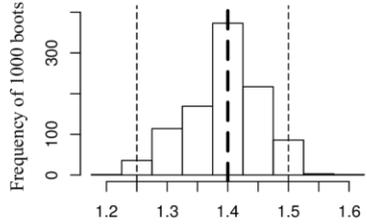
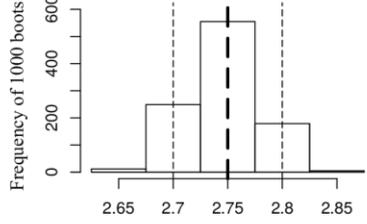
<i>Parameters</i>	<i>Variation range</i>	<i>Selected value</i>	<i>Confidence interval</i>	<i>Histogram</i>
α	1 – 3 (0.05)	2.75 (h)	2.7-2.85	
β	1 – 3 (0.05)	1.4 (h)	1.25-1.5	
γ	0 – 4 (0.05)	2.75	2.7-2.8	

Table 2: Sine-exponential model parameters for simulating hourly temperature from daily maxima and minima estimated by the bootstrap method (BS). The table shows: the variation range tested for optimization, the selected value, the confidence interval defined by the 5th and 95th percentiles and a histogram of the frequency of values producing the lowest RMSE for the 1000 bootstraps. The thick dashed line depicts the mean (selected value) and the thin dashed lines mark out the confidence interval.

Figure 4 shows the simulated daily cycles of hourly temperature and relative humidity compared with those observed for the full data set (730 days). Figure 4A indicates that the sine-exponential model with the selected α , β and γ parameters overestimates the maximum temperature at 14.00 h by +0.78 °C. The minimum temperature is overestimated slightly less by +0.15 °C at 04.00 h. With a mean error of +0.25 °C, the simulated hourly temperature is higher than the observed temperature over most hours of the day except between 22.00 and 02.00 h and between 05.00 and 07.00 h.

Being inversely proportional to temperature, the differences observed for simulated temperatures are partly passed on to the simulated daily cycle of relative humidity (figure 4, B). Between 08.00 h and 20.00 h, simulated relative humidity is lower than the observed value (higher temperature). Because simulated hourly temperatures are higher on average than observed temperatures, we might expect to find that simulated relative humidity is lower than observed relative humidity. However, the mean error between simulated and observed relative humidity is +1.35%. This difference is largely due to the marked overestimation of simulated relative humidity between 22.00 h and 07.00 h, which is on average over this time span +5.7% higher than observed relative humidity.

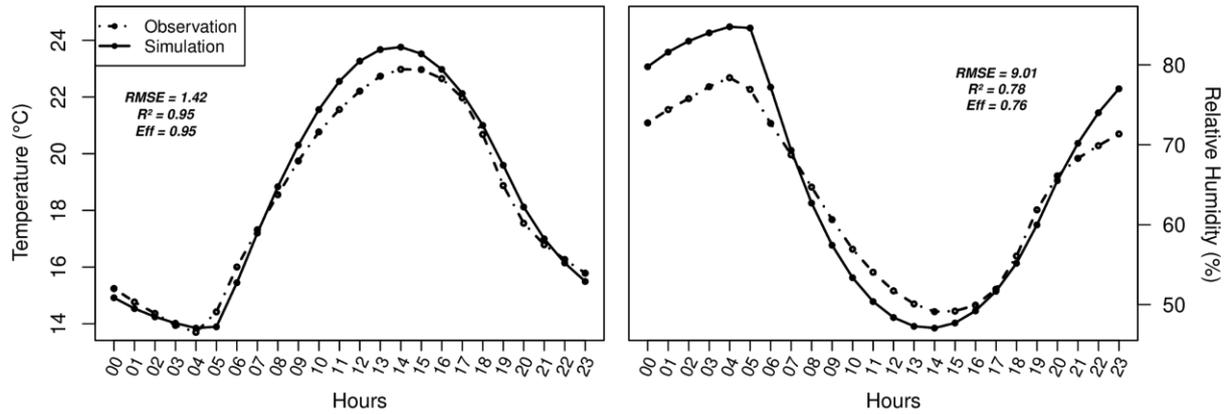


Figure 4: Mean daily cycle of (A) temperature and (B) relative humidity on the 730 days of measurements on all sites. UTC time.

3.2 Hourly relative humidity and leaf wetness

The bootstrap method was used to determine the threshold values (W_l , RH_l) for which the RMSE of LWD calculation was lowest for all the stations (stages 3 and 4, figure 2). Table 3 sets out these results. The values selected for RH_l and W_l are 85% and 11% respectively. This means that the number of hours during which relative humidity is greater than or equal to 85% makes it possible to simulate LWD with the greatest accuracy, by considering the leaf is wet when the wetness level indicated by the sensor reaches 11% (value producing the lowest RMSE).

The histograms in table 2 show the distribution of RH_l and W_l values producing the lowest RMSE for each of the 1000 draws. The confidence interval determined by the 5th and 95th percentiles, is between 82 and 86% for relative humidity and 9 and 13% for leaf wetness.

Parameters	Variation range	Selected value	Confidence interval	Histogram
RH_l	75 – 90 (1)	85 %	82-86	
W_l	7 – 13 (1)	11 %	9-13	

Table 3 : RH_l (relative humidity threshold) and W_l (sensor wetness percentage threshold) parameters for calculating leaf wetness duration (LWD), defined by the bootstrap method (BS). The table shows the range of variation tested for optimization, the selected value, the confidence interval defined by the 5th and 95th percentiles, a bar chart showing the frequency of values producing the lowest RMSE for all 1000 bootstrap simulations. The thick dashed line indicates the mean (selected value) and the thin dashed lines mark out the confidence interval.

In what follows, LWD calculated from the leaf wetness sensor ($W_l \geq 11\%$) shall be noted LWD_w and the LWD simulated from hourly relative humidity data ($RH_l \geq 85\%$) LWD_{RHh} .

Figure 5 shows the scatterplot comparing LWD_w with LWD_{RHh} for each year and each measurement station. By these combinations, LWD is simulated with an RMSE of between 2.48 and 3.7 hours. The rather limited dataset precludes identifying the effect of the year or the zone on the simulation error. However, tendencies to overestimation can be noticed for the year 2018 for the “Clos de Velle” and “Mondes Rondes” stations (mean error -bias- of +0.8 h and +0.5 h respectively) and an underestimation for the other zones and periods (mean error between -0.4 h and -1.6 h). In the dataset, LWD_{RHh} is underestimated by 0.65 h (mean error) with respect to LWD_w . The determination coefficient varies between 0.65 and 0.92 and efficiency between 0.59 and 0.87.

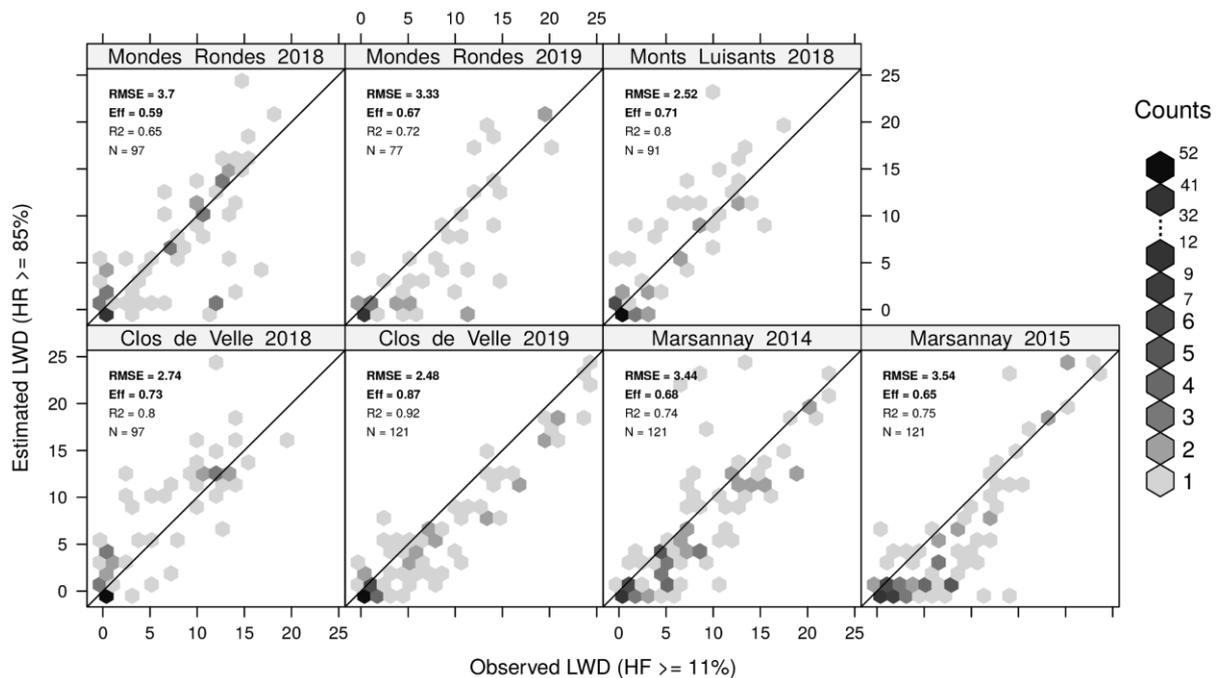


Figure 5: Correlation between leaf wetness duration (hours) simulated from hourly data (LWD_{RHh}) and calculated from the sensor readings (LWD_w) for each study zone and year. The scatterplot is shown as hexagons (a so-called ‘hexagonal bin plot’) representing a number of observation points (key) that would be superimposed on a classical scatterplot. The RMSE, modelling efficiency (Eff) proposed by Nash and Sutcliffe (1970), the determination coefficient (R^2), and the number of days used (N) are calculated for each combination.

Because the value of RH_l is fixed (85%), it is possible to simulate LWD_{RHh} but also LWD from daily data for temperature and minimum and maximum relative humidity (stages 1–3, figure 2) noted LWD_{RHd} in what follows.

Figure 6 can be used to compare the distribution of LWD for the whole dataset in accordance with the method by which it is computed. Values of LWD_{RHh} between 05.00 and 24.00 hours are underestimated relative to LWD_w . Only days when LWD is zero are overestimated (+6.5%) by using hourly data. This means that the relative humidity threshold model applied to hourly data will tend to underestimate LWD most of the time, except for days on which no hour-long period of wetness is observed. For the entire dataset, the RMSE calculated between LWD_w and LWD_{RHh} is 3.14 hours and the absolute mean error is 1.8 hours.

By using daily data (LWD_{RHd}), LWD is also underestimated by 0.40 hours on average (mean error). However, the distribution of values of LWD_{RHd} differs from values of LWD_{RHh} (figure 6). A surge in the number of days on which LWD is between 6 and 10 hours is observed with LWD_{RHd} . This is attributed to the high relative humidity values simulated by the model between 23.00 and 05.00 (figure 4B). The number of days without LWD is underestimated using daily temperature and relative humidity for estimating LWD (-6.1%). The model simulating LWD_{RHd} also underestimates all the days on which LWD is between 11 and 24 hours. For the entire dataset, the RMSE calculated between LWD_w and LWD_{RHd} is 4.11 hours and the absolute mean error 2.7 hours.

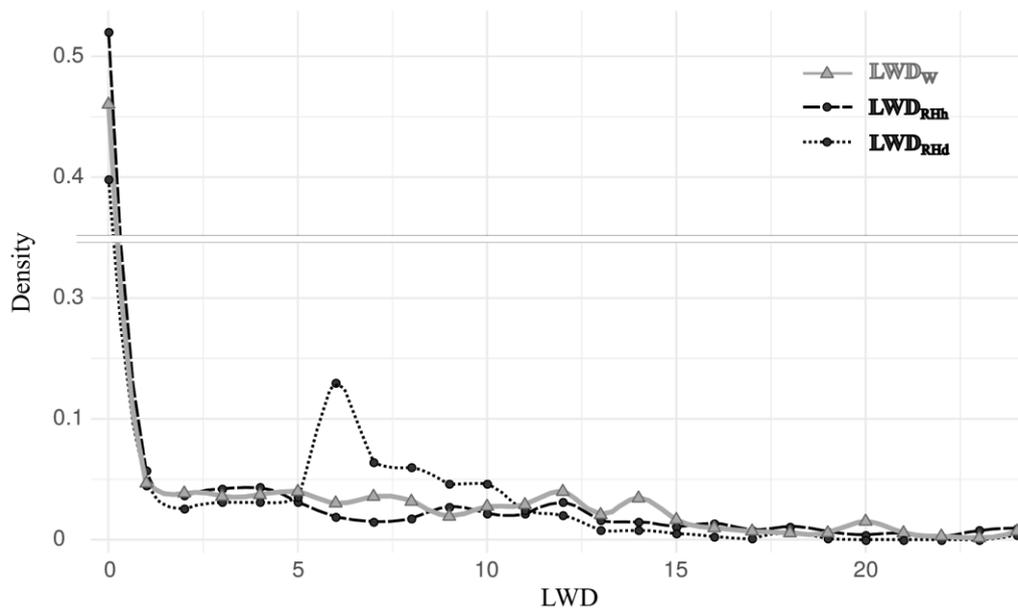


Figure 6 : Distribution of leaf wetness duration calculated from the sensor (LWD_w), simulated from hourly relative humidity (LWD_{RHh}) and from daily temperature and relative humidity data (LWD_{RHd}).

3.3 Impact on powdery mildew infection potential

The ascospore discharge rate (ADR) is calculated for each day in the database using LWD_{RHd} and LWD_{RHh} . These are then compared with the ADR calculated with LWD_w (figure 7). The daily temperatures observed are used for calculating ADR with the three types of LWD . This makes it possible to illustrate the impact of the leaf wetness model (hourly or daily) on the powdery mildew potential contamination.

Figure 7 indicates that ADR is underestimated on average whichever hourly or daily data are used for simulating LWD . This is consistent with the simulations of LWD which were also underestimated (whatever the hourly or daily time step) relative to wetness measurements. The smaller error observed when simulating LWD_{RHh} (RMSE : 3,14 h) than LWD_{RHd} (RMSE : 4,11h) has a knock-on effect on the calculation of the ADR, which has a mean error of -0.6 % (RME: 8.6%) and -2% (RMSE: 10.2%) respectively. This means that, in using the leaf wetness model with a daily time step, there will be primarily a tendency to underestimate the potential for powdery mildew infection because the ADR will also be underestimated.

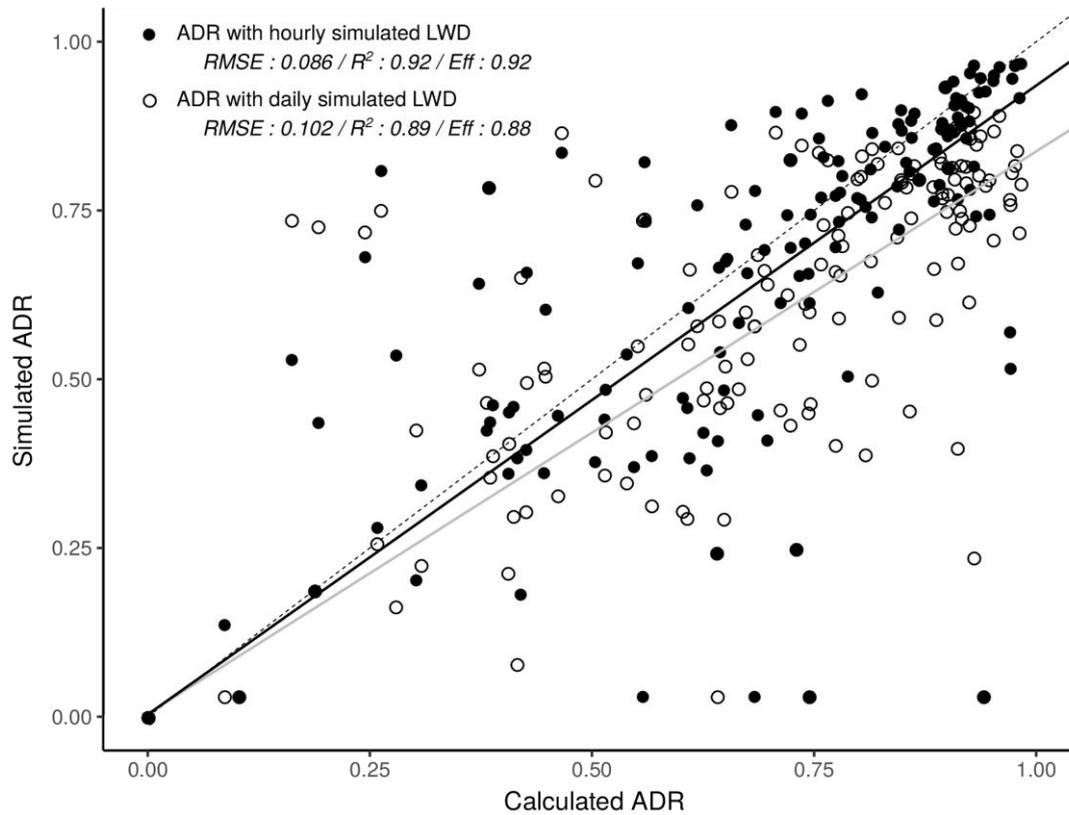


Figure 7: Scatterplot of powdery mildew ascospore discharge rate (ADR) calculated (x-axis) and simulated (y-axis). The simulated ADR breaks down as (1) ADR simulated from hourly relative humidity (LWD_{RHh} ; black dots) (2) ADR simulated from daily temperature and humidity data LWD_{RHd} ; white dots). The calculated ADR is obtained from the wetness sensor (LWD_w).

4. Discussion

The various parameters of the sine-exponential model and the threshold values of relative humidity and wetness for simulating LWD were determined and associated with a confidence interval using the resampling (bootstrap) statistical method. This method makes it possible to use the whole dataset and can be applied to quite limited datasets, unlike cross-validation methods in which part of the database is divided into a learning set and a test set (Harrell, 2015). This approach was not developed in the present study because the dataset was not large enough to evaluate the model. Our purpose was primarily to present the simple method designed to validate and optimize a model for a study area and not to come up with a generic model directly applicable to any study zone. That would not have been helpful inasmuch as the LWD measurements do not obey a standard method for inter-site comparison.

The calibration of the sine-exponential model developed by (Wann et al., 1985) has made it possible to satisfactorily (i.e. with a good level of accuracy) reproduce the hourly temperatures for the Burgundy vineyard. Surface temperature variations are the complex resultant among the various processes of energy exchange involving daytime warming by solar radiation and nighttime cooling (Oke, 2002 cited by Wann et al., 1985). The sine-exponential model has the advantage of using the times of sunrise and sunset calculated from readily accessible astronomical parameters. This model was chosen because it is simple to implement (few parameters), robust (standard variables), and reproducible (classically measured variables). From the bootstrap results,

parameters α and γ are relatively stable for the entire dataset. Only parameter β , corresponding to the time between the minimum temperature being reached and sunrise, varies slightly more across the years and the study zones. This type of empirical model presents the advantage of being comparatively easy to calibrate for a given study zone whenever hourly temperature data are available. Once calibrated for the zone of interest, the model can then be used with daily minimum and maximum temperature data to simulate the hourly daytime cycle.

The next stage (figure 2, stage 2) makes it possible to use the simulated hourly temperatures to reconstruct hourly relative humidity based on the equation for it by considering that the partial pressure of water vapour in air is constant throughout the day. This equation has not been optimized and, we argue, it is preferable to maintain the physical meaning of the equation so that temperature can be related to humidity rather than modifying the equation. This equation can be used to simulate hourly relative humidity with a mean error of +1.3% (RMSE: 9.0%) compared with observations. In the Burgundy vineyard, this slight overestimation of relative humidity does not engender a notable overestimation of LWD which, on the contrary, is slightly underestimated compared with observations.

The final computation stage (figure 2, stages 3 and 4) for simulating from hourly relative humidity data was validated and optimized using in situ data measurements. Sentelhas et al. (2008) report that the wetness threshold value for which an hour of leaf wetness is counted is sensitive and varies with the study zone. This model has the great advantage of being simple and once calibrated for the study zone it can be used to simulate LWD just from hourly relative humidity data. We did not contemplate including precipitation or wind when simulating LWD because it is complex to simulate those variables for hourly time steps using daily data (i.e. Allard & Bourotte, 2015). However, locally-optimized relative humidity formulae allowed to reach similar performance than models such as the CART method proposed by Kim et al (2002) using wind speed as an additional input (Bassimba et al., 2017). Finally, the sine-exponential model for simulating hourly temperatures could have been optimized by minimizing RMSE for calculating the final LWD rather than for the reconstructed hourly temperature. However, it might be injudicious to use the method because it would entail excessive learning, involving the simulation of an optimized daytime cycle for calculating LWD that might depart from a realistic cycle.

Comparison between LWD_{RHh} and LWD_{RHd} shows that the model using daily data can produce good simulations with an absolute error of one hour more, i.e. 4%. This deviation has a knock-on effect on the simulation of ADR, but no amplifying effect. Even if the ADR simulated from LWD_{RHh} exhibits a smaller error than with LWD_{RHd} , the deviation between the RMSE of LWD_{RHh} and LWD_{RHd} is only 1,6%.

In our study area, the use of this model with an hourly or daily time step will tend to underestimate LWD on average. Therefore, the use of this model in the case of pathogens such as powdery mildew will slightly underestimate the proportion of spores that may potentially cause primary infection. When applying our approach to other region, it is necessary to assess the potential positive or negative bias in LWD estimation in order to account for potential impact in fungi development models fed with simulated LWD.

5. Conclusion

Fungal diseases entail the use of considerable quantities of pesticides with, in parallel, a worrying increase in the resistance of pathogens to antifungal products (Fisher et al., 2018). It is crucial to limit the use of such fungicides while ensuring they are applied at the right time. Models simulating pathogen development cycles are assets both as decision-making aids and for a better understanding of pathogen development, especially in the context of changing climate, and for making long-term forecasts. In this last case, LWD has to be simulated because of the paucity of data from weather station measurements. Like Dalla Marta et al. (2005) or Bregaglio et al. (2011), we feel it is essential to estimate potential errors in simulating risk depending on the leaf wetness model used.

This study has enabled us to setup an optimized modelling chain for the Burgundy vineyard and to simulate LWD from daily data. The method used and detailed can be used to reproduce this process in another zone or on another crop but also to trace error propagation for each stage of modelling.

The reconstruction of hourly data from daily data that addresses multiple issues (hot spells, cold snaps, etc.) induces an additional error in simulating LWD and the intensity of powdery mildew infection potential. In Burgundy this will be slightly underestimated by using LWD_{RHh} and LWD_{RHd} .

The modelling chain developed here is not intended for direct use of the disease model as a decision-making tool during the season but is to be used instead on larger scales of space and time in order to characterize the main patterns. Having been optimized for Burgundy, the model might be applied with historical datasets (past 30 years) and simulated for the coming century by climate models. Such models are currently available with daily time steps only. As several studies (Bregaglio et al., 2011; Dalla Marta et al., 2005; H. Wang et al., 2019) have already shown, this type of empirical model is statistically tightly bound to the study region. They therefore need to be calibrated for the region of interest so as to minimize LWD simulation errors and make allowance for pedo-climatic, physiographical, and crop specificities. The approach set out in this work could be readily reproduced in a different region provided existing observational datasets enable suitable parameterization. For agro-climatic purposes, it would be worth standardizing leaf wetness measurements for the different types of crops.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgments

The authors would like to thank the Comité Champagne and the Bureau Interprofessionnel des Vins de Bourgogne for funding this research work.

Supplementary materials

Supplementary material associated with this article can be found, in the online version, at [doi:10.1016/j.agrformet.2020.108087](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108087).

Chapitre 4

Le changement climatique impacte-il l'oïdium de la vigne ?

1) Introduction

La pression des maladies est un concept utilisé par les différents acteurs de la viticulture et dont les paramètres d'évaluation restent à développer. Ce terme de "pression" n'est peu voire pas utilisé dans la littérature scientifique dans laquelle on parle plutôt d'intensité. Selon Campbell & Neher 1994, l'objectif de l'évaluation de l'intensité d'une maladie est de fournir des estimations fiables de la présence de celle-ci dans une région. Ces estimations sont basées sur l'évaluation de symptômes et de signes spécifiques, dont on sait qu'ils sont caractéristiques de la maladie étudiée. Différents types d'indicateurs permettent d'appréhender l'intensité d'une maladie. Parmi les plus utilisés, on retrouve la sévérité (pourcentage du développement de la maladie sur un individu), l'incidence (pourcentage d'individus présentant des symptômes de la maladie dans un groupe) et la prévalence (pourcentage de groupes contenant un ou des individus avec des symptômes dans un ensemble de groupes ; Campbell & Madden, 1990 ; Kranz 1988 ; Seem 1984).

Dans le cas de l'oïdium de la vigne en Bourgogne et en Champagne, un ensemble d'indicateurs permettant de caractériser la présence du pathogène et de la maladie ont été utilisés. Ceux-ci ont été classés en deux catégories. Les indicateurs directs, caractérisés par des observations permettant le suivi de l'évolution de la maladie dans le vignoble (incidence et prévalence), et les indicateurs indirects, issus d'observations ponctuelles (date des premiers symptômes) ou des variables fournissant des informations liées à l'intensité de la maladie (nombre de traitements, avis d'experts). Associé à l'analyse de ces indicateurs, un panel d'indicateurs climatiques basé sur des agrégations mensuelles ou durant la période sensible de la vigne (via l'utilisation des stades phénologiques) ont été calculés. De plus, le modèle d'humectation foliaire (présenté dans le Chapitre 3) a permis d'utiliser le modèle mécaniste de Caffi et al. (2011), simulant les contaminations primaires de l'oïdium. Différents indicateurs ont été calculés en se basant sur les sorties de ce modèle, ainsi que sur l'équation du temps de latence extraite du modèle de Calonnec et al. (2008) et l'équation d'un indice d'intensité oïdium présenté par Caffarra et al. (2012). Par la suite, nous ferons référence à l'ensemble de ces indicateurs sous la dénomination "indicateurs maladie simulés", tous étant calculés à partir d'une ou de plusieurs variables modélisées dans le cycle de développement d'*Erysiphe necator*.

Les objectifs de ce chapitre sont multiples et répondront à ces différentes problématiques :

- Existe-t-il un lien entre les différents indicateurs d'intensité de maladie, directs ou indirects. En d'autres termes, retrouve-t-on, pour l'oïdium de la vigne, un ensemble d'indicateurs pouvant exprimer ce que l'on appelle couramment dans le secteur agricole "la pression phytosanitaire" (parties [2](#) et [3](#))?
- Existe-t-il un lien entre les indicateurs d'intensité de l'oïdium de la vigne, directs ou indirects, et les caractéristiques climatiques ? Quelles approches, empiriques et/ou mécanistes permettent d'appréhender ce lien ([partie 4](#))?

- Quels niveaux d'intensité de l'oïdium de la vigne attend-on pour le XXI^{ème} siècle en Bourgogne et en Champagne viticole basé sur les conditions climatiques simulées ([partie 5](#)) ?

Notons que l'ensemble de ces questions sont posées ici à l'échelle des sous-régions viticoles de Bourgogne et Champagne (détails dans la [partie 2](#)).

2) Un ensemble d'indicateurs pour décrire l'impact du changement climatique sur l'oïdium

Pour étudier l'évolution du risque d'oïdium dans le futur, il est nécessaire de définir un modèle établissant des liens entre prédicteur(s) et prédicand(s). Les prédicands potentiels sont présentés dans un premier temps ([partie 2.1](#)), puis les prédicteurs ([partie 2.2](#)).

2.1) L'oïdium au vignoble : de l'observation à l'élaboration des indicateurs de maladies

Il n'existe pas, à l'heure actuelle, une mesure unique permettant d'évaluer la pression maladie, en particulier l'oïdium, dans un vignoble. La locution "pression maladie" ne fait d'ailleurs pas l'objet d'une définition unanime et nous semble être majoritairement appliquée dans le but de représenter l'intensité de la maladie au sens de sa présence et de sa gestion. La manière de représenter cette intensité s'est basée sur un ensemble de données collectées dans les régions viticoles étudiées. Plusieurs bases de données mises à disposition par le Comité Champagne et le Bureau Interprofessionnel des Vins de Bourgogne (BIVB) ainsi que les différentes chambres d'agriculture départementales ont permis d'établir une large base de données composées d'indicateurs annuels représentatifs de l'intensité des épidémies d'oïdium en Bourgogne et en Champagne viticoles.

La base de données fédère trois types d'observations différentes :

- Des observations de symptômes de la maladie sur feuilles et grappes.
- Le nombre de traitements appliqués contre le mildiou et l'oïdium de la vigne par les exploitations viticoles.
- La note d'intensité annuelle de l'épidémie d'oïdium pour une région donnée, produite à dire "d'experts", par les chambres d'agriculture.

Concernant les observations au vignoble, il s'agit des données (informatisées et manuscrites) produites dans le cadre de campagne de surveillance sur de larges réseaux de parcelles par des organismes partenaires de la profession : le BIVB, les chambres d'agriculture, le service régional de l'alimentation (anciennement le Service Régional de Protection de Végétaux), la FREDON (Fédérations Départementales de Défense contre les Organismes Nuisibles) ou encore Bio Bourgogne en Bourgogne et le Comité Champagne et leurs partenaires en Champagne. Ces campagnes de surveillance permettent notamment l'élaboration des bulletins hebdomadaires sur la situation sanitaire des vignobles à l'échelle régionale (statut épidémique, recommandations phytosanitaires) comme par exemple les Avertissements Agricoles devenus à partir de 2009 les bulletins de santé du végétal (BSV).

Au total, ce sont près de 825 parcelles observées chaque année sur l'ensemble des vignobles de Bourgogne et de Champagne. Parmi celles-ci, on retrouve deux catégories de parcelles dont l'information sur la maladie est singulièrement différente :

- les témoins non traités (ci-après appelés TNT). Un TNT fait référence à une partie de parcelle viticole (en général quelques dizaines à quelques centaines de mètres carrés, en bordure de parcelle) qui ne fait pas l'objet de traitement phytosanitaire, pour permettre une observation du développement des parasites sur la plante. Ces TNT sont toutefois traités lorsque l'intensité d'une ou plusieurs maladies devient telle qu'elle est jugée problématique pour la vigne qui s'y trouve (risque de défoliation totale, mettant en péril la plante) ou pour la parcelle voisine (foyer de contamination).
- les parcelles traitées par les exploitants (désignées parfois par PT ci-après), dont le choix des produits utilisés et la fréquence d'application de ces derniers est propre à l'exploitant ou au prestataire chargé de la protection phytosanitaire de la parcelle. Les indicateurs de maladies issus de ce type de parcelle font l'objet d'un bruit de fond supplémentaire sensible, lié à la stratégie de protection appliquée par les exploitants (ou prestataires), mais également du matériel employé pour réaliser l'application des produits.

Sur ces deux types de parcelles, les observations suivantes ont été collectées auprès des organismes, agréées et vérifiées (détection non-automatisée d'erreurs de saisies et élimination de ces dernières ; en Bourgogne), ainsi que déjà agréées (en Champagne) pour produire trois grandes familles d'indicateurs :

- indicateur de prévalence : pourcentage hebdomadaires de parcelles avec symptômes sur feuilles, sur grappes et sur plus de 10% des grappes sur les parcelles traitées (PT) ;
- indicateur d'incidence : pourcentage de feuilles observées avec des symptômes, dans les TNT uniquement.
- indicateur de précocité : date d'apparition des premiers symptômes sur feuilles et grappes, dans les PT uniquement ;

Avec la note d'experts et le nombre de traitements, la base de données élaborée adresse 5 types d'informations, présentées dans le [Tableau 4.1](#), qui indique également la profondeur temporelle de ces types d'informations. Les valeurs entre parenthèses correspondent au nombre moyen de parcelles observées en Chardonnay. Par la suite, nous noterons DI (pour *Disease Intensity*) pour parler de ces indicateurs alors dits "de maladies".

Concernant les indicateurs de prévalence sur feuilles et grappes, deux stratégies s'opposent dans la collecte et l'observation des données entre les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Dans cette dernière, le réseau de suivi maladies est composé d'un nombre important de parcelles (550 au total) dans lesquelles moins d'individus sont observés (25 feuilles et 50 grappes) alors que dans les régions de Bourgogne, un plus faible nombre de parcelles (175 au total) sont observées mais avec un plus grand échantillonnage par parcelle (100 feuilles et grappes). Ces différences s'expliquent en partie par la répartition des surfaces viticoles dans chacune des sous-régions et par les choix stratégiques réalisés par les parties prenantes en charge des suivi maladies : l'interprofession en Champagne (Comité Champagne) et les chambres d'agriculture en Bourgogne, en lien avec la FREDON, Bio Bourgogne, le SRAL.

Tableau 4.1 : Caractéristiques de la base de données élaborée et utilisée pour calculer les différents indicateurs de maladies en Bourgogne et en Champagne.

Observations	Période concernée*	Région	Nombre de parcelles ou viticulteurs	Nombre de feuilles ou (/) grappes observées
Pourcentage hebdomadaire de parcelles avec symptômes sur feuilles, sur grappes et sur plus de 10% des grappes	2004-2019	Aisne-Marne	490 (220)	25/50
	2009-2018	Côtes de Bar	60 (~10)	25/50
	2009-2019	Yonne	60 (44)	100/100
	2009-2019	Côte-d'Or	85 (34)	100/100
	2009-2019	Saône-et-Loire	130 (90)	100/100
Date d'apparition des premiers symptômes sur feuilles et grappes	2004-2019	Aisne-Marne		
	1994-2019	Yonne		
	1994-2019	Côte-d'Or	/	/
	1994-2019	Saône-et-Loire		
Pourcentage de feuilles observées avec des symptômes dans les TNT	2010-2019	Aisne et Marne	~ 30	100
	2010-2015	Yonne	~ 5	100
	2010-2015	Côte-d'Or	~ 17	100
	2010-2018	Saône-et-Loire	~ 19	100
Nombre de traitements anti-oïdium moyen	1997-2018	Yonne	~ 45	
	1966-2019	Côte-d'Or	~ 50	/
	1994-2019	Saône-et-Loire	~ 108	
Note représentative de l'intensité maladie	1981-2014	Yonne		
	1981-2019	Côte-d'Or	/	/
	1981-2014	Saône-et-Loire		

* Les périodes concernées peuvent contenir des années manquantes.

Au total, 10 indicateurs annuels renseignant sur l'intensité et le début de l'épidémie ont été élaborés (Tableau 4.2). Ces DI sont calculés pour quatre des cinq régions présentées (Figure 4.1) qui seront nommées par la suite :

- “Bourgogne 89”, Chablisien Auxerrois (Yonne).
- “Bourgogne 21”, Côte de Beaune et Côte de Nuits (Côte d'or).
- “Bourgogne 71”, Côtes Chalonnaise et Mâconnais (Saône-et-Loire).
- “Aisne-Marne”, nord de la Champagne viticole.

La région viticole de la Côte des Bar n'est pas retenue en raison d'un nombre insuffisant de données et d'indicateurs disponibles. De plus, cette région présente une faible prévalence de l'oïdium. En ce qui concerne les quatre régions étudiées, leur périmètre a été défini en s'appuyant sur les limites administratives françaises. En effet, les données observées sont récupérées auprès d'organismes départementaux (les chambres d'agriculture pour la plupart). Aujourd'hui, les observations terrains sont saisies dans des bases structurées renseignant la localisation des parcelles d'observations. Mais ces parcelles peuvent changer d'une année sur l'autre, rendant difficile (sinon impossible) un suivi temporel localisé à la parcelle sur plusieurs années, notamment si l'on souhaite maximiser la profondeur temporelle (ce qui est le cas concernant l'objet de nos travaux, qui visent à étudier l'évolution phytosanitaire en lien avec le changement climatique).

Bien que la base de données établie présente des informations sur plusieurs cépages, seules les données faisant référence au cépage Chardonnay ont été analysées. Ce cépage, malgré une répartition inégale dans les régions, est largement présent dans chacune d'elles. Bien que le Pinot noir soit également implanté dans chaque sous-région (de manière moins homogène) le Chardonnay est plus sensible à l'oïdium. Concernant les stades phénologiques, les dates des stades mi-débourrement (7 selon l'échelle BBCH), mi-floraison (65 selon l'échelle BBCH) et mi-véraison (85 selon l'échelle BBCH) sont moyennées pour chacune des régions étudiées sur les observations faites pour le cépage Chardonnay (Chapitre 2). Les dates observées couvrent la période 1994-2019, soit 27 années.

Les observations ont des profondeurs temporelles qui varient entre 1981 et 2019. Le but étant d'établir le lien entre les DI et le climat, un minimum de 6 années d'observations a été fixé pour sélectionner ces indicateurs par région viticole. Pour les indicateurs basés sur les données de témoins non traités (TNT), une limite de 10 parcelles par région a aussi été fixée afin que l'indicateur ait une représentativité spatiale jugée suffisante.

Quelques combinaisons indicateurs / régions ne sont pas disponibles. Par exemple, les indicateurs TNT (%flo_TNT et %max_TNT) ne sont pas disponibles pour la Bourgogne 89 car seulement 6 parcelles en moyenne sont observées chaque année, ou encore la combinaison Nb_trait / Aisne-Marne et Note / Aisne-Marne pour lesquelles les données n'étaient pas disponibles ([Tableau 4.2](#)).

Les DI sélectionnés peuvent être regroupés en deux catégories : directs et indirects. Les DI directs comprennent l'incidence de la maladie, correspondant au pourcentage de feuilles présentant des symptômes d'oïdium dans les parcelles non traitées, et la prévalence de la maladie, correspondant à la proportion de parcelles dans lesquelles la maladie est observée. Les DI indirects sont composés de la précocité de l'apparition des premiers symptômes sur feuilles et grappes (en nombre de jours après le débourrement), du nombre moyen annuel de traitements appliqués contre l'oïdium et d'une valeur d'intensité de la maladie sur une échelle de 1 à 4. Les caractéristiques de chaque type d'indicateur ainsi que les liens entre eux seront discutés dans la [partie 3](#) suivante.

Tableau 4.2 : Description des indicateurs de maladies (DI) sélectionnés pour représenter l'intensité annuelle de l'oïdium présent dans les quatre régions étudiées : AM (Aisne-Marne), B89 (Bourgogne 89), B21 (Bourgogne 21) et B71 (Bourgogne 71), avec le nombre d'années disponibles pour chaque indicateur.

DI	Notation	Régions	Nombre d'années
Proportion (%) de parcelles touchées* sur feuilles à floraison	%_F_flo	AM - B89 - B21 - B71	16 - 10 - 9 - 11
Proportion (%) de parcelles touchées* sur feuilles maximum	%_F_max		
Proportion (%) de parcelles touchées* sur grappes à véraison	%_G_ver	AM - B89 - B21 - B71	15 - 9 - 10 - 11
Proportion (%) de parcelles touchées* sur plus de 10% des grappes à véraison	%_G10_ver		
Nombre de jours entre débourrement et l'apparition des premiers symptômes sur feuilles	1st_F	AM - B89 - B21 - B71	16 - 14 - 17 - 20
Nombre de jours entre débourrement et l'apparition des premiers symptômes sur grappes	1st_G	AM - B89 - B21 - B71	15 - 11 - 12 - 15
Moyenne de la proportion (%) de symptômes sur feuilles observés à floraison dans les TNT	%flo_TNT	AM B21 - B71	10 3 - 6
Moyenne de la proportion (%) de symptômes sur feuilles observés au maximum dans les TNT	%max_TNT		
Nombre de traitements moyen	Nb_trait	B89 - B21 - B71	16 - 25 - 26
Note représentative de l'intensité	Note	B89 - B21 - B71	21 - 26 - 21

**"Touché" exprime ici le fait qu'au moins un organe observé sur la plante présente un symptôme. Floraison : stade I sur l'échelle de Baillod et Baggiolini (1993) ; Véraison : stade M.*

Une partie des DI prennent en compte la phénologie de la vigne, qui affecte la dynamique de l'oïdium. La sensibilité des feuilles et des grappes face à la maladie diminue graduellement au fur et à mesure de leur développement. Cette résistance ontogénique est décrite dans plusieurs études (Gadoury et al., 2003 ; Doster & Schnathorst, 1985 ; Ficke et al., 2002 ; Stark-Urnau & Kast, 1999). Pour rappel du Chapitre 2, la période de forte sensibilité des feuilles est définie entre le stade 1 à 3 feuilles étalées (stade 11 BBCH) et le stade boutons floraux séparés (stade 55 BBCH). Les grappes sont quant à elles très sensibles dans la période boutons floraux séparés à fermeture de la grappe (stade 77-79 BBCH). Les stades débourrement et véraison permettent de couvrir la totalité de la période sensible de la vigne face à l'oïdium. Le stade de la floraison est un stade clé,

durant lequel la contamination par l'oïdium entraîne la plus grande incidence et sévérité de la maladie (Gadoury et al., 2003), avec des conséquences majeures sur le rendement et la qualité des futurs vins produits (Ough & Berg, 1979). Ce stade phénologique marque quasiment la fin de la phase sensible des feuilles à l'oïdium et les premiers moments d'une phase très sensible des grappes, qui finit par s'estomper complètement 3 à 4 semaines après la fin de la floraison (Gadoury et al., 2012). Le choix d'observer la prévalence et l'incidence de la maladie à la floraison permet d'appréhender le niveau de la maladie déjà présent sur feuilles et pouvant potentiellement impacter la récolte. Les indicateurs liés à la véraison, période à laquelle les grappes ne sont plus sensibles à l'oïdium, représentent le niveau final de la maladie sur ces organes.

2.2) L'influence du climat : la construction d'indicateurs adaptés

Dans ce chapitre, les données climatiques utilisées proviennent des produits SAFRAN et CMIP5 (données quotidiennes, respectivement sur 1959-2019 et 1986-2100). Pour rappel, les CMIP5 ont été préalablement désagrégées à la maille SAFRAN (8 km) et débiaisées par *quantile mapping* en utilisant SAFRAN sur la période 1961-2005 (*cf.* Chapitre 1). Les régions de Bourgogne et de Champagne ont été divisées en 5 sous-régions viticoles, circonscrites en grande partie par les limites départementales mais également du fait des données d'observations phytosanitaires agrégées selon ces sous-régions ([Figure 4.1](#)). De la même manière que dans le Chapitre 2, les points de grille SAFRAN représentatifs des zones viticoles ont été sélectionnés en appliquant une zone tampon de 4 km aux limites des polygones définis par la CLC.

Différents indicateurs ont été sélectionnés afin d'étudier le lien entre le climat et l'intensité de l'oïdium observée à l'échelle régionale ([Tableau 4.3](#)). Ces indicateurs sont définis en quatre types dont trois d'entre eux selon les temporalités : mensuel, séquentiel et fenêtres glissantes. Ces trois types d'indicateurs seront notés CI (pour *Climate indexes*). Le quatrième type se base sur l'utilisation de modèles biologiques pour lesquels des données climatiques sont nécessaires en entrée. Les indicateurs de ce dernier type seront donc notés MI (*Model indexes*). Tous ces indicateurs, présentés plus précisément par la suite, ont été élaborés sur chaque maille SAFRAN située dans les régions viticoles identifiées ([Figure 4.1](#)).

Les CI mensuels correspondent à des sommes ou à des moyennes calculées sur des variables climatiques au pas de temps mensuel (par exemple avril, mai). Ils ont le grand avantage d'être simples à calculer, que ce soit dans le passé, mais aussi avec des données climatiques simulées pour des périodes futures. Cependant, ces indicateurs sont indépendants du développement de la plante et donc de sa période sensible à la maladie, tous deux variant d'une année sur l'autre.

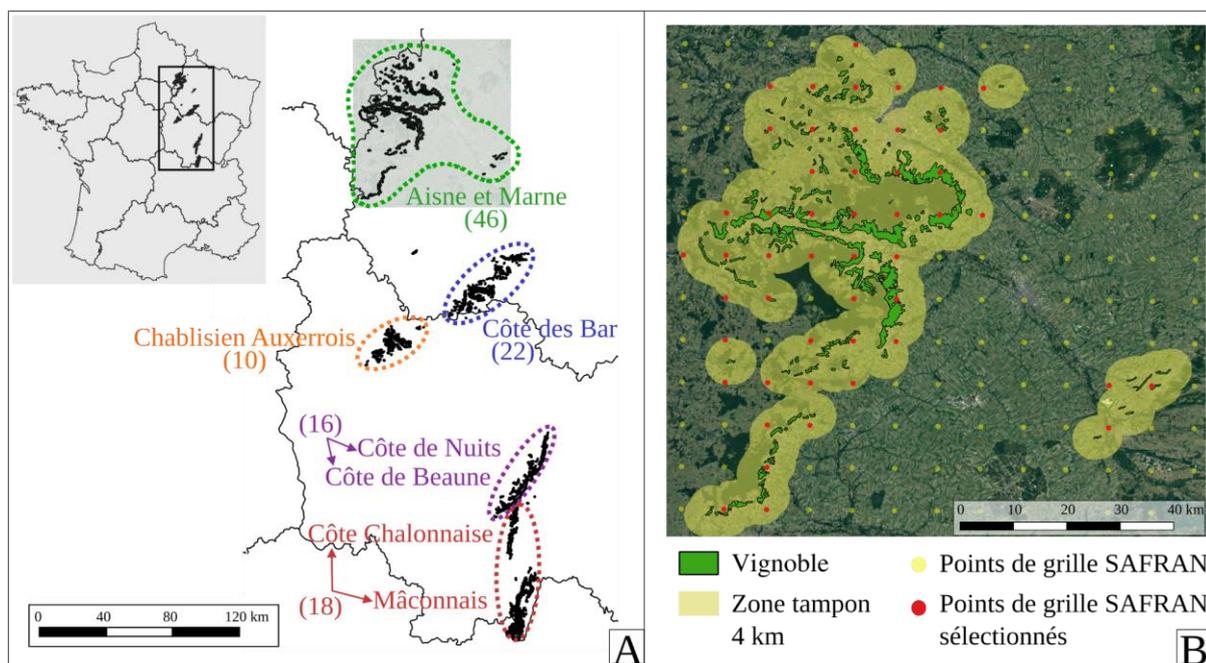


Figure 4.1 : A - Localisation des 5 régions viticoles étudiées, où des observations phénologiques et d'oidium ont été recueillies. L' "Aisne-Marne" et la "Côte des Bar" sont deux sous-régions de Champagne et le "Chablisien, Auxerrois", la "Côte de Nuits, Côte de Beaune" et la "Côte Chalonnaise, Mâconnais" sont considérés comme trois sous-régions de Bourgogne. Les valeurs entre parenthèses sont le nombre de pixels SAFRAN sélectionnés par région viticole.

B - un exemple de sélection de données climatiques sur la grille SAFRAN pour la région "Aisne-Marne".

À l'inverse, les CI séquentiels sont calculés sur une période comprise entre deux stades phénologiques et couvrent donc la période de sensibilité de la plante. Six types d'informations climatiques sont étudiés. Il s'agit :

- du nombre de séquences de n jours consécutifs avec ou sans pluie avec n compris entre 2 et 20 jours (respectivement *wet spell* noté WS et *dry spell* DS) ;
- du nombre de jours dépassant un seuil (t pour *threshold*) de température (10 à 30 °C), d'humidité relative (40 à 90%) et de précipitations (2 à 30 mm) ;
- du cumul et nombre de jours de pluies ;
- de la moyenne et de la variance des températures (minimales, maximales et moyennes) ;
- de la vitesse de réchauffement (régression linéaire) des températures moyennes (°C/j) ;
- de la moyenne de l'amplitude diurne quotidienne ($T_{max} - T_{min}$) ;

Au total, 100 CI séquentiels différents ont été calculés. Le calcul de ces indicateurs est plus contraignant car il nécessite des données supplémentaires liées aux observations phénologiques de la vigne dans chacune des régions étudiées. De plus, dans le cas de projections futures, des modèles simulant les différents stades phénologiques requis seront nécessaires. Pour rappel, tous les indicateurs mensuels et séquentiels sont calculés pour chaque année, à raison d'une valeur par année.

Les CI de type fenêtres glissantes sont calculés quotidiennement en se basant sur des périodes de longueurs fixes : fenêtres de 10, 20 et 30 jours. Le calcul de l'indicateur quotidien correspond à des sommes ou à des moyennes de variables climatiques sur l'ensemble des jours précédents définis par la taille de la fenêtre. La période couverte par ce type d'indicateur se situe entre le 60^{ème} jour avant et après la floraison, soit une période de 120 jours centrée sur ce stade phénologique. Les indicateurs climatiques calculés sont présentés dans le [Tableau 4.3](#).

Tableau 4.3 : Description des indicateurs climatiques (CI) calculés selon les différents types établis : M pour mensuel, S pour séquentiel et F pour fenêtre glissante. Le terme “séquentiel” fait référence à une période entre deux stades phénologiques de la vigne. La durée, le seuil ou la statistique, l’unité et la notation utilisée par la suite sont présentés pour chacun d’eux. Les valeurs prises par le symbole {X} sont décrites dans la colonne Durée / Seuil / Statistique. Par exemple, Tmin_{X} sera combiné avec “avril à juillet”, notés 04 à 07, pour les températures minimales d’avril à juillet, alors notées : Tmin_04, Tmin_05, Tmin_06 et Tmin_07.

CI	Type	Durée / Seuil / Statistique	Unité	Notation
Moyenne des températures minimales	M	avril à juillet (04 à 07)	°C	Tmin_{X}
Moyenne des températures maximales	M	avril à juillet (04 à 07)	°C	Tmoy_{X}
Moyenne des températures moyennes	M	avril à juillet (04 à 07)	°C	Tmax_{X}
Moyenne des humidités relatives	M	avril à juillet (04 à 07)	%	HR_{X}
Cumul des précipitations	M	avril à juillet (04 à 07)	mm	PR_{X}
Nombre de jours pluvieux (précipitations \geq 1 mm)	M	avril à juillet (04 à 07)	nb de jours	PRs1_{X}
Nombre de séquences sèches d’une durée variable	S	2, 3, 4 ... 20 jours	nb de séquences	DS_{X}
Nombre de séquences humides d’une durée variable	S	2, 3, 4 ... 20 jours	nb de séquences	WS_{X}
Nombre de jours dépassant un seuil de température	S	10, 12, 14 ... 30 °C	nb de jours	Tt_{X}
Nombre de jours dépassant un seuil de précipitations	S	2, 5, 10, 15, 20, 30 mm	nb de jours	Rt_{X}
Nombre de jours dépassant un seuil d’humidité relative	S	40, 50, 60 ... 90%	nb de jours	HRt_{X}
Cumul des précipitations	S	/	mm	PR
Nombre de jours pluvieux (précipitations \geq 1 mm)	S	/	mm	PRs1
Vitesse moyenne de réchauffement	S	/	°C/jour	Wr
Moyenne des températures	S	min, max, moy	°C	T{X}
Variance des températures	S	min, max, moy	°C ²	T{X}_v
Moyenne de l’amplitude diurne	S	/	°C	DA
Moyenne température minimum	F	10, 20 et 30 jours*	°C	Tmin_WP{X}

Moyenne température maximum	F	10, 20 et 30 jours*	°C	Tmax_WP{X}
Moyenne température moyenne	F	10, 20 et 30 jours*	°C	Tmoy_WP{X}
Moyenne humidité relative	F	10, 20 et 30 jours*	%	HR_WP{X}
Cumul précipitations	F	10, 20 et 30 jours*	mm	PR_WP{X}
Nombre de jours pluvieux (précipitations \geq 1 mm)	F	10, 20 et 30 jours*	mm	PRs1_WP{X}

*taille de la fenêtre glissante sur laquelle la variable climatique est moyennée ou cumulée.

Afin de mieux intégrer la complexité du lien qui existe entre le climat et le développement du pathogène, un quatrième type d'indicateurs, issus de modèles biologiques, est utilisé (MI). Ces indicateurs sont établis sur la base du modèle mécaniste de Caffi et al. (2011), de l'indice de sévérité proposé par Caffarra et al. (2012) ainsi que d'une équation du modèle mécaniste de Calonnec et al. (2008).

La construction d'un modèle mécaniste est basée sur la physique, la chimie et dans le cas présent, la biologie régissant le comportement des processus impliqués dans un système. Le modèle mécaniste proposé par Caffi et al. (2011) représente le cycle biologique d'*Erysiphe necator* à l'origine des infections primaires. Le cycle d'infection est séparé en différentes étapes où des processus biologiques se mettent en place. Le passage d'une étape à une autre dépend fortement des conditions climatiques environnantes, qui sont prises en compte au moyen d'équations mathématiques issues de la littérature scientifique mettant en relation la réponse biologique d'*Erysiphe necator* à des variables climatiques au cours des différentes phases de développement de cet organisme. La température de l'air, l'humidité relative, les précipitations et la durée d'humectation des feuilles, toutes au pas de temps quotidien, sont utilisées comme variables climatiques en entrée du modèle (Figure 4.2). La durée d'humectation des feuilles, non disponible dans les données SAFRAN, ni dans les projections climatiques dans le cadre de l'exercice CMIP5, est simulée à l'aide de données quotidiennes de température et d'humidité relative via la méthode présentée dans Zito et al. (2020 ; Chapitre 3).

La première variable du modèle (OCH) correspond à la quantité de cléistothèces ayant survécu pendant l'hiver. Le modèle suppose qu'à partir du 1^{er} janvier, le stock de cléistothèces initial est égal à 1. À partir du jour de débourrement (DOY_{bb}) et d'une somme de degrés jours (DD), le modèle calcule la proportion d'ascospores prêtes à être libérées (PAR) ainsi que le taux de maturité des ascospores. Ces variables permettent de déterminer la quantité d'ascospores matures dans les cléistothèces (AIC). Ces derniers vont libérer leurs ascospores sur les organes de la plante (principalement les feuilles). La quantité relative d'ascospores contaminants (AOL) se déposant sur les feuilles est fonction des précipitations (R) et du taux de libération des ascospores (ADR). Ce dernier est fonction de la température (T) ainsi que de la durée d'humectation foliaire (LWD en h/jour). Une fois les ascospores sur les feuilles, ces dernières vont germer et causer une infection. Le taux d'infection (INFR) dépendra de la température (T) et de la pression de vapeur saturante (VPD), elle-même déterminée par T et RH (humidité relative). Les paramètres AOL et INFR servent à calculer la quantité relative de colonies formées à partir des ascospores contaminantes (COL). La formation de conidies (sporulation ; SCOL) dépendra d'un temps de latence (LAT), lui-même estimé à partir de données de températures moyennes. Cette dernière étape correspond à la

période susceptible d'observation des premiers symptômes sur les organes de la plante (Figure 4.2). L'ensemble des équations utilisées dans ce modèle sont présentées par Caffi et al. (2011).

Les variables simulées par le modèle, tout comme les données d'entrées, sont au pas de temps quotidien. Afin d'étudier le lien entre les DI annuels observés (cf. Tableau 4.2) et les différentes variables simulées quotidiennement par le modèle de Caffi et al. (2011), ces dernières sont agrégées annuellement selon différents critères (Tableau 4.4).

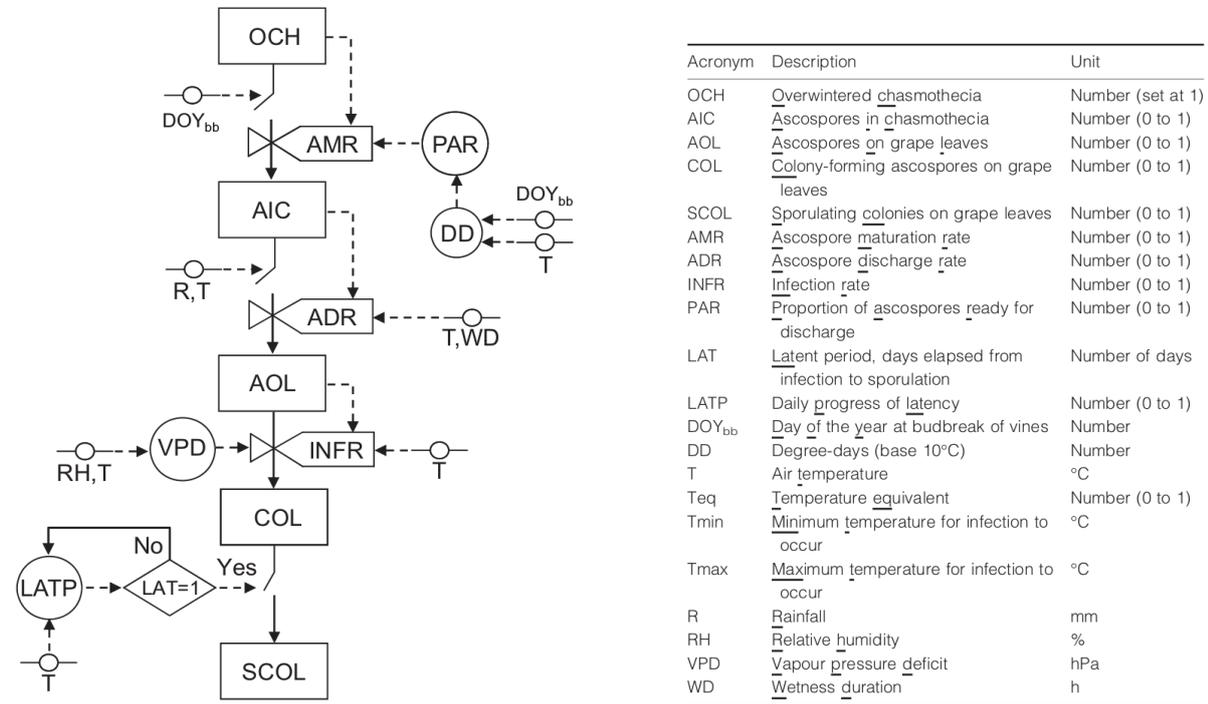


Figure 4.2 : Diagramme représentant les relations entre les variables du modèle simulant les contaminations primaires d'*Erysiphe necator*. Légende : □ variables, -> direction et flux entre les différentes variables, --> direction et flux de l'information, -o- données d'entrées, O variable intermédiaire, ◇ « commutateur », △ valve dans les flux (taux). Les acronymes sont présentés sur la partie droite de la figure et sont détaillés dans le texte ci-dessous. Source : Caffi et al. (2011)

En outre, un indice de sévérité sur grappes est également calculé à partir de l'équation développée par Caffarra et al. (2012). Cette équation est basée sur des observations de sévérité de la maladie sur grappes pour le cépage Chardonnay (Italie). L'équation utilisée est la suivante :

$$DS = \frac{c}{1 + e^{-a-bNC}}$$

avec NC correspondant au nombre de cycles de latence (utilisant la même équation du modèle de Caffi et al. 2011) entre débourrement et la date à laquelle la teneur en sucres du raisin atteint 8°Brix (dans notre cas nous utiliserons le stade de la véraison), a, b et c des paramètres établis selon deux scénarios. Le premier correspondant à des conditions propices (autres que climatiques) au pathogène (a = 9.119, b = 0.998, c = 0.98), le second à des conditions peu propices (a = 14.632, b = 1.214, c = 0.49 ou conditions défavorables au développement du pathogène) établis dans leur étude. Cet indicateur de sévérité est calculé directement à l'échelle annuelle.

Calonnec et al. (2008) présentent également un modèle mécaniste simulant le développement de l'oïdium à l'échelle de la parcelle dans le but d'appréhender la sévérité de la maladie. Un plus grand nombre de données climatiques étant nécessaires pour ce modèle, seule l'équation du temps

de latence est utilisée, celle-ci étant différente de celle utilisée par Caffi et al. (2011) et Caffarra et al. (2012) :

$$\rho(T) = \frac{\rho_{min}}{F(T_n)}$$

avec ρ_{min} le temps minimum avant l'apparition des premières spores (fixé à 6 jours ; Blaise & Gessler, 1992 ; Gessler & Blaise, 1992) et $F(T_n)$ une fonction décrivant les effets de la température sur la vitesse d'infection des spores et de la croissance du mycélium :

$$F(T_n) = \frac{(m+n)^{(m+n)}}{n^n m^m} T_n^n (1-T_n)^m \quad \text{avec } T_n = \frac{T(t) - T_{min}}{T_{max} - T_{min}}$$

où $T(t)$ est la température au temps t avec T_{min} et T_{max} les températures limites définies pour la croissance et l'infection du pathogène (respectivement 5 et 33 °C ; Delp 1954 ; Sall 1980) avec m et n des paramètres fixes jouant sur la forme de la courbe réponse (soit 0.27 et 1.24 respectivement ; Analytis, 1977, 1980).

Ainsi, à partir de ces trois modèles, un ensemble d'indicateurs modélisés (MI) pouvant être associés à l'intensité de la maladie (DI) observée à une échelle de temps annuelle ont été agrégés à ce pas de temps ([Tableau 4.4](#)). Ces indicateurs sont de plusieurs types :

- des sommes, moyennes, minimales ou maximales des paramètres COL et INFR,
- le nombre de jours avec COL, INFR dépassant des seuils (seuils fixés à l'aide des données simulées avec des observations),
- le nombre de jours avec COL, INFR dépassant des seuils mais transformé en fréquence (exprimé en %),
- la précocité des premières contaminations (COL) en nombre de jours après le débourrement,
- le nombre de jours sans contaminations (COL = 0),
- le nombre de cycles de latence d'après Caffi et al. (2011),
- le nombre de cycles de latence durant la période sensible (DEB-FLO et DEB-VER selon les DI) : Caffi et al. (2011) et Calonnec et al. (2008)
- l'indice de sévérité annuel proposé par Caffarra et al. (2012) dans des conditions propices et peu propices au développement du pathogène

L'ensemble des indicateurs sont calculés sur la période débourrement-floraison. Les indicateurs liés au taux d'infection (INFR), aux nombres de cycles de latence (nb_LAT, nb_LATt, nb_LATc) et indices d'intensité (DI_{X}) sont également calculés entre la période débourrement-véraison. Effectivement, ces indicateurs sont également liés au développement des contaminations secondaires de l'oïdium impactant la présence de symptômes sur grappes.

Tableau 4.4 : Description des indicateurs issus de modèles biologiques (MI). La durée, le seuil, ou la statistique (minimum, moyenne, ...), l'unité et la notation utilisées par la suite sont présentées pour chacun d'eux. Les valeurs prises par {X} sont décrites dans la colonne Durée / Seuil / Statistique. Par exemple, {X}_COL sera combiné avec min, max, mean, sum pour les intensités de contamination minimale, maximale, moyenne et cumulée, alors notées : min_COL, max_COL, mean_COL, et sum_COL.

MI	Durée / Seuil / Statistique	Unité	Notation
Intensité de la contamination (COL)	min, max, mean, sum	COL	{X}_COL
Nombre de jours avec des contaminations (COL)	/	nb de jours	nCOL
Nombre de jours avec des contaminations dépassant un seuil	0.001, 0.002 ...0.004	nb de jours	nCOL_{X}
Jour de la première contamination (COL)	/	Doy	1st_COL
Taux d'infection	min, max, mean, sum	INFR	{X}_INFR
Nombre de jours avec un taux d'infection dépassant un seuil	0.03, 0.06, 0.1, 0.2	nb de jours	nINFR_{X}
Proportion (%) du nombre de jours avec des colonies	/	%	nCOL_%
Proportion (%) du nombre de jours avec des colonies dépassant un seuil	0.001, 0.002 ...0.004	%	nCOL_{X}_%
Proportion (%) du nombre de jours avec un taux d'infection dépassant un seuil	0.03, 0.06, 0.1, 0.2	%	nINFR_{X}_%
Nombre de jours sans contaminations (COL)	/	nb de jours	WO_COL
Nombre de cycles de latence	/	nb de cycles	nb_LAT
Nombre total de cycles de latence (Caffi et al., 2011)	/	nb de cycles	nb_LATt
Nombre total de cycles de latence (Calonnec et al., 2008)	/	nb de cycles	nb_LATc
Indice d'intensité en conditions peu propices (basé sur le nombre de cycles de latences ; Caffarra et al., 2012)	/	/	DI_h
Indice d'intensité en conditions propices (basé sur le nombre de cycles de latences ; Caffarra et al., 2012)	/	/	DI_l

3) Évolution de l'intensité de l'oïdium : observations

Il existe donc un panel d'indicateurs de maladies (DI) pouvant servir de prédictands ([Tableau 4.2](#)). Chacun ayant des spécificités différentes (type de mesures, périodes et régions concernées ; [partie 2.1](#)), il convient de les étudier plus précisément. Dans un premier temps, nous étudions un à un ces prédictands potentiels ([3.1](#)), puis s'il existe des liens entre eux ([3.2](#)) pour enfin discuter de leur représentativité ([3.3](#)).

3.1) Évolution observée de chaque indicateur de maladies

L'évolution temporelle de l'ensemble des DI construits à partir de la base de données élaborée dans le cadre de cette thèse (réunissant observations à la parcelle, note "d'experts" et nombre moyen de traitements épanchés) est présentée dans les parties suivantes (parties [3.1.1](#) à [3.1.5](#)). Dans ces parties, le lien statistique (corrélation) est évalué et les moyennes sont comparées entre tous les indicateurs pour et entre chacune des régions viticoles. La tendance d'évolution est également étudiée. Par la suite, le terme "significatif" est employé quand des évolutions, des différences moyennes ou des corrélations sont statistiquement significatives au risque α de 5%. Les tests utilisés sont :

- le test t de Student et le test U de Wilcoxon pour la comparaison des moyennes (tests paramétrique et non-paramétrique respectivement),
- le test de Pearson et le test de Spearman pour l'étude des tendances temporelles et corrélations entre variables (tests paramétrique et non-paramétrique respectivement).

Ceci permettra, pour chaque indicateur, de mettre en évidence une éventuelle évolution ou une différence moyenne significative sur la période disponible mais également la présence ou l'absence de corrélation entre les régions viticoles.

3.1.1) Nombre de traitements moyens

Le nombre moyen de traitements appliqués contre l'oïdium dans les trois régions viticoles de Bourgogne est présenté dans la [Figure 4.3](#). Ces données correspondent aux traitements appliqués uniquement en viticulture conventionnelle (les traitements en viticulture biologique ont été exclus ici). Seules les années où sont renseignées un nombre minimum de 10 individus (viticulteurs) sont conservées.

Le nombre moyen de traitements anti-oïdium oscille entre 5.5 et 10.7 sur l'ensemble des trois régions viticoles. Avec des moyennes comprises entre 7.3 (Bourgogne 71) et 7.8 (Bourgogne 21), aucune différence significative du nombre de traitements n'est observée entre les moyennes des trois sous-régions viticoles de Bourgogne. De plus, le nombre de traitements est significativement corrélé entre les trois sous-régions viticoles. Aucune tendance significative concernant l'évolution du nombre de traitements sur les 27 années (1993-2019) étudiées n'est observée, et ce pour chacune des trois sous-régions bourguignonnes. Cependant, de 1993 à 2011, le nombre moyen de traitements tend à diminuer de façon significative. L'année 2012 est celle pendant laquelle il y a eu le plus grand nombre de traitements appliqués dans les trois sous-régions de Bourgogne. Les années suivantes (2013-2019) présentent globalement un plus grand nombre de traitements que les 10 années précédentes (2002-2011).

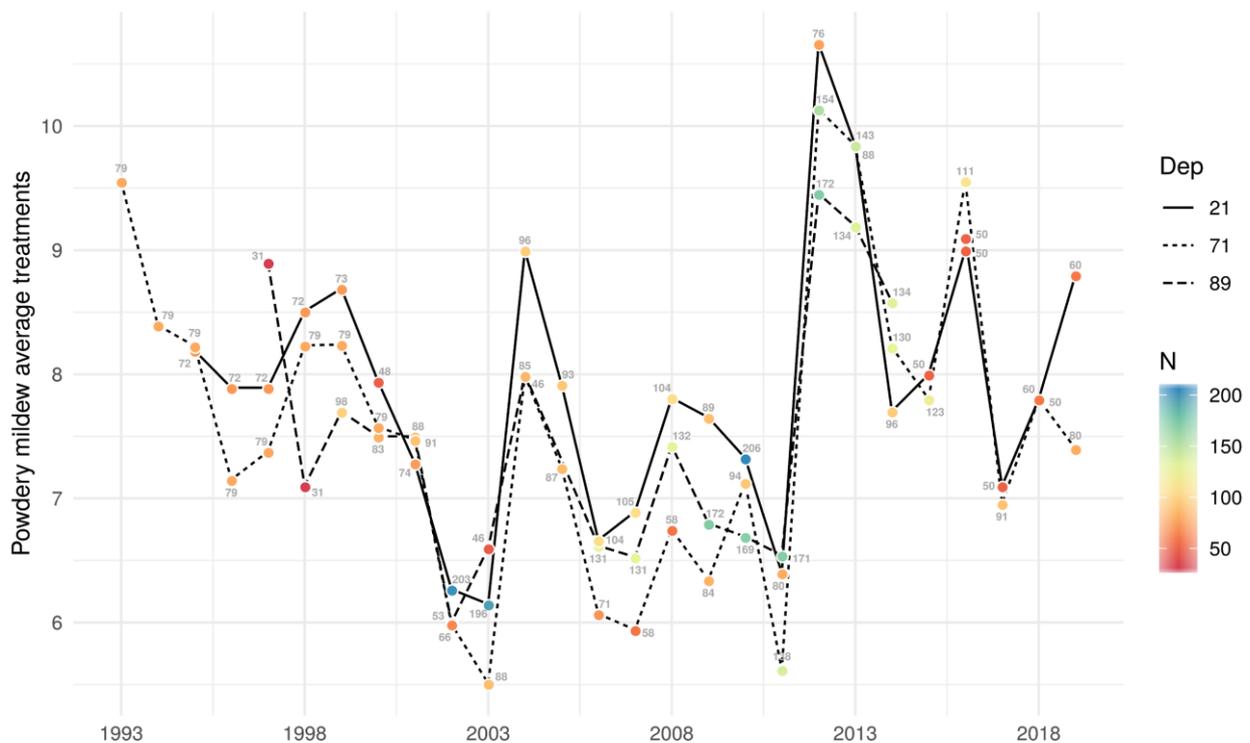


Figure 4.3 : Évolution du nombre moyen de traitements appliqués contre l'oïdium dans les 3 sous-régions de Bourgogne : Bourgogne 21 (Côte-d'Or), Bourgogne 71 et Bourgogne 89. N représente le nombre d'individus (également inscrit en gris sur le graphique) utilisé pour établir la valeur moyenne.

Utiliser le nombre annuel de traitements anti-oïdium comme indicateur d'évolution de l'intensité maladie a plusieurs limites. Effectivement, l'évolution peut être influencée par :

- l'application combinée : dans une grande majorité des cas, les traitements anti-oïdium et anti-mildiou sont réalisés simultanément (pour limiter le nombre de passages), le nombre de traitements peut donc tout aussi bien être la résultante d'une pression élevée d'une maladie ou d'une autre ;
- le contexte socio-politique : les différentes politiques environnementales émergentes, tel le plan Ecophyto (<http://agriculture.gouv.fr/ecophyto>), visent à réduire et améliorer l'usage des produits phytopharmaceutiques ;
- l'émergence de souches résistantes : certaines matières actives des pesticides ont perdu au cours du temps leur efficacité en raison de l'émergence de souches mutantes résistantes de l'agent de l'oïdium. Ce phénomène joue en faveur d'une augmentation du nombre de traitements au cours d'une saison ;
- l'amélioration des OAD (outils d'aide à la décision) : le développement de services et de groupes techniques participe de plus en plus à l'aide à la décision concernant la gestion du vignoble. De plus, la mise en ligne de données climatiques accessibles plus facilement aux viticulteurs est un facteur favorable à l'optimisation des traitements phytopharmaceutiques ;
- des effets psychologiques : les années de forte pression poussent souvent les exploitants à traiter davantage l'année suivante, en particulier si une perte économique notable a été induite par la maladie.

Un autre indicateur aurait pu être utilisé pour évaluer l'intensité de la maladie : l'indicateur de fréquence de traitements (IFT). Ce dernier, mis en place en France à partir de 2005 par l'INRA et le ministère de l'Agriculture et de la pêche (MAP), correspond à la somme de traitements réalisés, où le traitement compte comme le ratio entre la quantité de matière active du produit phytopharmaceutique appliqué par hectare sur la dose homologuée pour ce produit (selon la culture concernée et la cible visée ; Guy, 2007 ; Brunet et al., 2008). Cet indicateur se rapproche du nombre de traitements mais permet de mieux prendre en compte l'effet dose appliqué. Malheureusement, ce type de données était peu disponible avant 2010 dans les régions étudiées. De plus, l'IFT fongicide a été étudié au niveau national sur les années 2010, 2013 et 2016 et constat est fait que, pour ces années, il est très proche du nombre de traitements en Bourgogne et en Champagne (enquête Agreste : Simonovici, 2019).

Ainsi, nous partons du principe qu'une année où le nombre moyen de traitements a nettement augmenté par rapport aux années précédentes est fortement susceptible d'être une année où l'intensité de la maladie était élevée. Sur la base de ce concept, nous avons utilisé le nombre moyen de traitements contre l'oïdium comme indicateur pour l'estimation globale de l'intensité de la maladie. Salinari et al. (2006) ont établi un lien entre le nombre de traitements anti-mildiou et des indicateurs climatiques à l'échelle mensuelle dans le vignoble du nord-ouest de l'Italie. D'après l'enquête Agreste de 2017 sur les apports des produits phytosanitaires en viticulture et climat, Pujol (2017) construit des modèles par bassins viticoles français dans lesquels il relie les conditions climatiques (indicateurs mensuels) et l'IFT.

3.1.2) Note “d'experts” représentatives de l'intensité oïdium

Cette note dite “d'experts” est le fruit d'un consensus entre la FREDON (Fédération régionale de défense contre les organismes nuisibles), le SRAL (Service Régional de l'Alimentation) et les chambres d'agriculture sur l'intensité de la maladie ressentie par les observateurs des réseaux de suivi sanitaire pendant la saison végétative. Cette note varie sur une échelle de 1 à 4 ([Figure 4.4](#)). La représentation de la note par rapport à l'intensité de la maladie peut être synthétisée de la façon suivante :

- 1 : absence de présence de l'oïdium ou très rare ;
- 2 : présence de l'oïdium au vignoble mais ne provoquant pas de gros dégâts (sauf exceptions localisées) ;
- 3 : présence régulière de la maladie sur grappes, avec des parcelles fortement attaquées ;
- 4 : intensité exceptionnelle avec difficulté de maîtrise dans un certain nombre de parcelles et dégâts ponctuellement très importants.



Figure 4.4 : Évolution de la note représentative de la pression oïdium ressentie par les différents instituts suivant la présence de la maladie au vignoble. Les notes sont interprétées de la façon suivante : (1) pas d'oïdium (ou très rare) ; (2) présence d'oïdium au vignoble mais pas de gros dégâts (sauf exception) ; (3) présence régulière de la maladie sur grappes et des parcelles fortement attaquées ; (4) pression exceptionnelle avec des difficultés de maîtrise de la maladie dans un certain nombre de parcelles et dégâts ponctuellement très importants. "Dep" pour département.

Au travers de cette note "d'experts", une tendance significative à l'augmentation de la pression oïdium est observée sur l'ensemble des trois sous-régions bourguignonnes pour la période de 1981 à 2014. Effectivement, pour deux des trois sous-régions (Bourgogne 89 et Bourgogne 71) nous ne disposons pas des notes de 2015 à 2019. L'ajout de cette période pour la région Bourgogne 21 permet d'observer que cette augmentation n'est plus significative en Côte-d'Or (Figure 4.4). Cet indicateur, comme observé pour le nombre de traitements moyen, est significativement corrélé entre les trois sous-régions de Bourgogne. À noter également que l'ensemble des années avec une note maximale (4) se situent dans les 20 dernières années (2004, 2008 et 2012).

La limite principale dans l'utilisation de cet indicateur est que la note appliquée est une valeur subjective. Bien qu'elle se base sur un large ensemble d'observations ainsi que des résumés et des bilans phytosanitaires durant la saison, celle-ci ne découle pas de valeurs mesurées. Cet indicateur a l'avantage de disposer d'une forte profondeur temporelle sur l'ensemble des trois sous-régions de Bourgogne.

3.1.3 Précocité de l'apparition des symptômes de l'oïdium

La précocité de l'apparition des premiers symptômes est caractérisée par le nombre de jours après le débourrement où les premiers symptômes de la maladie sont observés sur feuilles et sur grappes dans chacune des quatre régions viticoles (Figure 4.5).

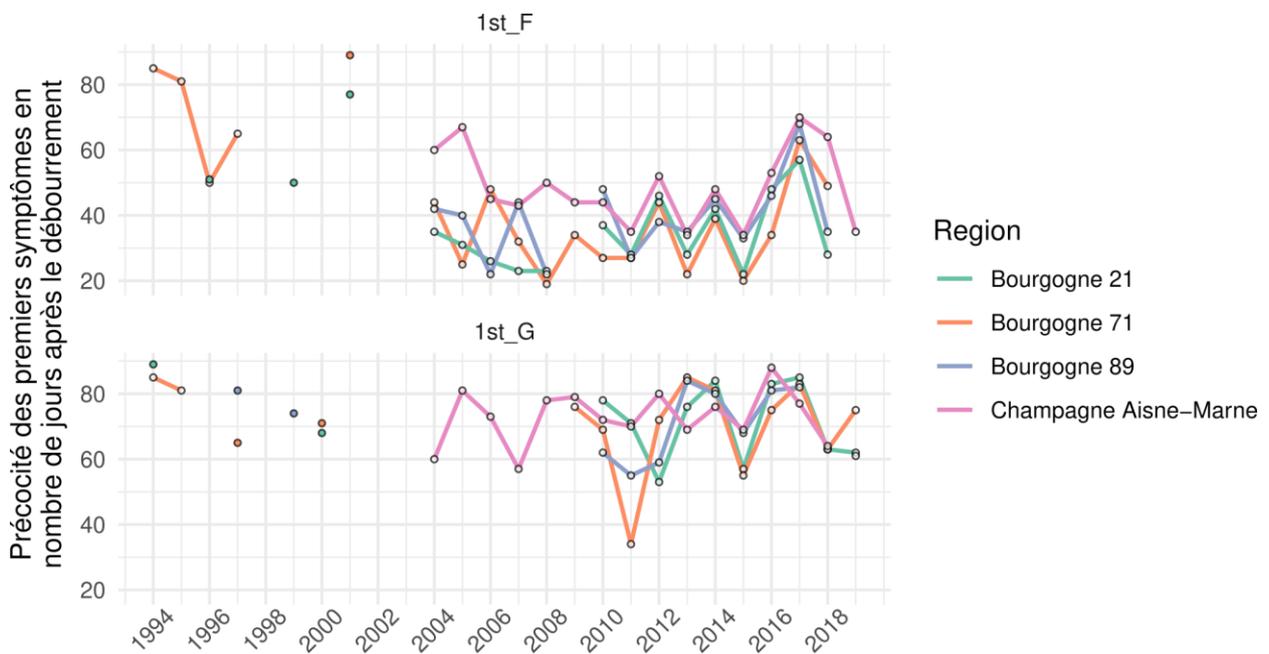


Figure 4.5 : Évolution passée du nombre de jours entre le débourrement et la date d'apparition des premiers symptômes sur feuilles (1st_F, graphe du haut) et sur grappes (1st_G, graphe du bas) toutes parcelles confondues (PT et TNT) de Chardonnay selon les quatre régions d'étude. NB : la floraison du Chardonnay en Bourgogne depuis 1994 (en Champagne depuis 1987) a lieu en moyenne 58 (65) jours après le débourrement et la véraison 124 (137) jours après le débourrement (cf. Chapitre 2, Tableau 2.4).

Les données remontant jusque dans la fin des années 1990 pour la Bourgogne 71 permettent d'établir la présence d'une tendance significative à l'augmentation de la précocité de l'oïdium sur feuilles observée dans les parcelles. Ce résultat est à considérer avec précaution du fait que cinq années sont manquantes entre 1997 et 2004, celles-ci pouvant faire changer cette tendance. Pour tous les autres cas (les autres régions, la précocité des symptômes sur grappes), aucune tendance à la diminution ou l'augmentation n'est observée.

Pour l'indicateur de précocité des premiers symptômes sur feuilles (1st_F), des corrélations significatives sont observées uniquement entre les sous-régions Bourgogne 21 et 71 et entre Bourgogne 21 et 89. Depuis 2012, on observe pourtant une synchronicité assez nette entre les 4 régions, mais ce n'est pas le cas de 2004 à 2008. Des différences significatives sont également observées en moyenne entre la Champagne et les trois sous-régions de Bourgogne. La Champagne présente en moyenne des premiers symptômes sur feuilles plus tardivement (+17j par rapport à la Bourgogne 21 ; +14j par rapport à la Bourgogne 71 ; +11j par rapport à la Bourgogne 89). Ce phénomène s'explique en partie par les conditions printanières plus fraîches en Champagne impactant également la phénologie (floraison en moyenne 7 jours plus tard, Chapitre 2).

Aucune différence moyenne n'est observée dans la précocité des premiers symptômes sur grappes entre les régions viticoles. Des corrélations significatives sont observées pour la combinaison des sous-régions Bourgogne 89/Bourgogne 71 et celle de Bourgogne 89/Bourgogne 21, traduisant une évolution interannuelle (de la précocité des symptômes sur grappes) globalement synchrone.

Les indicateurs liés à la précocité des symptômes, à l'échelle de la parcelle, seraient liés aux dégâts finaux de la maladie observés sur grappes (Valdés-Gómez et al., 2011 ; Calonnec et al., 2006). D'un point de vue épidémiologique, l'oïdium étant une maladie polycyclique, plus les symptômes apparaissent tôt pendant la saison végétative, plus la période suivant les premières contaminations est longue et ainsi plus le pathogène a des chances de se développer. Le fait d'intégrer le stade

phénologique du débourrement permet à ces indicateurs de représenter la précocité des symptômes (en nombre de jours) par rapport au début de la phase sensible de la plante et non le début de l'année.

3.1.4) Prévalence de l'oïdium

Les pourcentages de parcelles touchées sur feuilles et grappes sont des indicateurs représentatifs de la prévalence de l'oïdium. L'évolution de ces indicateurs par région est présentée dans les Figures [4.6](#) et [4.7](#).

Pour l'ensemble des régions viticoles étudiées, aucune évolution significative du pourcentage de parcelles touchées sur feuilles au stade floraison (%_F_flo) ou au maximum (%_F_max) n'est observée selon les périodes d'études, excepté pour la région Bourgogne 89 où %_F_max tend à diminuer ([Figure 4.6](#)).

La prévalence sur feuilles au moment de la floraison (%_F_flo) n'est, en moyenne, pas différente entre les quatre régions viticoles. Une corrélation significative est également observée pour cet indicateur entre chacune des régions, excepté entre Bourgogne 21 et Bourgogne 71. Pour l'indicateur de prévalence sur feuilles observé au maximum (%_F_max), une différence significative est observée uniquement entre Bourgogne 21 et Bourgogne 89 (+14% en moyenne pour Bourgogne 21). Cet indicateur est lui aussi corrélé entre chacune des régions, avec pour exception la combinaison Bourgogne 89 / Champagne Aisne-Marne.

La prévalence sur grappes ne présente aucune évolution significative pour les deux indicateurs (pourcentage de parcelles présentant des symptômes sur grappes, %_G_ver et pourcentage de parcelles présentant plus de 10% des grappes présentant des symptômes, %_G10_ver) sur l'ensemble des régions étudiées ([Figure 4.7](#)). De plus, aucune différence moyenne n'est observée entre les quatre régions. Ces deux indicateurs sont moins bien corrélés entre les régions que les indicateurs de prévalence sur feuille. Pour %_G_ver, trois combinaisons sur six (Bourgogne 21/Bourgogne 71, Bourgogne 21/Bourgogne 89 et Bourgogne 89/Champagne Aisne-Marne) présentent une corrélation significative alors que pour %_G10_ver, c'est uniquement entre la Bourgogne 21 et Bourgogne 71 que l'on observe une corrélation significative.

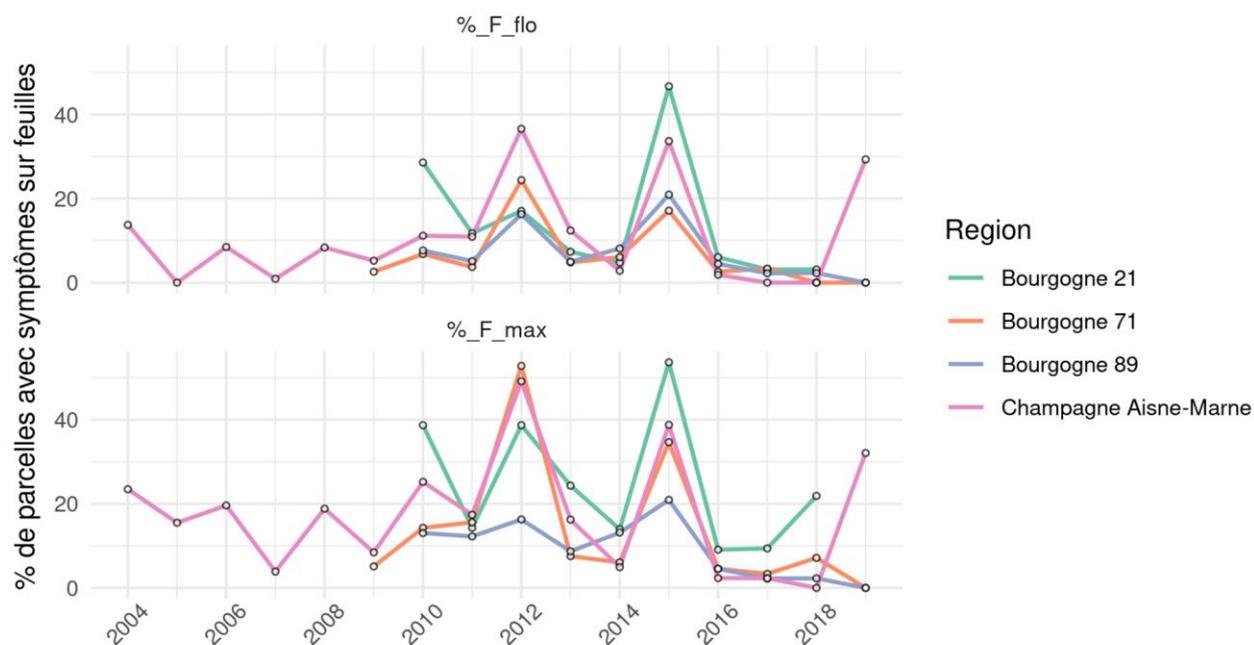


Figure 4.6 : Évolution passée du pourcentage de parcelles avec symptômes sur feuilles au stade de la floraison (%_F_flo, stade I sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) et maximum (%_F_max) selon les quatre régions d'étude.



Figure 4.7 : Évolution passée du pourcentage de parcelles avec symptômes sur grappes (%_G_ver) et avec symptômes sur plus de 10% des grappes (%_G10_ver) au moment de la véraison (stade M sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) selon les quatre régions d'étude.

Un des points les plus critiquables de ces quatre indicateurs de prévalence est qu'ils sont établis à partir de données d'observations de symptômes de la maladie sur des parcelles traitées. Ainsi, établir des liens entre les conditions climatiques et ces indicateurs est en partie biaisé du fait de l'ensemble des moyens de surveillance et de lutte appliqués chaque année pour stopper le développement du pathogène et pouvant impacter la prévalence sur feuilles et grappes. Effectivement, les variations dans les calendriers de traitements, le taux d'efficacité des fongicides ou l'utilisation de meilleures technologies sont des facteurs influençant la présence de la maladie chaque année et de manière tendancielle sur plusieurs années (amélioration du matériel de pulvérisation des produits phytosanitaires ou des outils d'aides à la décision). Cependant, ces indicateurs de prévalence ont l'avantage d'être composés du plus grand nombre de parcelles observées (entre 34 et 220 selon les régions ; [Tableau 4.1](#)) associé à une profondeur temporelle plus élevée que les indicateurs d'incidence élaborés à partir d'observations sur des TNT, de parties de parcelles non-traitées contre la maladie (indicateurs présentés ci-dessous). Ces types d'indicateurs permettent donc de mieux aborder la répartition spatiale de la maladie à l'échelle régionale.

3.1.5) Incidence de l'oïdium

L'incidence de l'oïdium est caractérisée par deux indicateurs, tous deux se basant sur des observations faites de pourcentages de feuilles présentant des symptômes dans des parcelles témoins non traitées (TNT). Le premier indicateur est l'incidence à floraison qui est calculée par moyenne des pourcentages observés à floraison par parcelle (%flo_TNT). Le second est l'incidence maximale qui est calculée par moyenne des pourcentages maximums observés tout au long de la période de suivi par parcelle. L'évolution de ces deux indicateurs est présentée dans la [Figure 4.8](#).

Ces indicateurs sont disponibles pour trois des quatre régions viticoles étudiées. La profondeur temporelle est faible, avec un maximum de 10 années en Champagne Aisne-Marne contre 6 en Bourgogne 71 et 3 en Bourgogne 21. Du fait d'un petit nombre d'échantillons pour cette dernière région, les corrélations et différences moyennes sont testées uniquement entre la Bourgogne 71 et la Champagne Aisne-Marne. Aucune différence moyenne dans l'incidence à floraison et l'incidence maximale n'est observée entre les deux régions alors qu'une corrélation significative est présente uniquement sur l'incidence à la floraison.

L'incidence dans les TNT peut être considérée théoriquement comme l'indicateur le plus représentatif de l'intensité de la maladie en lien avec les conditions climatiques. Effectivement ces zones non traitées dans certaines parcelles sont censées présenter un pourcentage d'individus malades représentatif des conditions favorables au développement du pathogène. Cependant, dans chacune des régions étudiées, le nombre de TNT reste limité (17 à 30 parcelles). Ce type d'indicateur est donc moins représentatif de l'extension spatiale de la maladie. De plus, comme indiqué plus haut, la profondeur temporelle des données à notre disposition reste faible à très modeste ([Figure 4.8](#)). Enfin, l'observation de l'incidence sur ces TNT, tout comme la prévalence, peuvent être entravées par la présence d'autres maladies dont les symptômes pourraient masquer ceux de l'oïdium.

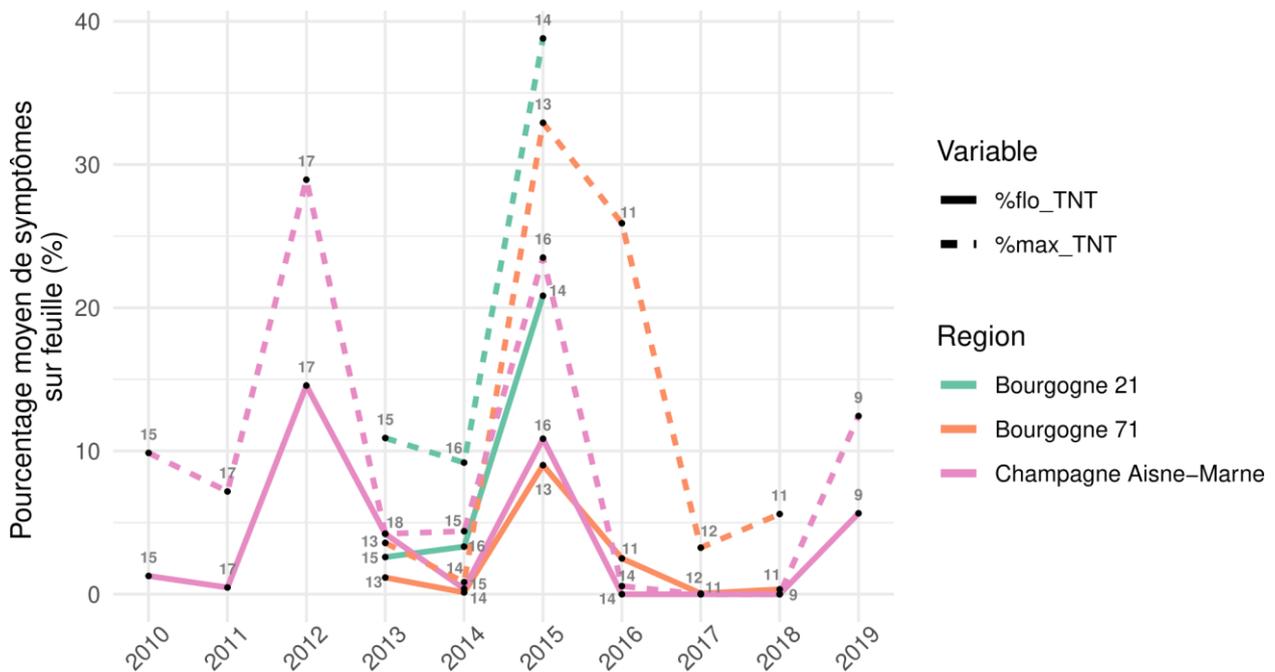


Figure 4.8 : Évolution des indicateurs sélectionnés pour les données des TNT : la moyenne du pourcentage d'individus présentant des symptômes observés au moment de la floraison (%flo_TNT, stade I sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993) et la moyenne du pourcentage d'individus présentant des symptômes observés maximum (%max_TNT) dans les parcelles de TNT de Chardonnay. La valeur numérique (en gris) associée à chaque point correspond au nombre de TNT sur lesquels la moyenne a été calculée.

3.1.6) Des évolutions synchrones entre régions et sous-régions viticoles

Quel que soit le type d'indicateur représentatif de l'intensité oïdium utilisé (parties 3.1.1 à 3.1.5), des corrélations significatives sont présentes pour chacun d'eux entre les deux régions viticoles (Bourgogne et Champagne). Les indicateurs présents uniquement à l'échelle de la Bourgogne (le nombre de traitements et la note représentative de l'intensité) ne présentent pas de différence moyenne entre les trois sous-régions bourguignonnes et sont significativement corrélés entre chacune d'elles. Ainsi, les variations interannuelles de ces indicateurs sont globalement similaires dans les trois sous-régions viticoles de Bourgogne.

Le même constat est fait sur la prévalence de l'oïdium observé sur feuilles entre les quatre régions viticoles (excepté une combinaison de régions ne présentant pas de corrélations significatives pour chacun des indicateurs %_F_flo et %_F_max ; partie 3.1.4 : Figure 4.6). Une seule différence significative est observée entre la Bourgogne 21 et la Bourgogne 89, présentant un %_F_max plus faible en moyenne. Les indicateurs de prévalence de l'oïdium observé sur grappes n'affichent pas de différence significative moyenne entre l'ensemble des régions mais présentent des variations interannuelles souvent asynchrones entre les régions (partie 3.1.4 : Figure 4.7). Effectivement, le pourcentage de parcelles avec symptôme sur grappes au stade véraison est significativement corrélé pour 3 des 6 combinaisons testées entre les quatre régions. Ce lien observé entre certaines régions se dégrade au regard de l'indicateur %_G10_ver, pour lequel seules les régions Bourgogne 21 et 71 présentent des corrélations relatives à l'évolution inter-annuelle de cet indicateur.

Les deux indicateurs représentatifs de la précocité (1st_F, 1st_G ; [partie 3.1.3](#) : [Figure 4.5](#)) sont ceux pour lesquels le plus de différences (moyenne et variabilité interannuelle) sont retrouvées entre les régions. La Champagne Aisne-Marne se distingue des trois sous-régions bourguignonnes avec une apparition plus tardive (de 11 à 17 jours en moyenne) des premiers symptômes sur feuilles de la maladie par rapport au stade du débourrement. De plus, seulement deux combinaisons sur six (uniquement pour des sous-régions en Bourgogne) présentent des corrélations significatives.

Les indicateurs liés à l'incidence de la maladie observée dans les TNT ont pu être comparés uniquement entre les sous-régions Bourgogne 71 et Aisne-Marne, où ces indicateurs ont des valeurs en moyennes similaires et corrélées significativement dans le cas des observations au stade de la floraison ([partie 3.1.5](#) : [Figure 4.8](#)).

La majorité de ces indicateurs permet donc de mettre en évidence une variabilité interannuelle de l'intensité de l'oïdium à large échelle, couvrant l'ensemble des régions étudiées. Cette variabilité peut en partie être attribuée à la variabilité interannuelle climatique, les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne relevant du même type de climat ([partie 3.2](#), Introduction générale). Quant aux différences observées pour certains indicateurs, elles démontrent que les conditions à l'échelle locale, au niveau de chacune des sous-régions viticoles étudiées, jouent également un rôle dans l'intensité de l'oïdium. Ainsi, les liens entre l'intensité de la maladie observée et les conditions climatiques seront évalués pour chacune des quatre régions viticoles ([partie 4](#)) avec l'ensemble des indicateurs de maladies et des indicateurs climatiques précédemment définis ([partie 2](#) : Tableaux [4.1](#) et [4.2](#)). Précédant cette étape, la [partie 3.2](#) explore le lien statistique entre chacun des indicateurs de maladies présentés ci-dessus au sein des régions viticoles étudiées.

3.2) Relation entre les indicateurs de maladies

Il existe donc un panel d'indicateurs décrivant l'intensité d'une épidémie d'oïdium, chacun présentant des avantages et inconvénients. La question étant maintenant de savoir si l'évolution de l'intensité de l'oïdium peut être décrite par une sélection réduite de ces indicateurs et donc de déterminer si et dans quelle mesure ces DI sont corrélés entre eux. Afin d'étudier le lien entre les différents DI sélectionnés, des matrices de corrélations entre les différents DI (calculés par année et par région) ont été élaborées sur six ensembles : 1\ pour chacune des quatre régions viticoles étudiées (un individu correspondant à la valeur d'un DI pour une année ; [Figure 4.9](#), c à f) et 2\ deux agrégations de régions ([Figure 4.9](#), a à b). Dans le second cas, un individu correspond à la valeur d'un DI pour une année et une région. Un minimum de six années d'observations en commun a été fixé pour établir les corrélations entre ces indicateurs. Les cas "All" et "Bourgogne" ([Figure 4.9](#), a et b) sont des agrégations faites sur plusieurs régions viticoles : "All" regroupe les données toutes régions viticoles confondues, "Bourgogne" celles de Bourgogne 21, 71 et 89 ([Figure 4.9](#), d à f). Dans ces deux cas, il arrive donc que certaines années soient répétées. Pour l'ensemble des matrices de corrélations présentées dans la [Figure 4.9](#), seules les corrélations significatives (valeur $p \leq 5\%$ sur un test de corrélation de Pearson) sont affichées.

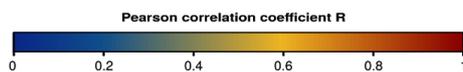
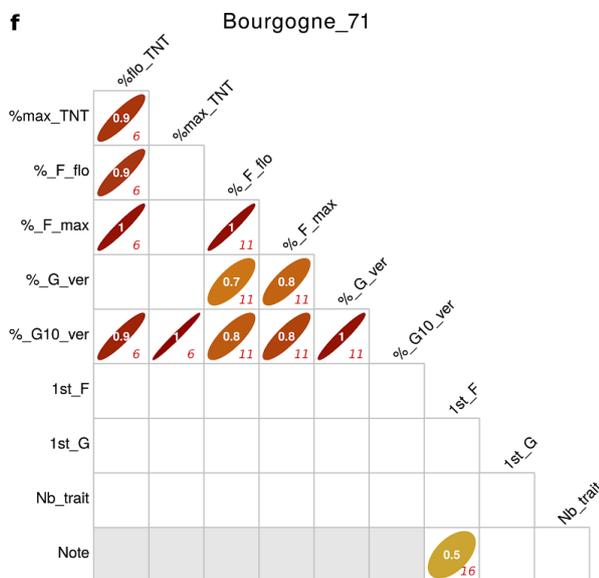
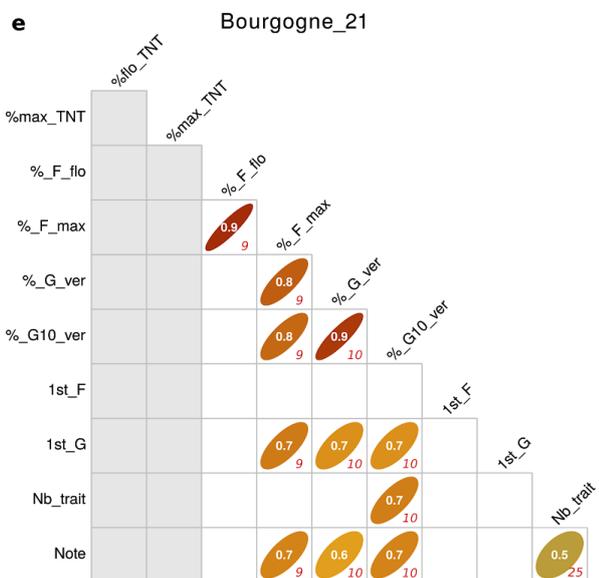
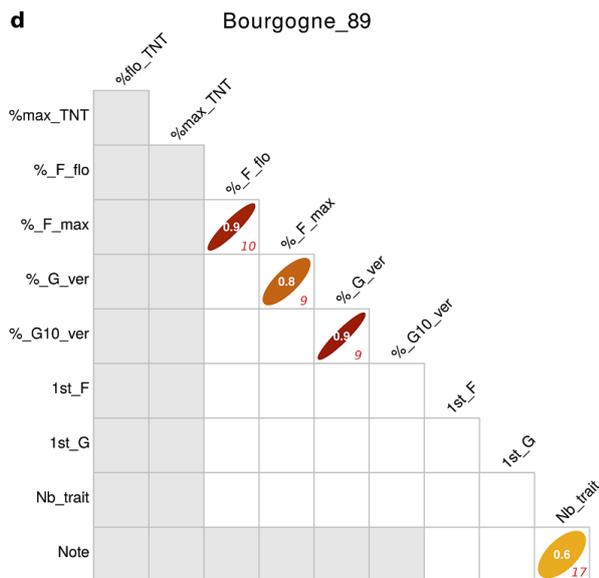
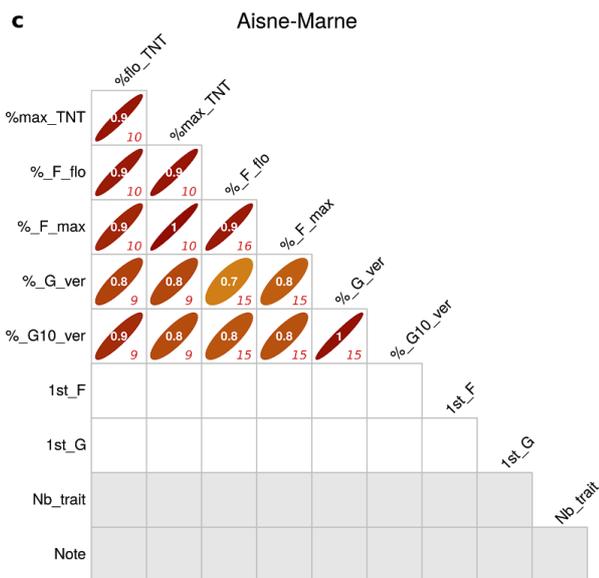
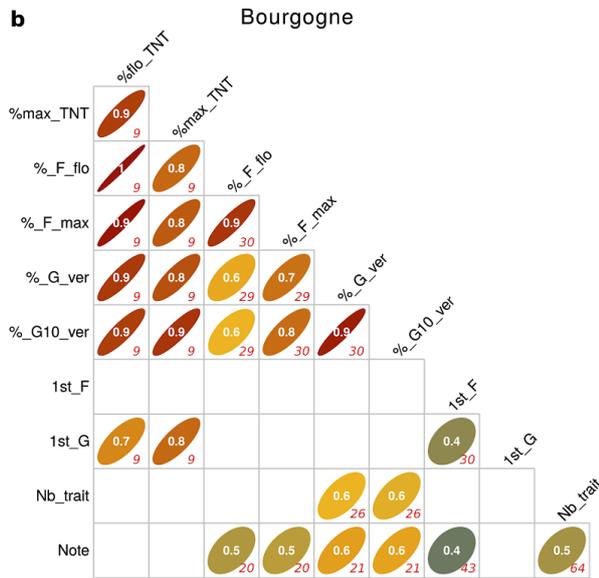
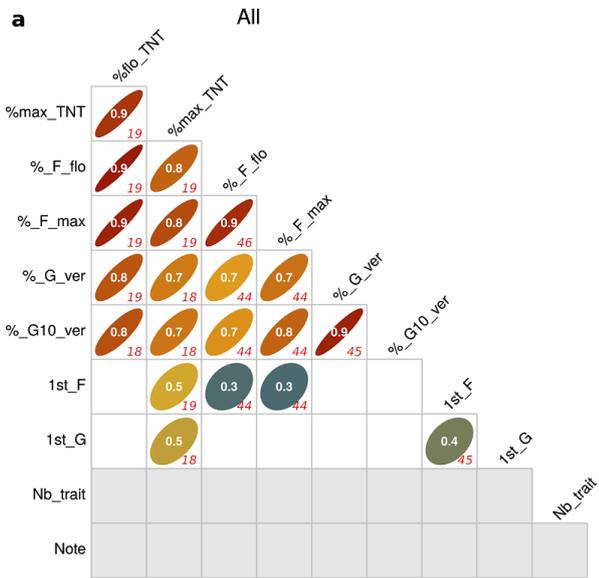
Pour faciliter l'interprétation des résultats, nous avons inversé le signe des corrélations des indicateurs de précocité (1st_F et 1st_G), équivalant à remplacer leurs valeurs par leur opposé. Cette opération est effectuée car, à l'inverse de tous les autres DI, des valeurs élevées de 1st_F et 1st_G (nombre de jours après le débourrement) ne seraient pas représentatives d'une forte intensité

de l'oïdium mais, au contraire, seraient liées à une présence tardive et donc plus faible de la maladie. Pour faciliter la lecture, les combinaisons d'indicateurs seront ci-après écrites sous le format "indicateur 1 & indicateur 2", avec "indicateur 1" correspondant aux indicateurs en abscisse dans la [Figure 4.9](#) et "indicateurs 2" à ceux en ordonnée.

Sur les six ensembles étudiés ([Figure 4.9](#), a à f), les indicateurs de prévalence sur feuilles sont très fortement corrélés entre eux (r de %_F_flo & %_F_max variant de 0.9 à 1). Le même constat est fait pour la prévalence sur grappes (r de "%_G_ver" & "%_G10_ver" variant aussi de 0.9 à 1). Les quatre autres combinaisons entre prévalence sur feuilles et sur grappes présentent aussi des corrélations significatives pour quatre des six ensembles, soit les cas des régions toutes confondues, l'agrégation de celles en Bourgogne mais aussi pour les ensembles Aisne-Marne et Bourgogne 71 (r de %_F_flo & %_G_ver, %_F_flo & %_G10_ver, %_F_max & %_G_ver et %_F_max & %_G10_ver, variant de 0.6 à 0.8 ; [Figure 4.9](#), a,b,c et f). En ce qui concerne les régions viticoles Bourgogne 89 et Bourgogne 21, ces mêmes combinaisons ne présentent pas toutes des corrélations significatives mais, quand c'est le cas, elles sont élevées ($r = 0.8$ entre %_F_max & %_G_ver pour Bourgogne 89 et 21 et entre %_F_max & %_G10_ver pour Bourgogne 21 ; [Figure 4.9](#), d et e).

À l'échelle des régions viticoles, les corrélations avec les indicateurs d'incidence de la maladie (%flo_TNT et %max_TNT) ne sont calculées que sur l'Aisne-Marne et la Bourgogne 71. La Bourgogne 21 n'est prise en compte que dans les ensembles agrégés (3 années seulement). Les corrélations entre l'incidence à floraison et l'incidence maximale sont élevées pour les cas avec assez de mesures disponibles ($r = 0.9$; [Figure 4.9](#), a,b,c et f). À l'échelle de la Bourgogne et pour l'agrégation de toutes les régions viticoles, des corrélations élevées sont aussi obtenues pour toutes les combinaisons avec les indicateurs de prévalence de la maladie (r variant entre 0.7 et 1 ; [Figure 4.9](#), a et b). Le constat est le même pour l'Aisne-Marne (r variant entre 0.8 et 1 ; [Figure 4.9c](#)). Moins de combinaisons ont des corrélations significatives pour la Bourgogne 71, mais ces dernières sont plus élevées que pour l'Aisne-Marne (r variant entre 0.9 et 1 ; [Figure 4.9f](#)).

Figure 4.9 (page suivante) : Matrice de corrélation entre les différents indicateurs pour l'ensemble des quatre régions (c, d, e et f). Les indicateurs ont également été agrégés pour la région Bourgogne (b) et sur l'ensemble des données (a). Seules les corrélations significatives (test de Pearson, $p \leq 5\%$) sont affichées. La valeur numérique en blanc est le coefficient de corrélation r de Pearson, tandis que celle en rouge correspond au nombre d'individus utilisés pour calculer la corrélation. Les zones grisées correspondent aux indicateurs disposant d'un nombre insuffisant de données pour établir une corrélation (calcul fait sur 6 années de mesures au moins).



En ce qui concerne la précocité sur feuilles et sur grappes, les indicateurs sont faiblement corrélés entre eux pour les ensembles “All” et “Bourgogne” ($r = 0.4$ pour 1st_F & 1st_G ; [Figure 4.9](#), a et b). À l'échelle de toutes les régions viticoles, les corrélations de la précocité sur feuilles sont moyennes à faibles avec l'incidence maximale observée dans les TNT et la prévalence sur feuilles (r varie entre 0.3, et 0.5 pour 1st_F & %max_TNT, 1st_F & %_F_flo et 1st_F & %_F_max ; [Figure 4.9a](#)). La précocité sur grappes aussi est corrélée à l'incidence maximale dans les TNT, tous vignobles confondus ($r = 0.5$ pour 1st_G & %max_TNT, [Figure 4.9a](#)). Ce constat est le même à l'échelle de la Bourgogne pour laquelle la corrélation est plus élevée ($r = 0.8$ pour 1st_G & %max_TNT, [Figure 4.9](#), b). Par ailleurs, la Bourgogne présente aussi une corrélation élevée entre la précocité sur grappes et l'incidence à floraison ($r = 0.77$ pour 1st_G & %flo_TNT ; [Figure 4.9b](#)). Par région viticole, les indicateurs ne présentent pas de corrélations significatives ou ne disposent pas d'assez d'années pour les calculer, sauf pour certaines combinaisons de la Bourgogne 21. Pour cette dernière, l'indicateur de précocité sur grappes est corrélé avec trois indicateurs de prévalence (r de %_F_max & 1st_G, %_G_ver & 1st_G, %_G10_ver & 1st_G respectivement de 0.7, 0.6 et 0.7 ; [Figure 4.9e](#)).

À l'échelle de la Bourgogne, le nombre de traitements annuels est corrélé aux indicateurs de prévalence sur grappes ($r = 0.6$ pour %_G_ver & Nb_trait et %_G10_ver & Nb_trait ; [Figure 4.9b](#)). Par région viticole, seule la Bourgogne 21 présente une corrélation pour le nombre de traitements, mais uniquement avec la prévalence sur grappes des parcelles touchées à plus de 10% ($r = 0.7$ pour %_G10_ver & Nb_trait ; [Figure 4.9e](#)). Le nombre de traitements est aussi corrélé à la note pour l'ensemble de la Bourgogne ($r = 0.5$; [Figure 4.9b](#)), ainsi que dans les régions viticoles Bourgogne 89 et 21 (r de 0.6 et 0.5 respectivement ; [Figure 4.9](#), d et e).

Par ailleurs, des corrélations significatives sont obtenues entre la note et les indicateurs de prévalence de la maladie à l'échelle de la Bourgogne (r de %_F_flo & Note, %_F_max & Note, %_G_ver & Note et %G_10_ver & Note variant entre 0.5 et 0.6 ; [Figure 4.9b](#)). Trois de ces quatre corrélations s'observent aussi en Bourgogne 21 pour laquelle elles sont plus élevées (r de %_F_max & Note, %_G_ver & Note et %G_10_ver & Note variant entre 0.6 et 0.7 ; [Figure 4.9e](#)). Les note présente aussi des corrélations faibles avec la précocité des symptômes sur feuilles sur l'ensemble de la Bourgogne et pour la région viticole Bourgogne 71 (r respectivement de 0.4 et 0.5 ; [Figure 4.9b](#)).

Ainsi, les liens inter-DI étant complexes et différents selon les régions, ils nous amènent à discuter de la représentativité des DI.

3.3) Représentativité des indicateurs de maladies

Les corrélations inter-DI nous permettent de tirer des conclusions (listées ci-après) quant aux choix et à la représentativité des indicateurs permettant de décrire l'intensité de l'oïdium à l'échelle des régions viticoles.

- Le lien entre le pourcentage de parcelles touchées sur feuilles à floraison et au maximum est observé sur l'ensemble des régions. Ce lien est également observé entre l'incidence des symptômes dans les TNT à floraison et maximum. Ceci est en accord avec les connaissances sur la sensibilité de la vigne et principalement des feuilles. À floraison, une partie du feuillage est assez âgée (d'environ deux mois) et commence à présenter une résistance ontogénique limitant le développement de l'oïdium (Corio-Costet, 2007), sans

pour autant complètement l'inhiber (Doster & Schnathorst, 1985). À partir de ce stade phénologique, l'évolution de la prévalence et de l'incidence sur feuilles augmente plus lentement. De plus, les observations réalisées sur feuilles s'arrêtent assez rapidement après floraison (en moyenne 12 jours après en Bourgogne), celles-ci se concentrant sur les fleurs et les grappes. La période débourrement-floraison semble ainsi être adéquate pour étudier le lien entre les différents CI et la prévalence (%_F_flo et %_F_max) ainsi que l'incidence (%flo_TNT et %max_TNT) de la maladie sur feuille.

- Le pourcentage de parcelles touchées sur grappes (%_G_ver) et celui de parcelles touchées sur grappes à plus de 10% (%_G10_ver) sont corrélés sur l'ensemble des régions viticoles, prises séparément ou regroupées. Sur les périodes étudiées, une forte extension spatiale de la maladie sur grappes est donc associée à une incidence élevée (au moins 10% des grappes par parcelle). Ainsi, à l'échelle régionale, des conditions favorables au développement de l'oïdium sur grappes sont liées à une incidence plus forte de la maladie au sein du vignoble.

- Les indicateurs d'incidence observés dans les TNT sont corrélés aux indicateurs de prévalence dans les parcelles traitées. Ces corrélations renforcent l'idée qu'utiliser un grand nombre de parcelles, même si elles sont traitées, permet de représenter l'intensité de la maladie au même titre que les indicateurs d'incidence des TNT. De plus, ces indicateurs de prévalences permettent la prise en compte de l'étendue spatiale de la maladie (via un grand nombre de parcelles) contrairement à l'incidence observée dans les TNT. Finalement, les indicateurs de prévalence ont également l'avantage d'avoir une plus grande profondeur temporelle (23 années de plus au cumul sur l'ensemble des régions étudiées). Celle-ci permettra d'apporter plus de robustesse dans les corrélations avec les CI.

- Les indicateurs de précocité sur feuilles et grappes ne sont pas liés entre eux à l'échelle des régions étudiées. Des années où la précocité de l'apparition de la maladie sur feuilles est observée n'entraîne pas systématiquement des symptômes précoces sur grappes. De plus, une prévalence ou incidence forte sur feuilles n'entraîne pas forcément une précocité des premiers symptômes sur grappes. D'après notre jeu de données, l'hypothèse initiale que l'apparition précoce des premiers symptômes serait liée à un développement plus important du pathogène et d'une intensité plus marquée pendant la saison (Valdés-Gómez et al., 2011) ne semble pas s'observer dans la majorité des régions (en comparaison aux indicateurs de prévalence et incidence). Ces deux indicateurs de précocité seront donc considérés séparément l'un de l'autre.

- Un lien est observé entre le nombre de traitements et la prévalence de la maladie sur grappes à l'échelle de la Bourgogne. À l'échelle des régions viticoles, ce lien est seulement observé en Bourgogne 21. Les corrélations présentées en font un indicateur à part entière qui, malgré ses incertitudes et ses inconvénients (*cf.* [partie 3.1.1](#)), permet d'être considéré. Ce lien montre que malgré l'efficacité des traitements fongiques appliqués, une année présentant un nombre de traitements moyen élevé est caractérisée par une prévalence de la maladie sur grappes également élevée à l'échelle régionale. Soulignons ici que dans le cadre de la présente thèse, nous avons réalisé de manière préliminaire une étude reliant conditions climatiques et traitements contre le mildiou et l'oïdium en Bourgogne en vue d'estimer l'évolution de la pression phytosanitaire sur la base de projection climatique (Zito et al., 2018). Ces travaux sont en annexe du présent manuscrit ([Annexe 4.1](#)).

- L'indicateur de la note, bien qu'il soit considéré comme un indicateur semi-quantitatif, est significativement corrélé à l'ensemble des indicateurs représentant la prévalence de la maladie sur feuilles et grappes à l'échelle de la Bourgogne. Ce lien a aussi pu être observé dans la région viticole Bourgogne 21 où le nombre d'années en commun était suffisant. Cependant, il n'est pas corrélé à l'incidence observée dans les TNT. Les corrélations significatives obtenues pour la note font en partie ressortir la part agro-économique de cet indicateur dans le sens où il représente plus l'intensité de la maladie observée sur un large nombre de parcelles (malgré l'application de traitements) que sur un échantillonnage de TNT, plus représentatif des facteurs environnementaux impactant le développement d'*Erysiphe necator*. Finalement bien que cette note illustre plus la façon dont est gérée la maladie et l'expression des symptômes observés chaque saison au niveau des régions viticoles, elle permet, au même titre que les traitements, d'appréhender l'intensité de la maladie.

Dans la majorité des cas, la faible profondeur temporelle des DI ne permet pas d'observer de tendance d'évolution significative. La précocité sur feuilles est le seul indicateur présentant une tendance significative entre 1994 et 2018 en Bourgogne 71. Les premiers symptômes auraient donc tendance à apparaître légèrement plus tôt après le débourrement. En parallèle, il est bon de rappeler qu'aucun des CI calculés dans le Chapitre 2 (partie 3.3) ne présentait une évolution significative entre débourrement et floraison sur l'ensemble des périodes étudiées. Le nombre de traitements est le second indicateur présentant une tendance sur une partie de la période disponible observée. Effectivement, de 1993 à 2011, une tendance à la diminution était observée. Mais depuis 2012 (années où le nombre moyen de traitements est le plus élevé en Bourgogne), ainsi que sur l'ensemble de la période (1993-2019), le nombre de traitements n'affiche pas de tendance d'évolution significative. Il est toutefois difficile d'interpréter cette absence de tendance. Elle suggère d'une part qu'en dépit des avancées technologiques sur l'accompagnement technique et l'évolution du matériel de pulvérisation, l'usage d'intrants contre l'oïdium n'aurait pas évolué. Le rôle d'émergence de souches résistantes aux pesticides chez *Erysiphe necator* peut être invoqué comme élément d'explications (Jones, 2005 ; Kunova et al., 2016). Il est toutefois probable que ce maintien du nombre de traitements appliqués pour contrôler l'oïdium soit le résultat de facteurs multiples (agronomiques, économiques, sociologiques, politiques, ...), tels que ceux intervenus dans l'échec du plan Ecophyto 2008 (Guichard et al., 2017). Soulignons enfin que l'absence d'une évolution à la baisse concernant le nombre de traitements peut tout à fait être associée à une diminution de la quantité de pesticides appliquée. En effet, la dose de produit n'est pas nécessairement maximale.

L'analyse de l'ensemble des corrélations entre les DI et entre les régions viticoles soulève certaines questions.

- La Bourgogne 89 est la région viticole dans laquelle le moins de DI sont corrélés entre eux. Un "effet région" impacterait donc potentiellement les liens entre les différents indicateurs à la fois via des nuances dans le climat ou des facteurs environnementaux tels que le mode de conduite, les caractéristiques topographiques ou pédo-géologiques. L'effet "observateur" peut également être mis en cause car bien que les protocoles soient similaires au sein des régions viticoles de Bourgogne, les observations ne sont pas réalisées par les mêmes personnes. L'effet de l'échantillonnage (choix des parcelles du réseau de suivi, viticulteurs répondant aux enquêtes sur le nombre de traitements) est également un facteur

influençant l'information contenue dans la base de données. Il serait intéressant d'étudier ces facteurs qui ne sont pas abordés dans le manuscrit bien que potentiellement non-négligeables.

- D'un point de vue géographique, les deux régions méridionales de Bourgogne (21 et 71) sont les plus proches et sont les seules à afficher une variation synchrone pour %_G10_ver d'une année sur l'autre en comparaison avec la Bourgogne 89 et l'Aisne-Marne. Les caractéristiques climatiques plus proches entre ces deux régions (Bourgogne 21 et 71, avec une plus faible influence océanique : Cuccia 2013) pourraient souligner le rôle de l'effet "climat" sur les liens entre les DI.

- L'indicateur correspondant au pourcentage de parcelles touchées sur grappes avec plus de 10% des grappes présentant des symptômes pourrait être caractérisé, dans notre cas d'étude, comme étant l'indicateur le plus représentatif du risque épidémique de l'oïdium. Effectivement, à l'échelle d'une région viticole, il intègre à la fois la variabilité spatiale (prévalence) et le caractère virulent de la maladie (incidence > 10%). De plus, d'un point de vue biologique, la résultante des contaminations d'oïdium sur grappes découle en partie de la présence du pathogène sur les feuilles. Enfin, c'est l'indicateur qui affiche le plus souvent des colinéarités avec le plus grand nombre de DI au sein des différentes régions étudiées.

Bien que nous ayons pu déterminer des liens inter-DI, chacun d'eux représente une caractéristique de l'épidémie de l'oïdium avec des avantages et des inconvénients. Nous les avons donc tous conservés dans le but de les confronter aux CI et MI ([partie 4](#)).

4) Le lien entre le climat et l'intensité de l'oïdium observée

Après avoir considéré les prédictands ([partie 3](#)), il convient maintenant d'étudier les relations qu'ils ont avec les prédicteurs préalablement définis ([partie 2.2](#)). Pour qualifier ces liens, des méthodes différentes ([partie 4.1](#)) sont utilisées permettant, dans un premier temps, de préciser les relations avec les indicateurs climatiques (CI), que ce soit à l'échelle mensuelle ([partie 4.2](#)) ou sur des périodes en lien avec la phénologie de la plante (parties [4.3](#) et [4.4](#)). Puis, nous considérons l'utilisation d'indicateurs issus de modèles biologiques représentatifs du développement de l'oïdium (MI, [partie 4.5](#)). Enfin, un bilan récapitule ce qu'il résulte de cette étude des liens entre le climat et l'intensité de l'oïdium observée.

4.1) Méthodes employées pour la recherche de liens entre climat et maladie

Les méthodes employées se basent sur l'utilisation de trois différents types de régressions, détaillées ci-après, permettant d'étudier les liens statistiques entre les différents DI ([Tableau 4.2](#)) et les CI ou les MI (Tableaux [4.3](#) et [4.4](#)). Ces relations sont décrites selon d'autres conditions précisées ensuite.

❖ Régressions linéaires simples

La première méthode consiste à établir des régressions linéaires simples testées pour chacune des combinaisons possibles entre les DI et les autres indicateurs définis. Cette étape est réalisée pour les trois types de CI ([Tableau 4.3](#)) et les MI ([Tableau 4.4](#)). Afin d'interpréter plus clairement les résultats, seulement les corrélations significatives (au seuil 95%) et avec un R^2 supérieur ou égal à 0.4 (seuil fixé arbitrairement) seront présentées.

❖ Régressions linéaires multiples

La seconde méthode consiste à établir des modèles de régressions linéaires multiples entre les DI et les CI de types mensuel et séquentiel. Toutes les combinaisons possibles sont testées pour chacun des DI avec un maximum de trois variables explicatives (prédicteurs, c'est-à-dire les CI établis par type) comme régresseurs de modèles de régression linéaire multiple. Cependant, pour éviter toute colinéarité au sein des modèles, les combinaisons dans lesquelles au moins deux prédicteurs étaient significativement corrélés (valeur $p \leq 5\%$ sur un test t de corrélation de Pearson) ont été écartées.

La performance de chaque modèle de régression multiple a été évaluée par la méthode de validation croisée « Leave-One-Out Cross Validation » (LOOCV). Le modèle avec l'efficacité la plus élevée (EF ; voir Butler, 1999 pour plus d'informations) a été sélectionné. L'EF est calculé comme suit :

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}$$

où P_i est la valeur prédite du DI dans la région viticole pour l'année i ; O_i est l'indicateur observé pour l'année i et \bar{O} est le DI moyen observé pour toutes les n années disponibles. De la même façon que pour les corrélations linéaires simples, un seuil de 0.4 est fixé sur la valeur d'efficacité afin de sélectionner les modèles les plus robustes.

❖ Régressions linéaires simples sur fenêtre glissantes

La troisième méthode, tout comme la première, se base sur des régressions linéaires simples appliquées sur des fenêtres glissantes. Cette méthode (*window pane* en anglais) a été appliquée de façon similaire à l'approche décrite par Coakley & Line (1982). Celle-ci a été utilisée par Kriss et al. (2010) et reprise récemment par Molitor et al. (2016) dans le but d'étudier les conditions climatiques favorisant l'apparition de la pourriture grise (*Botrytis cinerea*) de la vigne. Le principe de cette méthode consiste à établir une fenêtre (correspondant à un nombre de jours fixés) durant laquelle l'indicateur climatique est calculé. Cette fenêtre va varier à la fois en durée mais également pendant l'année (jour après jour). Pour chaque possibilité (taille et position de la fenêtre), une corrélation est réalisée entre CI calculé sur la fenêtre et le DI annuel. Ainsi, chaque année, ce n'est pas une corrélation qui est testée entre un CI et DI mais plusieurs centaines, où l'indicateur climatique évolue en fonction de la taille et la position de la fenêtre alors que le DI reste fixe.

❖ Conditions d'application des méthodes statistiques

Ces trois méthodes statistiques sont appliquées sur tous les DI individuellement (cf. [partie 3.1](#)) dans les 6 ensembles établis dans la [partie 3.2](#). Pour rappel, quatre des ces ensembles correspondent à chacune des régions viticoles, un aux trois sous-régions de Bourgogne agrégées (nommé "Bourgogne" dans les résultats) et le dernier aux quatre régions viticoles agrégées.

Plusieurs DI sont établis à des moments précis dans la saison. Parmi les CI et les MI, certains sont agrégés (*i.e.* cumulés ou moyennés) sur des périodes susceptibles de dépasser ou de chevaucher ce moment. Les combinaisons CI-DI ou CI-MI concernées ne sont pas sélectionnées pour réaliser les corrélations, et ceci, quelle que soit la méthode statistique employée. Par exemple, nous ne testons pas la relation entre l'incidence au moment de la floraison et le cumul des précipitations entre

débourrement et véraison ou durant le mois de juillet. Ainsi, dans chacune des parties qui suivront (parties [4.2](#), [4.3](#) et [4.4](#)), nous préciserons les CI utilisés pour chacun des DI et MI.

Certains indicateurs produisant de longues séries de valeurs nulles rendent la variable difficile à traiter statistiquement (même si des méthodes, complexes mais jamais complètement satisfaisantes, existent ; Delucchi & Bostrom 2004). Ces cas ont donc été écartés de l'analyse lorsque plus de deux tiers des valeurs étaient nulles. À titre d'exemple, la combinaison entre la prévalence sur grappes (%_G_ver) et le nombre de séquences humides durant plus de 10 jours (WS_10_Flo) serait sélectionnée sans ce filtre. En effet, leur corrélation significative résulte de l'effet d'*outliers* avec deux années seulement qui ont un WS_10_Flo non nul. Le filtre mis en place permet d'écartier les combinaisons d'indicateurs de ce genre, pour lesquelles plus de 70% des individus ont des valeurs nulles. Ce seuil est arbitraire et a été sélectionné suite à l'étude des nuages de points entre les CI concernés et les DI ou MI. Ce filtre est appliqué aux corrélations linéaires simples ainsi que sur les modèles de régressions linéaires multiples pour tous les DI testés.

4.2) Relations avec les conditions climatiques mensuelles

Dans de nombreuses situations, les données ne sont disponibles qu'à un pas de temps mensuel. L'objet de cette partie est de voir si à ce pas de temps, grossier mais intégrateur, des relations entre indicateurs climatiques et de maladies sont observables. Pour les DI référents à la floraison, aux TNT et à l'apparition des premiers symptômes (%_F_flo, %_F_max, 1st_F, 1st_G, %flo_TNT et %max_TNT), les CI mensuels qui sont utilisés pour réaliser les régressions linéaires simples ainsi que les modèles multilinéaires sont filtrés sur la période d'avril à mai. Effectivement, les indicateurs de maladies observés à floraison (le 7 et 14 juin en moyenne en Bourgogne et Champagne ; Chapitre 2) ne peuvent pas être (ou très peu) influencés par les conditions climatiques de juin/juillet. Pour les indicateurs restants (%_G_ver, %_G10_ver, Nb_trait et Note), les CI calculés sur chacun des mois de la période avril à juillet sont utilisés.

Pour faciliter l'interprétation des résultats, de la même façon que pour la [partie 3.2](#), nous avons inversé le signe des corrélations des indicateurs de précocité (1st_F et 1st_G), équivalant à remplacer leurs valeurs par leur opposé. Ainsi, des valeurs élevées de l'indicateur 1st_F et 1st_G correspondent à une précocité plus forte. Cette opération a été réalisée pour l'ensemble des parties suivantes.

❖ Régression linéaires simples

Des régressions linéaires simples sont testées entre chacun des 10 indicateurs représentatifs de l'intensité de l'oïdium (DI, [Tableau 4.2](#)) et les 6 types d'indicateurs climatiques mensuels (CI, [Tableau 4.1](#)) sur les 6 ensembles définis précédemment. En considérant l'ensemble des combinaisons possibles (10 DI, 12 à 24 CI), le nombre de corrélations testées s'élève à 216 par région (réalisé sur les 6 ensembles considérés). Les combinaisons sélectionnées (12 au total) selon les critères précédemment définis (corrélation significative avec $R^2 > 0.4$; [partie 4.1](#)) sont présentées dans le [Tableau 4.5](#).

Tableau 4.5 : Corrélations linéaires sélectionnées entre les indicateurs climatiques mensuels (CI) et les indicateurs de maladie (DI) avec le coefficient de détermination R^2 , le signe de la corrélation (noté + quand positif et - quand négatif) le nombre d'individus N et la région viticole dans laquelle est obtenue la corrélation.

DI	CI	R^2	Signe	N	Région
1st_G	HR_05	0,49	-	15	Bourgogne_71
1st_G	PRs1_05	0,50	-	11	Bourgogne_89
1st_G	Tmax_04	0,59	+	15	Bourgogne_71
1st_G	Tmoy_04	0,57	+	15	Bourgogne_71
Nb_trait	PR_05	0,42	+	17	Bourgogne_89
%flo_TNT	PR_04	0,59	+	10	Aisne-Marne
%max_TNT	PR_04	0,41	+	10	Aisne-Marne
%_G_ver	PRs1_04	0,42	+	11	Bourgogne_71
%_G_ver	Tmin_06	0,54	-	15	Aisne-Marne
%_G10_ver	PRs1_04	0,53	+	10	Bourgogne_21
%_G10_ver	PRs1_07	0,43	-	10	Bourgogne_21
%_G10_ver	Tmin_06	0,56	-	15	Aisne-Marne

Le DI lié à la précocité des premiers symptômes sur grappes (1st_G) est négativement corrélé à l'humidité relative de mai (HR_05) et positivement corrélé aux températures maximales et moyennes d'avril (Tmax_04, Tmoy_04) en Bourgogne 71 (Tableau 4.5). En Bourgogne 89, le nombre de jours de pluie en mai (PRs1_05) est corrélé positivement à 1st_G. Ainsi, la précocité sur grappes est liée à des conditions climatiques sèches en mai dans ces deux régions (HR_05 pour Bourgogne 71 et PRs1_05 pour Bourgogne 89) et des températures élevées en avril pour la Bourgogne 71. En Bourgogne 89, le nombre de traitements augmente avec les cumuls de pluie en mai (corrélation positive avec PR_05). En Aisne-Marne, c'est l'incidence de la maladie observée dans les TNT qui est liée aux cumuls de précipitations mais plus précoces dans l'année : en avril (PR_04). Toujours en ce qui concerne les précipitations d'avril, leur nombre de jour d'occurrence (PRs1_04) est aussi lié aux indicateurs de la prévalence de la maladie sur grappes (PRs1_04) en Bourgogne 71 et 21 (corrélation positive avec %_G_ver et %_G10_ver respectivement). Pour la Bourgogne 21, la prévalence sur plus de 10 % des grappes est aussi corrélée mais négativement avec le nombre de jours de précipitations en juillet (PRs1_07). Des mois d'avril avec plus de jours pluvieux et des mois de juillet avec moins de jours secs seraient favorables à l'extension spatiale de la maladie sur grappes en Bourgogne 21 (%_G10_ver). En Aisne-Marne, des températures élevées en juin sont liées à une prévalence sur grappes plus faible (corrélation négative avec %_G_ver et %_G10_ver).

Les CI mensuels sélectionnés sont dans la grande majorité différents selon les régions. Nous pouvons aussi noter qu'entre chacune d'elles, les indicateurs ne sont globalement pas contradictoires (même signe selon leur caractéristique à l'échelle mensuelle). D'un point de vue général, une intensité oïdium élevée sur les régions étudiées serait liée à des conditions climatiques :

- d'avril : plus chaudes (en températures moyenne et maximale) et plus pluvieuses (en cumul de précipitations et en nombre de jours de pluie) ;
- de mai : moins humides en mai (humidité relative plus faible et moins de jours de précipitations) mais avec des cumuls de précipitations plus élevés ;
- de juin : plus fraîches la nuit (en température minimale) ;
- de juillet : plus sèches (en nombre de jours de pluie).

❖ *Régressions linéaires multiples*

De la même façon que les corrélations linéaires simples, les modèles de régressions linéaires multiples avec la méthode LOOCV sont réalisés pour l'ensemble des DI ([Tableau 4.2](#)) en utilisant les 6 types de CI mensuels ([Tableau 4.3](#)). Pour rappel, un maximum de trois prédicteurs (CI) retenus dans le modèle est fixé. En considérant l'ensemble des combinaisons possibles (10 DI, combinaison de 2 et 3 CI parmi 12 à 24), le nombre de modèles testés s'élève au maximum à 10 916 par région. Une partie de ces modèles ne sont pas testés (ceux dont la combinaison présente une colinéarité entre deux prédicteurs). Parmi tous les modèles testés, 8 présentent une corrélation et une efficacité toutes deux supérieures à 0.4 ([Tableau 4.6](#)).

Tableau 4.6 : Modèle de régression linéaire multiple établi par indicateur maladie selon les régions avec une efficacité (EF) supérieure à 0.4. EF, le coefficient de détermination (R2) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) sont calculés à partir de la méthode LOOCV. Le nombre d'années utilisées dans le modèle est représenté par N. Concernant les indicateurs climatiques, les couleurs rouge et bleu correspondent à des coefficients positifs et négatifs respectivement sélectionnés dans les modèles.

Variable	EF	R2	RMSE	Région	N	HR_04	HR_05	HR_07	PR_04	PRs1_04	PR_05	PR_06	PR_07	Tmax_04	Tmin_04	Tmax_05	Tmin_05	Tmax_06	Tmin_06	Tmoy_07
Nb_trait	0,45	0,45	0,84	Bourgogne	69															
Nb_trait	0,40	0,41	0,95	Bourgogne_71	27															
%flo_TNT	0,49	0,51	3,50	Aisne-Marne	10															
%max_TNT	0,90	0,90	3,98	Bourgogne_71	6															
%max_TNT	0,73	0,74	4,90	Aisne-Marne	10															
%_F_flo	0,44	0,45	10,38	Bourgogne_21	9															
%_G_ver	0,48	0,51	14,78	Bourgogne_89	9															
%_G10_ver	0,46	0,50	10,60	Aisne-Marne	15															

Deux modèles sélectionnés concernent le nombre de traitements dont un pour l'ensemble des données disponibles à l'échelle de la Bourgogne. Dans ces deux modèles, des conditions pluvieuses en avril et juin (PRs1_04 et PR_06) combinées à des températures fraîches en mai et juin (Tmax_05 et Tmax_06) seraient favorables à la présence de la maladie (nombre de traitements plus élevé) dans ces régions.

Pour l'incidence des symptômes dans les TNT, deux modèles sont sélectionnés en Aisne-Marne où des mois d'avril pluvieux (en cumuls et nombre de jours) suivis par des mois de mai secs et frais engendreraient des pourcentage de symptômes dans les TNT élevés. En Bourgogne 71, ceux-ci seraient plus associés à une humidité et des températures maximales basses ainsi qu'à des températures minimales élevées en avril. Les corrélations et efficacités pour les deux modèles de l'incidence maximale observée dans les TNT sont les plus élevées de toutes (0.9 pour la Bourgogne_71 et 0.7 pour Aisne-Marne, [Tableau 4.6](#)).

Trois modèles concernant les indicateurs de prévalence (%_F_flo, %_G_ver, %_G10_ver) sont conservés sur trois des quatre régions viticoles étudiées. Les CI associés ont tous des coefficients négatifs excepté pour les précipitations d'avril (PR_04) qui jouent un rôle positif dans la région Bourgogne 89. Des températures basses d'avril à juillet (la nuit : Tmin_04, Tmin_05, Tmin_06 et en moyenne : Tmoy_07) ainsi que de faibles cumuls de précipitations et une humidité relative basse de mai à juillet (PR_06, PR_07, HR_05, HR_07) seraient favorables à l'extension spatiale de la maladie (pourcentage élevé de parcelles touchées sur feuilles et grappes). En résumé, l'oïdium en Bourgogne et en Champagne apparaît, au regard de cette analyse, favorisé par des printemps humides et frais.

Les modèles de régression linéaire multiple permettent de sélectionner des corrélations sur de nouvelles combinaisons indicateurs/régions (non sélectionnés avec les régressions linéaires simples). Sur l'ensemble des indicateurs climatiques sélectionnés avec les deux méthodes des régressions linéaires simples et multiples, seulement Tmax_04 présente un signe opposé (négatif pour le nombre de traitements contre positif pour la précocité sur grappes ; respectivement Tableaux 4.6 et 4.5). Même si plusieurs modèles montrent de bonnes performances avec des tendances similaires dans le choix des variables prédictives, le fait de ne pas retrouver de modèle pour l'ensemble des données soulève une question. Le lien climat/intensité maladie observé à partir de ces indicateurs n'est pas le même entre les régions. Les différences dans la phénologie entre les régions jouent-elles un rôle dans la sélection des indicateurs climatiques ? Afin de tenter de répondre à cette question, la même démarche a été appliquée sur des CI intégrant la période sensible de la vigne (partie 4.3).

4.3) Relations avec les conditions climatiques associées aux stades phénologiques de la vigne

Comme nous venons de le voir, l'approche mensuelle révèle des liens entre climat et indicateurs épidémiques de l'oïdium. Néanmoins, cette approche mensuelle présente *a minima* deux limites. 1/ Le découpage en mois est purement arbitraire. 30 ou 31 jours ne correspondent à rien, que ce soit en termes de climat ou d'état de la plante. 2/ Tout découpage calendaire ne prend pas en compte la plante. Par exemple, avril ne correspond pas au même stade phénologique en climat méditerranéen, en Bourgogne et en Champagne. Tout découpage calendaire n'intègre pas l'évolution des stades phénologiques entre le cœur du XX^{ème} siècle, aujourd'hui ou encore en 2050 ou 2100. Il est donc indispensable d'étudier, entre les indicateurs climatiques et ceux de maladies, les relations prenant en compte les stades phénologiques.

Pour les DI référents à la floraison, aux TNT et à l'apparition des premiers symptômes (%_F_flo, %_F_max, 1st_F, 1st_G, %flo_TNT, %max_TNT), les CI séquentiels sont calculés sur la période débourrement-floraison. Pour les DI restants (%_G_ver, %_G10_ver, Nb_trait et Note), les CI séquentiels sont calculés à la fois sur la période débourrement-floraison et la période débourrement-véraison.

❖ Régression linéaires simples

Des régressions linéaires simples sont testées entre chacun des 10 DI représentatifs de l'intensité de l'oïdium (Tableau 4.2) et les 9 types de CI séquentiels (soit un total de 100 indicateurs climatiques ; Tableau 4.3). À ces CI s'ajoute un indicateur phénologique correspondant à la durée de la période étudiée (N_day, noté aussi N_day_F pour la période DEB-FLO ou N_day_V pour la période DEB-VER). En considérant l'ensemble des combinaisons possibles (10 DI, 100 CI, 1

indicateur phénologique, 1 ou 2 périodes selon les indicateurs), le nombre de corrélations testées s'élève à 3 434 par région. Parmi ces combinaisons, 78 corrélations sont retenues sur l'ensemble des régions, selon les critères précédemment définis (corrélation significative avec $R^2 > 0.4$; [partie 4.1](#)). Ces combinaisons sont présentées dans la [Figure 4.9](#) et synthétisées dans le [Tableau 4.6](#).

Certains DI sont négativement corrélés à la durée de la période sensible (Nb_day, [Figure 4.9](#)) : en Bourgogne 21 et Bourgogne 71, la précocité élevée des symptômes sur feuilles (1st_F) est liée à une période DEB-FLO plus courte (corrélation négative entre le degré de précocité et la durée de la période DEB-FLO). À l'inverse, le nombre de traitements (Nb_trait, Bourgogne 89) et la prévalence sur grappes à véraison (%_G_ver, Bourgogne 71) sont plus élevés quand la période DEB-VER est plus longue (corrélation positive entre DI et durée de la période sensible).

Globalement, il est intéressant d'observer que malgré les liens inter-DI existants ([partie 3.2](#)), les DI ne présentent pas toujours des corrélations significatives avec les mêmes indicateurs climatiques.

- Une forte précocité des symptômes sur feuilles et sur grappes est caractérisée par une période DEB-FLO plus courte, plutôt chaude mais avec plus de jours où la température ne dépasse pas 22°C, avec peu de jours de pluie (>2mm, et plutôt moins de deux jours consécutifs) et peu de jours humides (>40 à 70%). Elle serait également caractérisée par des variances des températures (Tmin, Tmax) et une vitesse de réchauffement faible.
- Un nombre de traitements élevé dans les régions viticoles de Bourgogne est associé à des périodes DEB-FLO et DEB-VER (longues) marquées par plus de pluie à la fois dans le cumul, le nombre de jours (> de 1 à 20 mm), des séquences de 3 jours consécutifs et à un grand nombre de jours d'humidité relative supérieure de 40 à 90%. Les notes élevées sont quant elles corrélées à une période DEB-VER avec un grand nombre de jours de pluie dépassant 10 mm.
- Une prévalence sur grappes élevée dans les trois régions de Bourgogne est associée à la faible occurrence de séquences sèches (comprises entre 2 et 15 jours) durant la période DEB-FLO et DEB-VER. S'ajoute à cela, une faible variance des températures minimales avec nombre élevé de jours où la température dépasse les 14 et 16 °C et l'humidité relative les 40%.
- Une prévalence sur feuilles élevée est associée à un plus faible nombre de jours où la température dépasse les 20°C en Bourgogne 89.

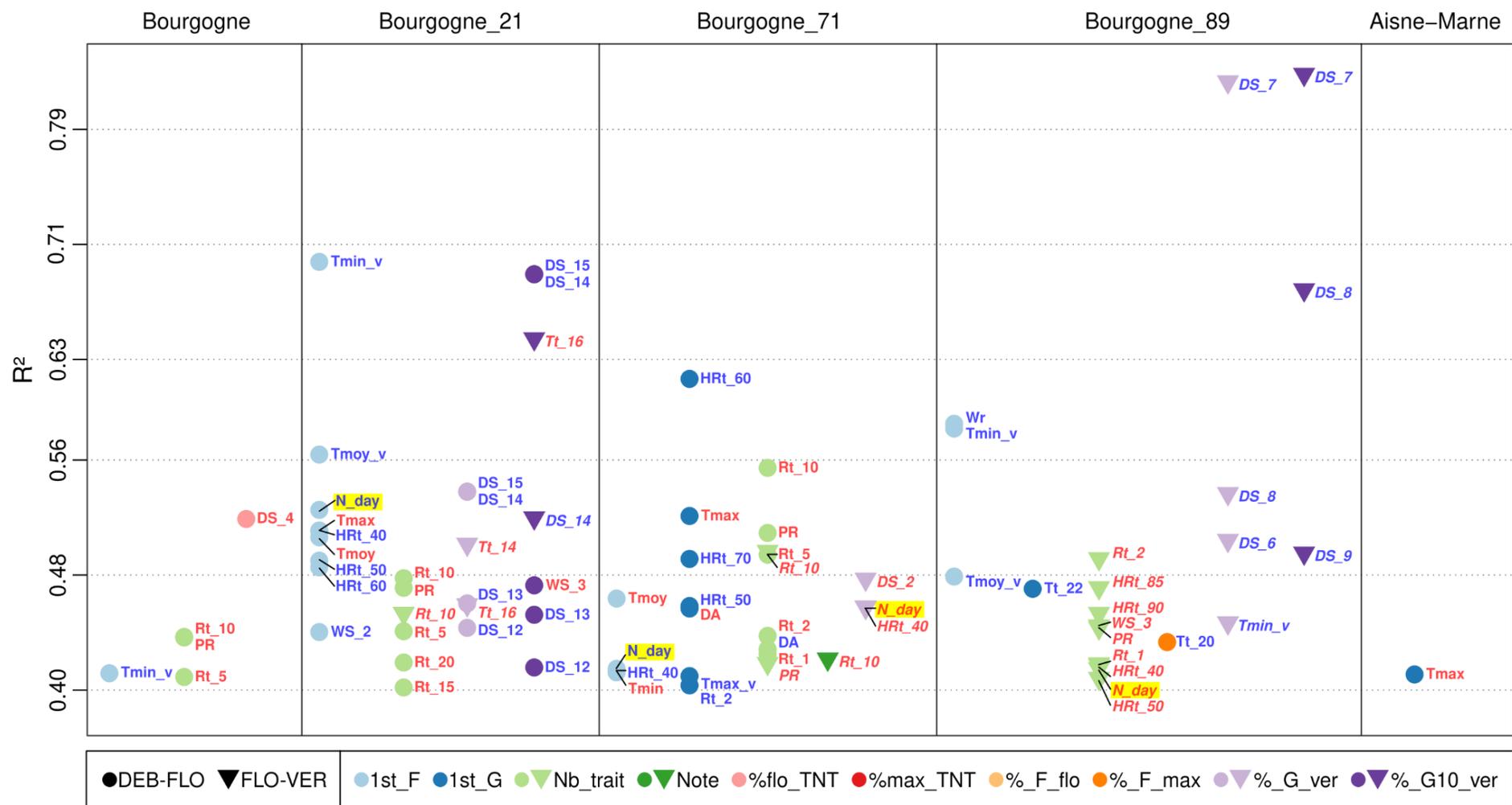


Figure 4.10 : Corrélations linéaires sélectionnées entre les indicateurs climatiques séquentiels (annotés à côté de chaque symbole) et les indicateurs de maladie (couleur des symboles). Le signe de la corrélation est représenté par la couleur utilisée pour les noms des indicateurs climatiques (positive : rouge ; négative : bleu). Les ronds localisent les indicateurs à floraison et les triangles ceux à véraison (respectivement stades I et M sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993). Les noms des indicateurs à véraison sont en italique.

Tableau 4.7 : Synthèse des liens issus des corrélations linéaires entre les différents types d'indicateurs de maladies (DI) et les indicateurs climatiques séquentiels. D-F et D-V correspondent aux périodes débourrement-floraison et débourrement-véraison respectivement.

Type de DI	Accentuation de l'intensité de la maladie quand	Période	Régions
Précocité sur feuille ("1st_F")	- Faible variance des températures	D-F	B, B21, B89
	- Températures plus chaudes	D-F	B21, B71
	- Faible vitesse de réchauffement	D-F	B89
	- Peu de jours avec humidité relative (> 40, 50, 60)	D-F	B21
	- Période DEB-FLO courte	D-F	B21, B71
Précocité sur grappe ("1st_G")	- Faible variance des températures maximales	D-F	B71
	- Températures maximales élevées	D-F	B71, AM
	- Peu de jours > 22°C	D-F	B89
	- Peu de jours de pluie (> 2 mm)	D-F	B71
	- Peu de jours avec humidité relative (> 50, 60, 70 %)	D-F	B71
	- Forte amplitude diurne	D-F	B71
Nombre de traitements ("Nb_trait")	- Plus grand nombre de jours de pluie (> 1, 2, 5, 10, 15, 20 mm)	D-F / D-V	B, B21, B71, B89
	- Cumul des précipitations élevé	D-F / D-V	B, B21, B71, B89
	- Faible amplitude diurne	D-F	B71
	- Plus grand nombre de jours avec humidité relative (> 40, 50, 85, 90 %)	D-V	B89
	- Plus grand nombre de séquence humides (> 3 j)	D-V	B89
	- Période DEB-VER plus longue	D-V	B71
Note ("Note")	- Plus grand nombre de jours de pluie (> 10 mm)	D-V	B71
Incidence sur TNT ("%flo_TNT")	- Plus grand nombre de séquences sèches (4 j)	D-F	B
Prévalence sur grappes ("%_G_ver", "%_G10_ver")	- Peu de séquences sèches (> 2, 6, 7, 8, 12, 13, 14, 15 j)	D-F / D-V	B21, B71, B89
	- Plus grand nombre de séquences humide (> 3 j)	D-F	B21
	- Faible variance des températures minimales	D-F	B89
	- Plus de nombre de jours avec des températures (> 14, 16)	D-V	B21
	- Plus grand nombre de jours avec humidité relative (> 40 %)	D-V	B71
	- Période DEB-VER plus longue	D-V	B71
Prévalence sur feuilles ("%_F_flo", "%_F_max")	- Peu de jours avec des températures élevées (> 20°C)	D-F	B89

La méthode régression linéaire simple utilisée avec les CI séquentiels calculés durant la période sensible s'est montrée plus performante (78 corrélations statistiquement significatives) qu'avec les CI mensuels (12 corrélations statistiquement significatives). L'ensemble des indicateurs sélectionnés permet de caractériser le type de climat durant les périodes DEB-FLO et DEB-VER influençant l'intensité de la maladie. Bien que certaines caractéristiques (des variables climatiques) rappellent des conditions écologiquement favorables au développement d'*Erysiphe necator* précédemment discutées dans le Chapitre 2, les CI sont calculés à l'échelle régionale (moyenne des points de grilles) et sélectionnés empiriquement. Ainsi, le lien statistique entre les CI et les DI est peut-être parfois indirect. Par exemple, le lien entre le nombre de traitements et des indicateurs évoquant des cumuls et nombre de jours de précipitations élevés n'est pas nécessairement la seule résultante de conditions climatiques favorables à *Erysiphe necator* : la cadence des traitements liée au lessivage des produits antifongiques appliqués ainsi que des conditions écologiquement plus favorables au développement du mildiou de la vigne, dont le traitement est souvent couplé à un traitement anti-oïdium ([partie 3.1.1](#)).

De même que pour les CI mensuels, aucune corrélation n'est observée en considérant l'ensemble des régions.

❖ *Régressions linéaires multiples*

L'approche par régression linéaire multiple a été appliquée sur l'ensemble des DI avec les 100 CI séquentiels pour chacune des régions. L'intérêt de cette méthode statistique, plus robuste dans l'établissement du modèle (LOOCV) et plus longue en temps de calcul, avait pour but initial d'établir un modèle applicable à l'ensemble des régions. Cependant cette méthode n'a pas permis d'aboutir à ce résultat. Bien qu'un ensemble de modèles ait pu être détecté dans chacune des régions viticoles (28 au total), nous avons fait le choix d'écarter ces résultats et de ne pas les considérer dans le cadre des projections climatiques.

4.4) Relations avec des conditions climatiques intra-stades phénologiques

Les CI séquentiels calculés entre les périodes phénologiques DEB-FLO et DEB-VER ont permis d'établir des liens entre les DI et les conditions climatiques agrégées durant ces périodes. Cependant des variations climatiques ayant lieu sur des périodes plus courtes au sein de la période sensible, dites intra-stades phénologiques, peuvent entraîner une forte modification de l'épidémie. La méthode mise en place par la suite permettra d'identifier des moments précis pour lesquels les conditions climatiques sont statistiquement corrélées au DI.

Comme précisé dans la [partie 2.2](#), nous avons choisi le stade de la floraison comme point de référence pour faire glisser des fenêtres de 10, 20 et 30 jours sur une période couvrant les 60 jours avant et les 60 jours après ce stade phénologique. Au final, cette période de 120 jours, se rapproche beaucoup de la période débourrement véraison (commençant 57j/62j avant la floraison et terminant 64j/72j après floraison entre 2000-2019 en Bourgogne/Champagne ; Chapitre 2). Dans notre cas, une corrélation est calculée pour chaque déplacement quotidien des fenêtres entre CI et DI. Le choix du stade de la floraison comme référence a été fait pour deux raisons principales.

1. Ce stade phénologique marque à la fois l'approche de la fin de la période sensible des feuilles à l'oïdium (résistance ontogénique) et le début (également le pic) de la sensibilité des futures grappes. Comme précisée dans la [partie 2.1](#), cette période cruciale dans le cycle de développement de la vigne (conditionnement de la formation des baies) est également

une période clé dans la gestion de l'épidémie. Effectivement, Corio-Costet (2007) montre que les formes sévères de développement de l'oïdium sur le rachis de grappes (pour le cépage Chardonnay) s'observent lorsque *Erysiphe necator* a été inoculé à la floraison. D'après Gadoury et al. (2003), sur quatre cépages étudiés (dont le Chardonnay et Pinot noir), les inoculations de l'oïdium entre floraison et dans les 15 jours suivants permet une intensité élevée de la maladie sur grappes. Finalement, Stark-Urnau & Kast (1999) montrent en étudiant la résistance ontogénique de deux cépages (sensible et très sensible) sur grappes, que ceux-ci se différencient particulièrement par rapport à leur sensibilité durant la floraison (stade 68 BBCH).

2. La comparaison entre la capacité des modèles phénologiques à reproduire les dates d'occurrence des différents stades phénologiques étudiés dans le Chapitre 2 a montré que c'était pour le stade de la floraison que les modèles étaient les plus robustes.

La méthode des fenêtres glissantes décrite dans la [partie 2.2](#) a été utilisée pour réaliser des corrélations avec l'ensemble des DI. Pour les DI référant à la floraison, aux TNT et à l'apparition des premiers symptômes (%_F_flo, %_F_max, 1st_F, 1st_G, %flo_TNT, %max_TNT), les fenêtres glissantes sur lesquelles sont calculés les CI vont varier sur la période des 60 jours avant floraison. Pour les indicateurs restants (%_G_ver, %_G10_ver, Nb_trait et Note), les fenêtres glissantes vont varier sur la période des 120 jours couvrant la floraison. En comptant l'ensemble des combinaisons possibles (10 DI, 6 CI calculés sur trois fenêtres de 10, 20 et 30 jours glissant sur une période de 60 et 120 jours), le nombre de corrélations testées s'élève à 63 720 par région. Sur l'ensemble de ces corrélations testées, 824 corrélations significatives avec un R^2 supérieur ou égal à 0.4 sont obtenues. Ces corrélations se répartissent sur 108 combinaisons indicateurs climatique/DI. Effectivement, pour une même combinaison, il arrive souvent que plusieurs fenêtres présentent les critères de sélection. Ces corrélations sont présentées dans l'[Annexe 4.3](#). Afin de synthétiser les résultats obtenus, les DI sont agrégés selon leur type. Concernant les CI, ceux liés aux températures (minimum, maximum et moyenne) sont associés ensemble ainsi que ceux liés aux précipitations (nombre de jours et cumul de pluie) également. Les résultats obtenus sont synthétisés dans la [Figure 4.11](#).

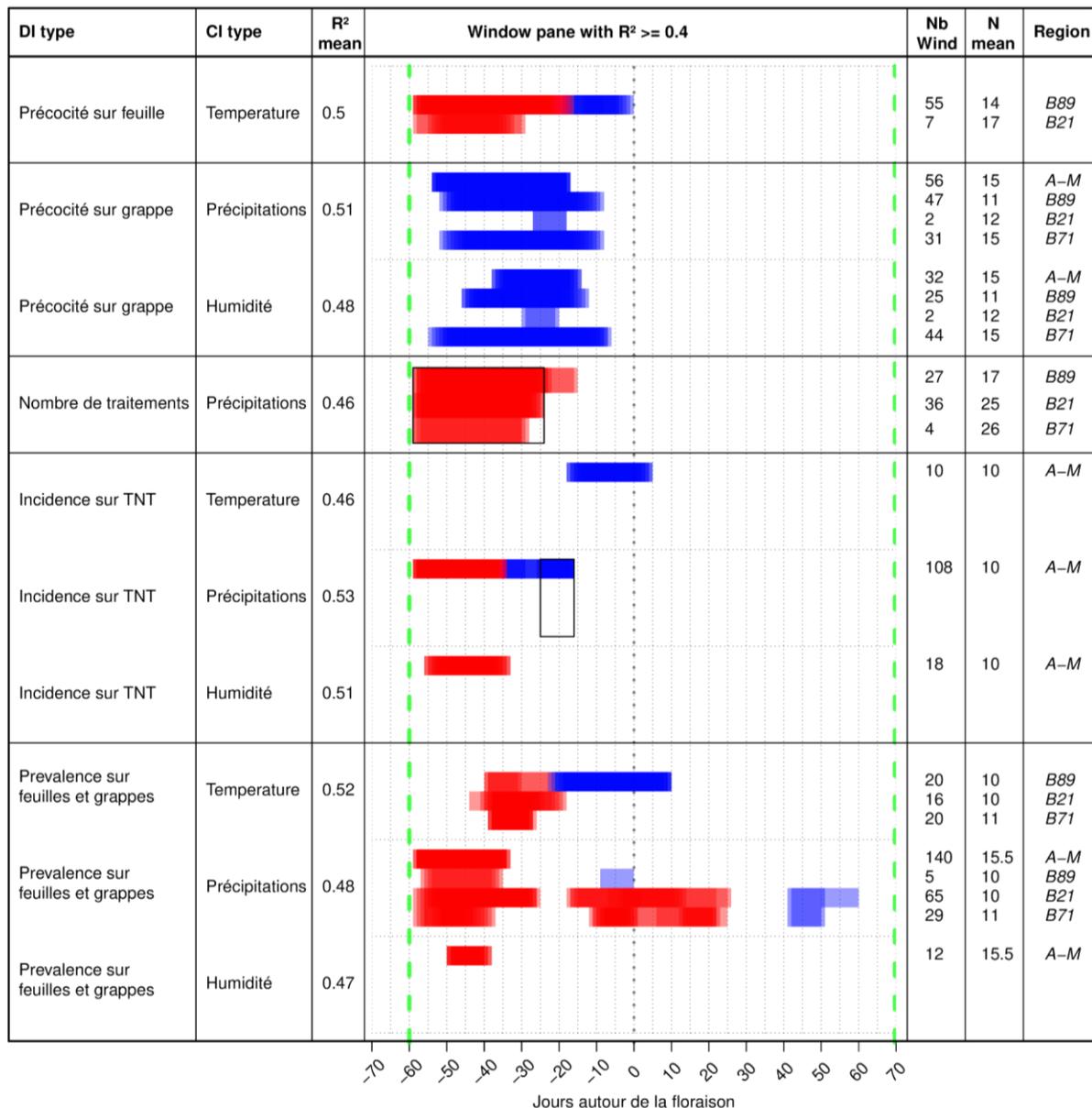


Figure 4.11 : Corrélations significatives entre les différents types d'indicateurs de maladies (DI type) et climatiques (CI_type) liées aux fenêtres glissantes (Window pane). Chaque fenêtre est représentée par un rectangle avec de la transparence, les couleurs rouge et bleu correspondent à des coefficients positifs et négatifs respectivement. Le coefficient de détermination (R²) est moyenné sur l'ensemble des fenêtres sélectionnées. "Nb Wind" correspond au nombre de corrélations sélectionnées (fenêtres), "N mean" le nombre moyen d'années utilisées. Les deux lignes vertes correspondent au positionnement approximatif des stades débourrement et véraison moyens observés sur l'ensemble des régions étudiées. L'ensemble des corrélations est en [Annexe 4.3](#).

Cette méthode statistique a permis d'affiner certains liens déjà observés entre les DI et les CI séquentiels. Voici les principaux liens entre DI et les conditions climatiques observées avec la méthode des fenêtres glissantes :

- La forte précocité des symptômes sur feuilles est associée à une période plus chaude (Bourgogne 21 et 89) qui a lieu peu après le débourrement en moyenne sur une période de 30 à 40 jours. Un lien entre des températures plus fraîches dans les 20 jours avant floraison est observé en Bourgogne 89.

- La forte précocité des symptômes sur grappes est associée dans les quatre régions viticoles à des fenêtres moins pluvieuses et moins humides comprises entre -55 jours et -5 avant floraison.
- Le nombre de traitements est de nouveau lié aux précipitations dans les trois sous-régions de Bourgogne ainsi que sur l'ensemble "Bourgogne" (rectangle noir dans la [Figure 4.11](#)). Le nombre de traitements dans les trois sous-régions augmente en lien avec le cumul de précipitations ainsi que le nombre de jours de pluie.
- L'incidence élevée dans les TNT en Aisne-Marne est associée aux trois types d'indicateurs climatiques durant des phases différentes : des conditions humides (Nombre de jours et cumul de pluie avec des taux d'humidité relative plus élevés en début de saison (25 premiers jours après le débourrement) suivies d'une période plus sèche (entre -35 et -15j avant floraison) et des conditions plus fraîches (températures moyennes) au moment de la floraison (-15 à 5j). Une corrélation négative est également observée sur l'ensemble des données (Aisne-Marne, Bourgogne 21 et 71, soit 19 années) sur une courte fenêtre (10j) entre -25 et -15 jours avant floraison (rectangle noir dans la [Figure 4.11](#)). Il est important de rester prudent vis-à-vis de cette dernière corrélation. Effectivement, celle-ci se situe uniquement sur une seule fenêtre de 10 jours. Au vu du nuage de point, ce sont principalement les faibles précipitations sur l'année 2015 (présentes à la fois dans les 3 régions sur cette période) qui permettent d'améliorer grandement la corrélation et de la sélectionner selon les critères établis.
- Les prévalences sur feuilles et sur grappes sont elles aussi impactées par les trois types de variables climatiques : des températures plus chaudes entre -44 et -18 jours avant floraison dans les trois sous-régions de Bourgogne suivies de températures fraîches couvrant la floraison (-20 à +10j) en Bourgogne 89. Des cumuls et un nombre de jours de pluie plus élevés sur la période -66 à -25 jours avant la floraison seraient associés à une prévalence sur feuilles et grappes dans les quatre régions viticoles. Plus de pluie en Bourgogne 71 (nombre de jours) et en Bourgogne 21 (cumul) autour de la période de floraison (entre -17 et +25j) serait lié à une prévalence sur grappes avec plus de 10% des grappes touchées. L'humidité pourrait jouer un rôle positif dans la région Aisne-Marne sur une fenêtre totale de 12 jours (-50 à -38j) avant floraison.

À noter que parmi les CI testés, la température maximale n'est jamais ressortie. Pour l'ensemble des corrélations observées entre les types de DI et les températures ([Tableau 4.8](#)), on retrouve chaque fois des températures nocturnes (minimales) et moyennes.

Cette approche statistique a l'avantage d'étudier au sein de la période sensible des moments plus courts mais plus à même d'être propices à des conditions climatiques particulières pouvant entraîner une intensité de la maladie. On observe clairement que les conditions pluvieuses en début de cycle (moyenne du débourrement à -60j ; [Tableau 4.8](#)) sur les 30 à 40 premiers jours sont reliées à la fois aux indicateurs de prévalence (dans les quatre régions), aux traitements (dans les trois sous-régions de Bourgogne) et aux indicateurs d'incidence dans les TNT (Aisne-Marne). D'un point de vue biologique, les cléistothèces (organes de conservation hivernale d'*Erysiphe necator*) ont besoin d'eau libre pour s'ouvrir et libérer les ascospores (Diehl & Heintz, 1987), source initiale des contaminations primaires en début de saison. On pourrait donc considérer, à la suite des corrélations observées, que des conditions pluvieuses en début de saison pourraient, dans ces régions, favoriser le départ de l'épidémie. À l'approche de la floraison, une période fraîche avant

et/ou pendant est associée à l'augmentation de plusieurs DI. Il semblerait que ces températures plus fraîches durant cette période pourraient être favorables à la précocité des premiers symptômes sur feuilles et à la prévalence sur feuilles au maximum durant la campagne (fait observé en Bourgogne 89) ainsi qu'à une incidence dans les TNT en Champagne Aisne-Marne.

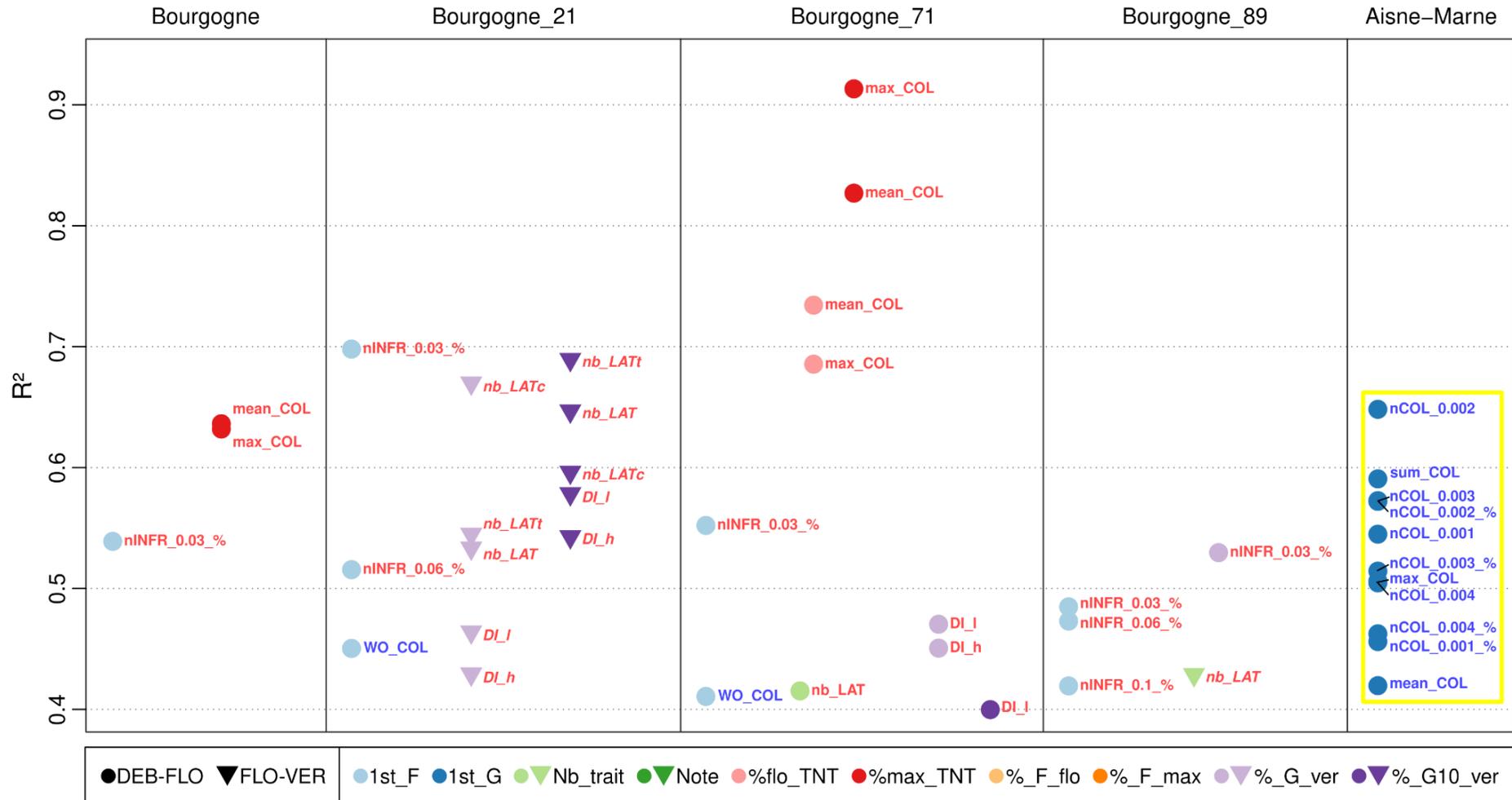
Ainsi, des conditions plus fraîches avant et au moment de la floraison ne seraient pas dommageables pour le pathogène. Ces conditions plus fraîches sont généralement synonymes de ralentissement du développement de la plante mais aussi du ralentissement de la prolifération du pathogène. Cependant, si ces conditions fraîches sont associées à des journées moins ensoleillées, ceci pourrait expliquer pourquoi le pathogène en tire avantage alors qu'il devrait ralentir dans sa prolifération.

4.5 Relations avec la biologie du pathogène simulée

Les trois types de CI (mensuel, séquentiel et fenêtre glissante) ont permis d'établir des corrélations significatives avec différents DI dans chacune des régions. Dans cette partie nous étudierons le lien (régressions linéaires) entre les DI et les indicateurs modélisés (MI) à partir des modèles biologiques ([Tableau 4.4](#))

L'ensemble des MI sont calculés sur la période débourrement-floraison. Les MI liés au taux d'infection (INFR), au nombre de cycles de latence (nb_LAT, nb_LATt, nb_LATc) et indices d'intensité (DI_{X}) sont aussi calculés entre la période débourrement-véraison. Effectivement, ces indicateurs peuvent être reliés à la fois aux contaminations primaires et aux contaminations secondaires de l'oïdium pouvant se dérouler jusqu'à la fin de la période sensible de sur grappes. A partir de la floraison les contaminations primaires jouent un plus faible rôle dans l'épidémie de la maladie. Un total de 46 indicateurs simulés sont comparés aux indicateurs de maladies (soit 460 corrélations testées par région). Les corrélations significatives disposant d'un $R^2 > 0.4$ sont présentées dans la [Figure 4.12](#).

Figure 4.12 : Corrélations linéaires sélectionnées entre les indicateurs de maladies simulés (annotés à côté de chaque point) et les indicateurs de maladies (couleur des points). Le signe de la corrélation est représenté par la couleur utilisée pour afficher les indicateurs climatiques (positive : rouge ; négative : bleu). Les indicateurs simulés entourés en jaune correspondent à des corrélations inverses de celles attendues. Les ronds localisent les indicateurs à floraison et les triangles ceux à véraison (respectivement stades I et M sur l'échelle de Baillod et Baggiolini, 1993). Les noms des indicateurs à véraison sont en italique.



L'ensemble des indicateurs de maladies simulés (excepté le nombre de jours sans contaminations, WO_COL) sont tous censés représenter, lorsqu'ils sont élevés, une intensité de la maladie plus grande. On s'attend donc à observer uniquement des corrélations positives pour ces derniers. D'après la [Figure 4.12](#), on remarque qu'un ensemble d'indicateurs, tous liés au paramètre COL du modèle, sont corrélés négativement avec la précocité des premiers symptômes sur grappes en Aisne-Marne. Au regard des régressions linéaires observées auparavant dans cette région, on remarque que 1st_G était lié à des températures maximales plus élevées en moyenne sur la période DEB-FLO ([Figure 4.10](#)) et des cumuls et nombre de jours de précipitations plus faibles sur une période de 10 à 40 jours centrée entre débourrement et floraison ([Figure 4.11](#)). C'est très certainement ce dernier paramètre qui influence le modèle de Caffi et conduit à simuler moins de contaminations durant ces périodes. Effectivement, avant l'étape de contamination (COL) le modèle simule le passage des ascospores dans les cléistothèces aux feuilles avec la présence d'au minimum 2 mm de pluie. Cependant par la suite, le modèle ne prend pas en compte l'effet négatif que pourraient avoir les précipitations sur le développement d'*Erysiphe necator*, tels le lessivage des conidies et du mycélium et/ou la présence d'eau libre sur les feuilles (via une humidité élevée ou des précipitations) inhibant la formation d'*appressoria* (cellule permettant la fixation des spores sur les organes de la plante) entraînant l'éclatement des conidies (Corio-Costet 2007). Ainsi, l'eau ajoutée à un traitement fongicide permettrait de réduire la sporulation (selon des gammes de températures ; Chellemi & Marois 1991). Les corrélations négatives obtenues pour l'Aisne-Marne entre le nombre de contaminations (dépassant un certain seuil) et la précocité sur grappes montre les limites de l'utilisation de ce modèle mécaniste qui n'intègre que le caractère bénéfique des précipitations dans le cycle de développement du pathogène.

Sur la Bourgogne, dans son ensemble comme sur ses trois sous-régions, les corrélations vont dans le sens attendu, soit négatif pour le nombre de jours sans contaminations (WO_COL), et positif pour l'ensemble des autres indicateurs simulés. Afin de synthétiser les résultats obtenus, les corrélations observées sont interprétées selon les DI dans le tableau suivant ([Tableau 4.8](#)).

Quelques particularités peuvent être ajoutées à la synthèse des corrélations observées. Les indicateurs liés au taux d'infection sont corrélés à la précocité sur feuilles (1st_F) dans chacune des sous-régions viticoles de Bourgogne et l'ensemble d'entre elles mais aussi à la prévalence sur grappes (%_G_ver) pour la Bourgogne 89. À noter que l'ensemble de ces indicateurs liés au taux d'infection sont uniquement ceux ramenés à une valeur en proportion (de type : nINFR_X_%) et ne correspondent pas au nombre de jours total (nINF_X). Le nombre de traitements, pour lequel la majorité des corrélations avaient été observées avec des indicateurs climatiques liés aux précipitations, est ici corrélé avec la température (fonction du temps de latence) entre DEB-FLO (Bourgogne 71) et DEB-VER (Bourgogne 89). Les deux équations du temps latence présentent des corrélations significatives avec la prévalence sur grappes (%_G_ver et %_G10_ver). L'indice de sévérité annuel proposé par Caffarra et al. (2012) permet d'obtenir des corrélations avec la prévalence sur grappes (%_G_ver) en Bourgogne 21 et 71.

Tableau 4.8 : Synthèse des liens issus des corrélations linéaires entre les différents types d'indicateurs de maladies et les indicateurs simulés. D-F et D-V correspondent respectivement aux périodes débourement-floraison et débourement-véraison.

Type de DI	Accentuation de l'intensité de la maladie quand	Période	Régions
Précocité sur feuille ("1st_F")	- Proportion de jours avec un taux d'infection dépassant les seuils 0.03, 0.06, 0.1	D-F	B, B21, B71, B89
	- Peu de jours sans contamination	D-F	B21, B71
Nombre de traitements ("Nb_trait")	- Nombre de cycles de latence élevé	D-F / D-V	B71, B89
Incidence sur TNT ("%flo_TNT")	- Forte intensité maximale et moyenne des contaminations	D-F	B, B71
Prévalence sur feuilles et grappes ("%_F_flo", "%_F_max", "%_G_ver", "%_G10_ver")	- Indice d'intensité (propice et peu propice) élevé	D-F / D-V	B21, B71
	- Nombre de cycles de latence élevé	D-V	B21
	- Proportion de jours avec un taux d'infection dépassant le seuil 0.03	D-F	B89

4.6) Bilan sur les relations obtenues avec les indicateurs de maladies

Un ensemble d'approches statistiques et mécanistes ont été employées afin d'étudier des liens potentiels entre le climat et l'intensité de l'oïdium observée à l'échelle d'une région viticole. Différents types d'indicateurs climatiques (CI mensuel, séquentiel, fenêtre glissante, [Tableau 4.3](#)) et modélisés (MI, [Tableau 4.4](#)), ont été calculés puis comparés aux indicateurs de maladies préalablement définis (DI, [Tableau 4.2](#)) dans chacune des régions étudiées (6 ensembles). Au total, 248 combinaisons sont sélectionnées et permettent de décrire des liens avec les DI au travers de :

- 12 combinaisons avec des indicateurs mensuels ([Tableau 4.5](#)),
- 8 modèles multilinéaires ([Tableau 4.6](#)),
- 78 combinaisons avec des indicateurs séquentiels ([Figure 4.10](#)),
- 824 combinaisons avec des indicateurs sur des fenêtres glissantes (mais une fois associés selon l'indicateur climatique ce nombre est ramené à 108 ; [Annexe 4.6](#)),
- 42 combinaisons avec des indicateurs de maladies simulés ([Figure 4.12](#)).

Au final, quelle que soit la méthode employée, on ne retrouve pas (ou très peu) de lien homogène entre les DI et les CI ou MI en considérant l'ensemble des données sur toutes les régions viticoles. Cela signifie qu'aucun indicateur basé sur les données climatiques ne permet d'observer un lien avec un ou plusieurs DI en considérant l'ensemble des régions. Plusieurs hypothèses peuvent être émises quant à l'absence d'un modèle unique.

Parmi les variables non considérées, le vent intervient dans la dispersion des spores du pathogène, modulant alors la répartition spatiale des contaminations (Aylor, 1990 ; Calonec et al., 2013 ; Willocquet et al., 1998). Cette variable impacte également la durée d'humectation foliaire en jouant un rôle important dans le ressuyage de la végétation après des pluies ou après la présence d'un fort taux d'humidité relative. Le vent influencerait donc plusieurs échelles spatiales. Cependant, cette variable est peu mesurée sur les stations viticoles mais surtout n'est pas

disponible avec le produit SAFRAN (vent uniquement à 10m). Ceci explique pourquoi le vent n'a pas été considéré dans les indicateurs climatiques.

Il a été démontré que des facteurs topographiques (Caffarra et al., 2012) et pédologiques (Valdés-Gómez et al., 2011) peuvent influencer le développement de la maladie. La présence de l'oïdium au vignoble est aussi impactée par un ensemble de facteurs anthropiques : méthode de conduite, itinéraire choisi dans les moyens de lutte appliqués, mesures prophylactiques (Constant, 2013).

Des facteurs biologiques peuvent également intervenir, tant au niveau de la plante que du pathogène. Par exemple, la teneur en azote jouerait sur la diminution de la résistance de la plante (Bonomelli et al., 2005 ; Gay Eynard et al., 2002). Bien qu'observé uniquement dans les régions du sud de la France, des facteurs génétiques (type A et B) pourraient influencer la sévérité des symptômes observés dans le vignoble (Montarry et al., 2008). Gadoury & Pearson (1991) observent qu'un même cépage (Vidal) peut être considéré comme résistant dans les vignobles d'Allemagne mais sensible dans ceux de l'État de New-York. Dans notre cas d'étude sur le cépage Chardonnay en Bourgogne et en Champagne, et, bien que les deux régions viticoles soient proches géographiquement, il serait intéressant d'étudier la diversité génétique de l'agent pathogène.

En parallèle des travaux présentés dans cette thèse, nous avons mené des observations dans dix parcelles TNT du réseau d'observation de la Chambre d'agriculture de Côte d'Or. Dans le but d'appréhender les facteurs environnementaux pouvant impacter le caractère épidémique de l'oïdium à l'échelle de la parcelle ; des observations de la phénologie, de la vigueur et des symptômes de maladies ont été faites durant les années 2017, 2018 et 2019. Ce suivi a permis de souligner le rôle de facteurs climatiques locaux (température et durée d'humectation notamment) mais également d'autres facteurs tels que la date de floraison ou la vigueur de la parcelle (Melyon-Delage et al., 2019).

Ainsi un ensemble d'autres facteurs (non pris en compte par nos indicateurs climatiques) peuvent interagir à différentes échelles de temps et d'espace et affecter la présence de la maladie au sein des différentes régions. Malgré cela, plusieurs régressions linéaires sont observées en considérant individuellement chacune des régions viticoles et cela pour l'ensemble des méthodes statistiques.

Étudier l'évolution d'une maladie face au changement climatique avec des indicateurs mensuels a l'avantage de pouvoir être réalisé dans diverses situations géographiques mais également temporelles (périodes passées et simulations futures plus largement disponibles au pas de temps mensuel). Comme souligné dans la [partie 4.3](#), le choix des mois comme période d'agrégation des données climatiques n'est en rien lié à une période biologique précise pour l'hôte ou le pathogène. Cependant, ce type d'indicateurs permet d'écarter les incertitudes liées à la simulation des stades phénologiques lorsque ceux-ci sont calculés à partir des projections climatiques (Chapitre 2). Ainsi, les CI mensuels ont tout de même été considérés puisque notre étude est réalisée sur une échelle spatiale régionale, que nous utilisons ces données climatiques sur la période sensible de la vigne à l'oïdium qui est assez longue (120 jours environs, soit 4 mois) et que les projections climatiques sont corrigées mensuellement. D'autant plus que, finalement, ces CI mensuels nous ont permis d'observer des liens statistiques avec les différents indicateurs de maladies étudiés, que ce soit avec des régressions linéaires simples ou en utilisant des modèles multilinéaires.

La seconde approche se basait sur la prise en compte des stades phénologiques de la plante et permettait d'agréger un panel d'indicateurs climatiques sur l'ensemble des périodes sensibles (feuilles et grappes) de la vigne à l'oïdium. Cette étape a permis de sélectionner de nombreux indicateurs (CI séquentiels) corrélés aux différents indicateurs d'intensité maladie.

L'approche par fenêtres glissantes étudiant le lien entre le développement de pathogènes et le climat est souvent appliquée avec des données de sévérité de la maladie. Effectivement, cette méthode est originale dans le sens où elle permet d'identifier dans l'épidémie d'une maladie, les périodes les plus sensibles dans la saison ou celles influencées par les conditions climatiques, afin de simuler la sévérité attendue et d'augmenter l'efficacité des moyens de lutte (exemple de *Botrytis cinerea* pour la vigne : Molitor et al., 2016 et 2018 ; ou la rouille brune du blé : Gouache et al. 2015). Appliquer cette méthode nous a permis d'isoler des fenêtres durant les périodes DEB-FLO et DEB-VER où les conditions climatiques pouvaient être corrélées aux différents DI. Cette méthode a permis de montrer que c'est principalement en début de saison (dans les 30 jours après le débourrement en moyenne) que les conditions climatiques semblent être les plus déterminantes dans l'évolution de l'intensité de la maladie. Pour certains DI, des fenêtres précédant ou chevauchant la floraison ont également permis d'identifier des liens intéressants. Cette méthode a également permis de montrer que l'on retrouvait peu de liens entre les conditions climatiques post floraison et les DI représentant la fin de la période sensible.

La dernière approche est la plus complexe dans le sens où elle intègre à la fois la période sensible de la vigne au pathogène et des équations simulant les différentes étapes du cycle de développement du pathogène établies dans un modèle mécaniste. Un ensemble de paramètres quotidiens simulés par le modèle et apparaissant représentatifs de l'intensité caractérisée par les différents DI, ont été agrégés durant les périodes DEB-FLO et DEB-VER. Cette méthode a permis d'identifier de nouveaux liens entre des indicateurs simulés par un modèle mécaniste (MI) et les différents DI. Il apparaît, au vu des résultats, que certaines variables telles que le taux d'infection (combinant température et humidité), la durée de latence (fonction de la température) ou l'intensité des contaminations (dépendant à la fois de la durée d'humectation, de la température et du taux d'infection) étaient corrélées à différents DI dans une ou plusieurs régions viticoles.

Certaines limites à la fois dans le choix des indicateurs et celui des méthodes employées ressortent au travers des analyses :

- La note d'experts est l'indicateur le moins corrélé aux indicateurs climatiques, ceci étant lié à son caractère semi-quantitatif. D'autres méthodes statistiques (comme des tableaux de contingence) auraient pu être mobilisées pour celui-ci.
- La région Aisne-Marne est caractérisée par un nombre plus faible de corrélations sélectionnées entre DI et indicateurs climatiques/de maladies simulés par rapport à la région Bourgogne et à ses trois sous-régions. La région Aisne-Marne est aussi la région géographique la plus grande avec 46 mailles SAFRAN utilisées dans le calcul moyen des différents indicateurs climatiques. Cela pourrait potentiellement lisser la variabilité interannuelle de ces derniers.
- Un certain nombre de facteurs autres que climatiques, où intervenant à des échelles différentes, ne sont pas pris en compte et semblent impacter la majorité des DI ou leur lien avec le climat à l'échelle régionale.

Le but initial était d'identifier un modèle (avec l'une ou plusieurs des méthodes statistiques employées) assez robuste qui permettrait d'expliquer l'évolution interannuelle de l'intensité oïdium (DI) dans les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. N'ayant pu obtenir ce type de modèle, nous avons repris l'ensemble des indicateurs climatiques sélectionnés à l'aide des méthodes statistiques et mécanistes employées dans le but d'observer leur évolution future avec des données climatiques projetées sur ces régions pour le XXI^{ème} siècle. Cette démarche est l'objet de la partie suivante.

5) Projection des indicateurs climatiques et biologiques modélisés liés à l'intensité de l'oïdium

Dans cette partie, les données GCM désagrégées à l'échelle de la grille SAFRAN (Chapitre 1) sont utilisées afin d'étudier l'évolution des indicateurs climatiques et indicateurs de maladies simulés (CI et MI, [partie 4](#)) sur le XXI^{ème} siècle. Effectivement, l'absence de modèle unique sur l'ensemble des régions ne permet pas vraiment de simuler un indicateur de maladies à l'aide de données climatiques. Le choix s'est donc porté sur l'étude des CI et des MI pour lesquels un lien statistique est obtenu avec un ou plusieurs DI selon les régions. Les corrélations décrites dans la [partie 4](#) sont donc toutes utilisées pour sélectionner les indicateurs climatiques, exceptées celles pour lesquelles on ne disposait pas d'un *minimum* de 10 années pour établir la corrélation avec les DI (fixé dans le but de conserver les corrélations plus robustes). Effectivement, Coakley, Scherm, & Chakraborty (1999) suggèrent d'utiliser un minimum de 8 à 12 années de données de terrains avec des sources d'inoculum du pathogène naturel dans le but d'identifier quels facteurs pourraient influencer la maladie. Les dates des stades phénologiques du débourrement, de la floraison et de la véraison ont été calculés avec les modèles BRIN et GFV (nous avons écarté la chaîne de modélisation SUWE, car la variabilité interannuelle de la durée de floraison-véraison produite par SUWE est quasi nulle ; cf. Chapitre 2). Ces dates d'occurrence des stades phénologiques simulés ont permis de calculer différents indicateurs climatiques et de maladies simulés sur le XXI^{ème} siècle.

Afin de considérer la variabilité inter-modèle dans les simulations climatiques futures, nous avons sélectionné, dans la présentation des résultats, uniquement les indicateurs climatiques pour lesquels une évolution significative (test de différence entre les périodes simulées passée et future) est obtenue avec au moins 50% des GCM sur au moins l'une des deux périodes (2046-2065 et 2081-2100) de l'une des trajectoires (RCP4.5 et 8.5). Par la suite, nous parlons de quatre évolutions pour signifier les quatre combinaisons possibles entre périodes et RCP, soit : 2046-2065 pour la RCP4.5, 2046-2065 pour la RCP8.5, 2081-2100 pour la RCP4.5 et 2081-2100 pour la RCP8.5. Pour rappel, le nombre de GCM diffère selon la variable climatique utilisée (températures, humidité relative et précipitations ; [Tableau 1.3](#) du Chapitre 1).

Une figure est présentée par type d'indicateurs : mensuels ([Figure 4.13](#)), séquentiels ([Figure 4.14](#)), à fenêtre glissante ([Figure 4.15](#)) et de maladies simulées ([Figure 4.16](#)). À noter que pour l'ensemble des 8 modèles multilinéaires (cf. [Tableau 4.6](#)), aucune combinaison n'a permis de simuler une évolution significative avec au moins 50% des GCMs. À chacune des Figures [4.13](#) à [4.16](#) est associée une annexe (Annexes [4.4](#) à [4.7](#)) dans laquelle il y a l'ensemble des évolutions des indicateurs et pas seulement ceux avec une différence significative pour plus de 50% des GCMs.

❖ *Description selon les types d'indicateurs sélectionnés*

Les 248 combinaisons DI-(CI ou MI)-Région précédemment sélectionnées ([partie 4.6](#)) sont projetées sur les deux périodes en utilisant les deux RCP. Au total, il est donc question de 992 évolutions testées (DI-(CI ou MI)-Région-RCP-période) dont 83% (819) ne sont pas consensuelles pour plus de la moitié des GCM utilisés. En regardant par combinaison (DI-CI/MI-Région), 74% de ces combinaisons (183) ne présentent pas une évolution (sur les quatre étudiées) du risque maladie projeté qui soit consensuelle sur plus de la moitié des GCM utilisés. Sur les 26% restants (65 combinaisons), il y en a :

- 57 % (37) qui simulent une élévation du risque maladie au regard des indicateurs climatiques/de maladies, partagée par au moins la moitié des GCM, dont 25 % (16) sur les quatre périodes-trajectoires ;
- 43 % (28) qui simulent une baisse du risque maladie au regard des indicateurs climatiques/de maladies, partagée par au moins la moitié des GCM, dont 9 % (6) sur les quatre périodes-trajectoires.

La forte incertitude inhérente au choix du GCM (forte variabilité inter-modèles) quant à l'évolution des précipitations durant la période de sensibilité DEB-VER (Chapitre 2), ainsi que sur l'année dans le quart nord-est de la France (Chapitre 1), se répercute directement sur la sélection des indicateurs. Effectivement, quel que soit le type d'indicateur climatique (Figures [4.13](#) à [4.16](#)), ceux liés au cumul ou nombre de jours de pluie ne sont pas sélectionnés (excepté le nombre de jours de pluie en juillet et le nombre de séquences sèches de 14 jours, respectivement RRd_07 et DS_14_Ver en Figures [4.13](#) et [4.14](#)).

Pour les autres variables climatiques mensuelles ([Figure 4.13](#)), l'augmentation significative des températures nocturnes au mois de juin dès le milieu du XXI^{ème} siècle (quelle que soit la trajectoire) pourrait favoriser la diminution de la prévalence sur grappes en Champagne Aisne-Marne. L'effet inverse pourrait être observé en Bourgogne 21 avec la diminution du nombre de jours de pluie au mois de juillet simulée pour la fin du XXI^{ème} siècle (RCP8.5). En Bourgogne 71, l'apparition précoce de symptômes sur grappes serait favorisée par l'augmentation des températures (maximales) dès le milieu du XXI^{ème} siècle (quelle que soit la trajectoire) et la diminution de l'humidité relative à la fin du XXI^{ème} siècle (RCP8.5).

DI	CI	Régions	Safran (1986-2005)	Safran (2000-2019)	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ	RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ
1st_G	Tmax_04	Bourgogne_71	13.83	15.42		2.42		3.09		2.74		4.98
1st_G	RH_05	Bourgogne_71	74.9	73.24		-1.76		-1.88		-0.9		-5.26
%_G_ver	Tmin_06	Aisne-Marne	12.31	13.23		2.45		3.17		2.69		5.19
%_G10_ver	Tmin_06	Aisne-Marne	12.31	13.23		2.45		3.17		2.69		5.19
%_G10_ver	RRd_07	Bourgogne_21	9.46	10.28		-1.2		-1.73		-1.68		-3.04

Figure 4.13 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) mensuels qui sont associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1\ deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. [Figure 1.1](#)), 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Les combinaisons CI-DI-Régions sont affichées quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur). L’ensemble des combinaisons CI-DI-Régions sont en [Annexe 4.4](#).

Concernant les indicateurs séquentiels ([Figure 4.14](#)), les conditions climatiques liées à la précocité des symptômes sur feuilles et grappes (faible variance des températures, peu de jours avec l’humidité relative supérieure à différents seuils, période DEB-FLO courte, peu de jours > 22°C) tendent tous à augmenter significativement à partir du milieu du XXI^{ème} siècle pour RCP8.5 et fin du XXI^{ème} siècle pour RCP4.5 dans les régions de Bourgogne ce qui entraînerait une apparition plus tardive des symptômes. Une exception est tout de même observée pour l’indicateur d’amplitude diurne (DA_Flo, [Figure 4.14](#)) qui pourrait augmenter et favoriser la précocité sur grappes en Bourgogne 71.

DI	CI	Régions	Safran (1986-2005)	Safran (2000-2019)	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5 Δ		RCP8.5 Δ		RCP4.5 Δ		RCP8.5 Δ	
1st_F	N_day_Flo	Bourgogne_21	62.17	57.95		6.2		9.21		8.85		15.96
1st_F	HRT_40_Flo	Bourgogne_21	61.57	57.74		6.28		9.66		8.76		15.26
1st_F	HRT_50_Flo	Bourgogne_21	59.39	56.36		5.24		8.37		7.94		12.61
1st_F	Tmin_v_Flo	Bourgogne_21	16.03	13.1		3.61		5.27		4.59		6.48
1st_F	T_var_Flo	Bourgogne_21	18.59	14.93		2.44		4.08		3.53		5.79
1st_F	N_day_Flo	Bourgogne_71	65.22	59.53		6.97		10.35		9.64		16.54
1st_F	HRT_40_Flo	Bourgogne_71	65.14	59.51		7.51		10.84		9.77		15.9
1st_F	Tmin_v_Flo	Bourgogne	15.77	13.87		3.5		4.93		4.21		5.64
1st_G	Tt_22_Flo	Bourgogne_89	1.65	1.65		1.75		2.22		1.82		4.16
1st_G	HRT_50_Flo	Bourgogne_71	63.48	58.61		6.71		9.9		9.07		14.09
1st_G	HRT_60_Flo	Bourgogne_71	56.16	51.32		4.62		6.83		7.25		8.58
1st_G	DA_Flo	Bourgogne_71	8.07	8.31		0.59		0.62		0.65		0.95
Nb_trait	HRT_85_Ver	Bourgogne_89	20.22	17.55		-3.27		-3.36		-1.94		-4.77
Nb_trait	DA_Flo	Bourgogne_71	8.07	8.31		0.59		0.62		0.65		0.95
%_F_max	Tt_20_Flo	Bourgogne_89	4.65	4.2		3.61		4.18		3.56		7.1
%_G_ver	Tt_16_Ver	Bourgogne_21	71.47	71.47		5.67		5.42		5.5		6.88
%_G10_ver	DS_14_Ver	Bourgogne_21	0.7	0.82		0.13		0.25		0.15		0.52
%_G10_ver	Tt_16_Ver	Bourgogne_21	71.47	71.47		5.67		5.42		5.5		6.88

Figure 4.14 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) séquentiels associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1\ deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. Figure 1.1), 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. Tableau 1.3). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec $p\text{-value} < 0.05$). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en partie 4). Les combinaisons CI-DI-Régions sont affichées quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur). L’ensemble des combinaisons CI-DI-Régions sont en Annexe 4.5.

Le nombre de traitements annuel est lié à des conditions climatiques qui, d’ici à la fin du XXI^{ème} siècle, diminueraient en Bourgogne 89 (moins de jours avec HR > 85% à véraison pour RCP8.5 en 2081-2100, Figure 4.14) et qui augmenterait pour la Bourgogne 71 (plus grande amplitude diurne à floraison, Figure 4.14). Ces deux évolutions entraîneraient alors une diminution du nombre de traitements.

Les indicateurs de prévalence sur feuilles et sur grappes sont associés au nombre de jours avec une température élevée et celui de périodes sèches (Tt_20_Flo, deux fois Tt_16_Ver, et DS_14_Ver, Figure 4.14). La prévalence sur feuilles étant associée à un faible nombre de jours où Tmoy > 20°C, elle diminuerait puisque ce paramètre augmenterait dès le milieu du XXI^{ème} siècle quelle que soit la trajectoire. À l’opposé, en Bourgogne 21, le nombre de jours où Tmoy > 16°C tendrait à augmenter, quelle que soit la trajectoire considérée, pouvant alors accentuer la prévalence sur grappes. À noter tout de même une tendance inverse avec l’augmentation du nombre de séquences sèches de plus de 14 jours simulé à la fin du XXI^{ème} siècle (DS_14_Ver & RCP8.5, Figure 4.14). Sur l’ensemble des indicateurs climatiques de type séquentiel, la majorité des variations observées dans les indicateurs climatiques pourraient influencer une diminution de l’intensité oïdium (15

combinaisons DI-CI-Régions, [Figure 4.14](#)), avec tout de même certains indicateurs pouvant afficher des tendances opposées (3 combinaisons).

Dans les quatre régions viticoles, la diminution de l'humidité relative simulée pour une majorité des GCM à la fin du XXI^{ème} siècle sur l'ensemble des fenêtres glissantes apparaît favorable pour l'apparition plus précoce de symptômes sur grappes (HR & RCP8.5, [Figure 4.15](#)). En ce qui concerne les températures et la Bourgogne 89, l'augmentation simulée pourrait présenter à la fois 1\ des conditions favorables au développement de la maladie avec une précocité sur feuilles liée à l'élévation des températures en début de saison (Tmin et Tmoy à -28, -31 et -34j de la floraison pour 1st_F & RCP8.5, [Figure 4.15](#)) et 2\ des conditions défavorables quand cette augmentation des températures est proche de la floraison (Tmoy à -2 et 8j de la floraison pour 1st_F & RCP8.5, [Figure 4.15](#)). Le constat est le même pour la prévalence sur feuilles en Bourgogne 89 (%_F_flo et %_F_max, [Figure 4.15](#)). Le lien entre augmentation des températures et conditions favorables au développement de la maladie en début de saison se retrouve pour la Bourgogne 71 (Tmoy à -28 et -29j de la floraison pour %_F_flo et %_F_max, [Figure 4.15](#)). Les fenêtres glissantes avaient déjà mis en évidence qu'une période plus chaude suivie d'une période plus froide juste avant ou pendant la floraison était en lien avec la précocité des premiers symptômes et la prévalence sur feuilles en Bourgogne 89 ([Figure 4.11](#)). Quant à la prévalence sur grappes, elle serait accentuée par l'augmentation des températures en début de saison pour la Bourgogne 21 et 71 (Tmin et Tmoy pour %_G_ver et %_G10_ver, [Figure 4.15](#)). Ainsi, l'impact du réchauffement de la période post floraison joue un rôle ambivalent dans l'évolution de la prévalence et précocité sur feuilles en Bourgogne 89 alors que pour la Bourgogne 71 et 21, ce réchauffement pourrait être favorable à une plus forte prévalence et précocité sur grappes. Les conditions, actuellement fraîches, associées à l'incidence sur les TNT en Champagne Aisne-Marne au moment de la floraison ([Figure 4.11](#)) se réchaufferaient dès le milieu du XXI^{ème} siècle (avec les deux trajectoires) pouvant ainsi favoriser la diminution de l'incidence dans les TNT.

DI	CI	Régions	WP length	Doy	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5 Δ		RCP8.5 Δ		RCP4.5 Δ		RCP8.5 Δ	
					Bar	Value	Bar	Value	Bar	Value	Bar	Value
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_10	-34		0.4		0.6		0.4		0.9
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_10	-8		1.2		1.4		1.3		2.3
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-31		1.6		1.7		1.6		2.7
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-2		1.5		1.7		1.5		2.6
1st_F	Tmin	Bourgogne_89	WP_30	-28		1.6		1.8		1.6		2.8
1st_G	HR	Aisne-Marne	WP_10	-22		-1.8		-2.4		-1.8		-4.3
1st_G	HR	Bourgogne_21	WP_10	-20		-0.5		-1.6		-0.6		-4.9
1st_G	HR	Bourgogne_71	WP_10	-23		-1.6		-2		-1.1		-4.9
1st_G	HR	Bourgogne_89	WP_10	-30		-2.5		-2.3		-1.8		-5.1
1st_G	HR	Bourgogne_71	WP_20	-26		-0.9		-1.6		-0.7		-4.7
1st_G	HR	Bourgogne_89	WP_20	-22		-1.4		-2.1		-1.1		-4.6
%flo_TNT	HR	Aisne-Marne	WP_20	-35		-1.9		-2.1		-1.6		-3.8
%max_TNT	Tmoy	Aisne-Marne	WP_20	3		1.9		2.6		2.3		3.8
%_F_flo	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	0		1.6		1.8		1.8		2.8
%_F_flo	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-20		2.1		2.9		2.5		4.2
%_F_flo	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.8		1		0.7		1.3
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-29		1.3		1.5		1.4		2.5
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	4		1.9		2.6		2.2		3.7
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_89	WP_30	8		1.7		1.9		1.7		2.9
%_F_max	Tmin	Bourgogne_89	WP_20	10		2		2.8		2.4		4
%_F_max	Tmin	Bourgogne_89	WP_30	9		1.6		1.7		1.6		2.7
%_G_ver	Tmoy	Bourgogne_21	WP_10	-29		1.3		1.4		1.2		2.3
%_G_ver	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-29		1.4		1.4		1.3		2.4
%_G_ver	Tmin	Bourgogne_21	WP_10	-28		0.8		0.8		0.7		1.1
%_G_ver	Tmin	Bourgogne_21	WP_20	-21		1.4		1.8		1.5		2.6
%_G10_ver	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-28		1.4		1.4		1.3		2.4
%_G10_ver	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.7		0.8		0.6		1.1

Figure 4.15 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) sur fenêtre glissante associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1\ la durée de la fenêtre (“WP_length”) et le jour où commence la fenêtre par rapport au stade floraison et 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Les combinaisons CI-DI-Régions sont affichées quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur). L’ensemble des combinaisons CI-DI-Régions sont en [Annexe 4.6](#).

Concernant les évolutions des indicateurs maladies simulés (DIsim), 13 des 15 combinaisons concernent des DIsim liés aux équations de temps de latence ou à l'indice de sévérité calculés à partir de la température seulement (tous les DIsim sauf WO_COL, [Figure 4.16](#)). Étant donné le réchauffement simulé sur la période DEB-VER (modèle BRIN-GFV, Chapitre 2), il n'est pas étonnant que les évolutions futures qui leur sont associées soient toutes favorables à une augmentation du nombre de traitements mais surtout au plus fort développement de la maladie sur grappes, quelle que soit la période, selon les deux trajectoires et pour la grande majorité des GCM ([Figure 4.16](#)). Par ailleurs, le nombre de GCM simulant une augmentation significative du nombre de cycles de latence est plus faible avec la RCP8.5 que la RCP4.5 ainsi qu'entre la fin et le milieu du siècle pour RCP8.5 (par exemple : les deux cas de %_G10_ver et %_G_ver avec nb_LAT_t_ver pour la Bourgogne 21, [Figure 4.16](#)). Ainsi, les conditions plus chaudes avec un plus grand nombre de jours de forte chaleur sur la période sensible de la vigne (Tableaux 2.12 et 2.13 du Chapitre 2) pourraient nuancer l'effet positif du réchauffement pour le développement du pathogène. Effectivement, en considérant le calcul du temps de latence, celui-ci augmente à partir de 24.5°C (*cf.* Figure 2.c de Caffi et al., 2011).

Les combinaisons DI-DIsim-Région associées à ces évolutions sont quasiment toutes pour la région Bourgogne 21 (10 sur 13, sinon 2 fois Bourgogne 71 et 1 fois la Bourgogne 89). Le nombre de jours sans contamination (WO_COL, déclenché initialement par un minimum de pluie de 2 mm combiné à une température $\geq 4^{\circ}\text{C}$ dans le modèle) pourrait augmenter dès le milieu du XXIème siècle (pour RCP8.5, [Figure 4.16](#)) et surtout à sa fin (RCP4.5 et 8.5). Cette augmentation pourrait ainsi influencer l'apparition des premiers symptômes qui seraient plus tardifs en Bourgogne 21 et 71. Les indicateurs liés au taux d'infection (prenant en compte température et humidité relative) ont tendance à diminuer significativement sur les deux périodes futures dans les 3 régions de la Bourgogne mais pour une part de GCM inférieure à 50% (en [Annexe 4.7](#)).

DI	Disim	Régions	Safran (1986-2005)	Safran (2000-2019)	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5		RCP8.5		RCP4.5		RCP8.5	
					Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ		
1st_F	WO_COL	Bourgogne_21	48.42	45.29		5.54		8.22		7.12		14.89
1st_F	WO_COL	Bourgogne_71	48.31	45.59		6.61		9.32		8.22		15.53
Nb_trait	nb_LAT_ver	Bourgogne_89	14.22	14.19		0.79		0.98		0.88		1.14
Nb_trait	nb_LAT	Bourgogne_71	4.78	4.59		0.88		1.14		1.03		1.97
%_G_ver	nb_LAT_ver	Bourgogne_21	13.78	13.38		0.65		0.66		0.66		0.65
%_G_ver	nb_LATc_ver	Bourgogne_21	6.9	6.78		0.23		0.22		0.23		0.23
%_G_ver	nb_LAT_t_ver	Bourgogne_21	14.42	14.05		0.78		0.76		0.78		0.8
%_G_ver	DI_h_ver	Bourgogne_21	0.97	0.97		0		0		0		0
%_G_ver	DI_l_ver	Bourgogne_21	0.45	0.43		0.02		0.01		0.01		0
%_G_ver	DI_h	Bourgogne_71	0.02	0.02		0.04		0.06		0.05		0.15
%_G10_ver	nb_LAT_ver	Bourgogne_21	13.78	13.38		0.65		0.66		0.66		0.65
%_G10_ver	nb_LATc_ver	Bourgogne_21	6.9	6.78		0.23		0.22		0.23		0.23
%_G10_ver	nb_LAT_t_ver	Bourgogne_21	14.42	14.05		0.78		0.76		0.78		0.8
%_G10_ver	DI_h_ver	Bourgogne_21	0.97	0.97		0		0		0		0
%_G10_ver	DI_l_ver	Bourgogne_21	0.45	0.43		0.02		0.01		0.01		0

Figure 4.16 : Évolution future des indicateurs de maladies simulés (Disim) qui sont associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1\ la durée de la fenêtre (“WP_length”) et le jour où commence la fenêtre par rapport au stade floraison 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec $p\text{-value} < 0.05$). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Les combinaisons CI-DI-Régions sont affichées quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur). L’ensemble des combinaisons CI-DI-Régions sont en [Annexe 4.7](#).

❖ Synthèse

L'étude des différentes combinaisons DI-(CI ou MI) selon les régions, les périodes et les trajectoires met en avant de façon générale :

- des divergences fréquentes quant au sens de l'évolution à la baisse ou à la hausse du risque oïdium attendue au XXI^{ème} siècle selon l'indicateur climatique CI ou de maladie simulé MI (et donc, pour une région donnée, l'indicateur maladie DI auquel le CI ou le MI est corrélé) et la région considérée ;
- une absence de tendances jugées consensuelles entre GCM (pour 50% ou plus d'entre eux) pour les CI ou MI intégrant des précipitations (sauf deux, comme évoqué plus haut) ;
- le consensus inter-modèle (retenu dans le cadre de nos travaux soit 50% de GCM présentant la même tendance à la hausse ou à la baisse) pour un couple *CI - région* est systématiquement le plus marqué pour la période 2081-2100 et le RCP8.5. Ce n'est en revanche pas le cas pour les couples *MI - région*, pour lesquels les GCM convergent davantage pour le RCP4.5.

Les différents types d'indicateurs climatiques ou de maladies simulés sélectionnés sont synthétisés dans le [Tableau 4.9](#) pour la trajectoire RCP8.5, qui est celle pour laquelle on observe le plus (et le plus tôt) d'évolutions significatives (à l'exception des MI, comme indiqué ci-dessus). Dans de nombreuses combinaisons DI-Région, les CI et les MI vont donc afficher des évolutions entraînant des conditions à la fois favorables et défavorables au développement de l'oïdium ([Tableau 4.9](#)). Ceci s'explique en partie par les variables climatiques (température ou humidité relative) sélectionnées avec un signe opposé selon les CI et MI (cas en Bourgogne 89/Traitements, Bourgogne 71/1st_G et Bourgogne_89/1st_G ; d'après les Figures [4.13](#) à [4.16](#)). L'évolution de l'ensemble des indicateurs liés à la précocité sur feuilles (1st_F) auraient tendance à retarder l'apparition de la maladie en Bourgogne 21, 71 et 89 et à l'échelle de la Bourgogne (exceptés pour trois indicateurs en Bourgogne 89 résultant d'un lien avec les températures qui diffèrent au cours de la saison, Figures [4.11](#) et [4.15](#)). Pour la prévalence sur grappes en Bourgogne 21, les quatre types d'indicateurs (dont 10 liés aux cycles de latence et indice de sévérité simulé) pourraient évoluer en favorisant l'intensité de la maladie. À noter tout de même que ces indicateurs sont tous liés à la température sauf deux qui sont liés aux précipitations (PR_05 qui est favorable au développement de la maladie et DS_14_Ver défavorable, respectivement Figures [4.13](#) et [4.14](#)).

Finalement, ce tableau ([4.9](#)) montre qu'il pourrait y avoir des effets contrastés du changement climatique sur la présence de la maladie. L'évolution des précipitations simulées par les modèles ne montre pas d'évolutions significatives pour plus de la moitié d'entre eux. L'augmentation des températures et la diminution des humidités relatives simulées pendant la saison végétative sont plus unanimes selon les GCMs. Différents indicateurs climatiques calculés à partir de ces variables, aujourd'hui corrélés avec l'intensité observée (selon les DI) dans les vignobles de Bourgogne et de Champagne, pourraient sensiblement évoluer dès le milieu du XXI^{ème} siècle, avec une accentuation pour la période 2081-2100. Des conditions climatiques alors différentes de celles que l'on connaît pourraient avoir des effets non négligeables sur le développement d'*Erysiphe necator*.

Tableau 4.9 : Représentation de l'impact que pourrait entraîner l'évolution future des différents types d'indicateurs climatiques (Δ , \square , \circ) et de maladies simulés (\diamond) avec la trajectoire RCP8.5 selon les DI en fonction des régions. Pour chaque DI (ligne du tableau), les nombres d'indicateurs liés aux températures (T), à l'humidité relative (HR) et aux précipitations (PR) sont affichés dans les colonnes de droite (CI type).

DI type	Bourgogne 21		Bourgogne 71		Bourgogne 89		Aisne-Marne		Bourgogne		CI type		
	2046-2065	2081-2100	2046-2065	2081-2100	2046-2065	2081-2100	2046-2065	2081-2100	2046-2065	2081-2100	T	HR	PR
1st_F	▲▲▲ ◆	▲▲▲ ◆	▲▲ ◆	▲▲ ◆		■ ■			▲	▲	7	3	0
1st_G		■	● ▲	●● ▲▲ ■		■ ■		■			3	9	0
Nt_trait			◆	▲ ◆	◆	▲ ◆					3	1	0
%flo_TNT %max_TNT							■	■	■		1	1	0
%_F_flo %_F_max				■	▲ ■ ■ ■	▲ ■ ■ ■					10	0	0
%_G_ver %_G10_ver	■ ■ ■ ■ ■ ■ ■ ■	● ▲ ▲ ■ ■ ■ ■ ■	◆	■ ■ ◆			●	●	●	●	8	0	2

Indicateurs climatiques de type : ● mensuel, ▲ séquentiel, ■ fenêtre glissante et ◆ indicateurs de maladies simulés dont les conditions seraient : ■ favorables ou ■ défavorables au développement de la maladie (selon son lien avec DI)

Les travaux réalisés par Caffarra et al. (2012) comparent l'évolution du nombre de cycles de latence et l'indice de sévérité durant la période sensible de la vigne (débourrement-8°Brix), tous deux projetés sur le XXI^{ème} siècle. Pour une des deux régions étudiée (San Michele, Italie), la diminution du nombre de cycles de latence et de l'indice de sévérité serait liée à des températures plus chaudes que la température optimale pour laquelle le temps de latence est le plus court (augmentation quand la température est supérieure à 24.5°C), rallongeant ainsi les cycles de latence. Sur la seconde région d'étude, avec un climat plus frais (Cembra, Italie), les conditions climatiques simulées à la fin du siècle entraîneraient des cycles de latence plus courts et un indice de sévérité plus élevé. Nous retrouvons des résultats similaires à ceux présentés par les auteurs dans cette seconde région, où ils observent une augmentation plus forte avec le scénario intermédiaire (équivalent à la trajectoire RCP4.5) qu'avec le scénario le plus pessimiste (équivalent à RCP8.5). Par ailleurs, les auteurs simulent une diminution de la période sensible de la vigne avec le modèle FENOVITS (Caffarra & Eccel, 2010) utilisé dans leur étude, contrairement à ce que nous observons en Bourgogne et Champagne où la période débourrement-véraison pourrait varier seulement de -3 à +2 jours à la fin du siècle (modèle BRIN-GFV ; Chapitre 2).

À partir de projections climatiques désagrégées (période 2070-2100, station de Dijon), Launay et al. (2014) simulent une faible diminution de l'humectation foliaire en mai et en juin, ainsi qu'une diminution de l'efficacité et du nombre de jours d'infection (calculés à partir de la température et de l'humectation foliaire) en juillet et en août pour le pathogène *Plasmopara viticola* (agent du mildiou). Les auteurs concluent sur une diminution potentielle de la maladie (diminution des indicateurs liés à l'infection) simulée sur la période de juin à août à la fin du siècle. Le mois de mai pourrait quant à lui être plus favorable à l'infection du pathogène (augmentation des indicateurs liés à l'infection), modulant ainsi la précocité des premiers symptômes. Ces résultats sont confirmés par les travaux de Caubel et al. (2014) qui simulent l'évolution de la sévérité de la maladie à l'aide du couplage entre le modèle MILA (modèle mécaniste simulant le développement du mildiou) et le modèle STICS (modèle de plante simulant l'état de croissance, les stades

phénologiques et les conditions microclimatiques au niveau de la canopée), à l'aide de projections climatiques dans différentes zones de France dont Dijon. Les auteurs observent une diminution de l'indice de sévérité ainsi que de la fréquence du nombre de jours favorables à l'infection simulée au cours du XXI^{ème} siècle. Ils attribuent ces observations à la diminution de la LWD ainsi qu'à une augmentation des températures dans la canopée dépassant l'optimum du pathogène (pour les régions d'avignon et Bordeaux sur ce dernier paramètre). Le modèle STICS simule une avancée moyenne du débourrement de 5 jours sur Dijon, ce qui permettrait d'expliquer en partie les infections plus précoces.

Bien que le pathogène étudié soit différent de l'agent de l'oïdium impliquant des conditions de développement différentes, la diminution de la durée d'humectation simulée est également observée dans notre cas. Cependant bien que celle-ci n'ait pas été reliée aux indicateurs d'intensité via les MI simulés à partir du modèle de Caffi et al. (2011), elle joue un rôle important dans la précocité des symptômes de l'oïdium (libération des ascospores responsables des contaminations primaires) puis elle peut être limitante par la suite sur les contaminations secondaires. Contrairement à ce qui est observé pour le mildiou, la précocité de l'oïdium tendrait à diminuer en Bourgogne 21 et 71 du fait de l'augmentation du nombre de jours sans contaminations simulées avec le modèle mécaniste ainsi qu'une augmentation du nombre de jours entre débourrement et floraison.

Concernant l'évolution du nombre de traitements, le modèle empirique développé par Salinari et al. (2006) se basant sur les températures et précipitations durant les mois de mai et juin tend à simuler une augmentation du nombre de traitements anti-mildiou avec les projections climatiques de deux GCM dans la région du Piémont en Italie. Les auteurs associent cette augmentation à la diminution des précipitations et à l'augmentation des températures sur les différentes périodes utilisées. Bien que la diminution des précipitations, d'un point de vue biologique, soit défavorable au développement du pathogène en question, les auteurs émettent l'hypothèse que l'augmentation des températures pourrait compenser cet effet et permettrait d'accélérer la période de germination des oospores (organe de conservation et responsable des premières contaminations de l'agent du mildiou). Dans le cadre de travaux présentés aux XII^{ème} congrès international des Terroirs Vitivinicoles ([Annexe 4.1](#)), nous avons observé des tendances similaires à l'aide de modèles multilinéaires se basant sur les température et précipitations des mois d'avril à juillet dans les différentes sous-régions viticoles de Bourgogne. L'utilisation de ces modèles empiriques calibrés sur la période passée permettaient de simuler un indicateur correspondant à la somme des traitements appliqués contre le mildiou et l'oïdium. Les projections de cet indicateur avec 18 GCM permettent d'observer une diminution du nombre de traitements simulés pour le XXI^{ème} siècle.

Dans le cas présent, une majeure partie des CI et MI corrélés aux nombres de traitements anti-oïdium sont liés aux précipitations et ne présentent donc pas d'évolution consensuelle selon les GCM. L'évolution des CI liés aux températures (augmentation de l'amplitude diurne et diminution du nombre de jours ou $HR > 85\%$, [Figure 4.14](#)) pourraient avoir une influence positive sur la diminution du nombre de traitements. Cependant, les MI montrent également que ces résultats pourraient être contrebalancés par l'augmentation du nombre de cycles de latence.

Une part des études portant sur l'évolution du risque maladie ne prend pas en compte l'évolution de la période sensible (phénologie) de la plante. Bien qu'intégrer des modèles phénologiques de la

plante aux modèles de maladies augmente une part de l'incertitude dans les simulations futures, cela permet de se rapprocher des conditions plus réalistes observées actuellement.

Finalement, bien que certains CI et MI actuellement liés à l'intensité de l'oïdium (DI) puissent significativement évoluer au cours du XXI^{ème} siècle, l'hypothèse de la non linéarité des liens climats-pathogène observée actuellement ou même l'adaptation du pathogène lui-même ne doivent pas être écartées. D'après Decker (1986), les pathogènes pourraient s'adapter plus rapidement que les plantes. En effet, le cycle de la plante est annuel alors qu'il y a plusieurs générations du pathogène dans la même année, ce qui est l'occasion pour ce dernier de laisser opérer la sélection naturelle de ses souches les plus résistantes aux nouvelles conditions environnementales. La grande diversité de conditions climatiques dans lesquelles l'oïdium de la vigne est présent aujourd'hui à travers le monde (Bois et al., 2017) laisse supposer la forte tolérance de ce pathogène aux conditions environnementales.

6) Conclusion

Les travaux présentés dans ce chapitre avaient pour objet l'étude, par le biais d'indicateurs de maladies, du risque phytosanitaire lié à l'oïdium de la vigne en réponse au climat et à son évolution entre 1981 et 2100. En s'appuyant sur une base de données phytosanitaires originale, réunissant 653 observations annuelles (entre 1981 et 2019) sur les quatre sous-régions viticoles en Bourgogne et en Champagne, 10 indicateurs décrivant directement ou indirectement l'intensité ou la précocité annuelle de l'épidémie d'oïdium ont été élaborés. Par le biais de méthodes statistiques faisant appel à des régressions linéaires (simples ou multiples), ces indicateurs ont été confrontés aux conditions climatiques, mensuelles ou sur des périodes relatives à la phénologie de la vigne, synthétisées par des indicateurs climatiques ou issus de modèles mécanistes phytosanitaires. Les relations climat-maladie identifiées ont été utilisées pour évaluer les possibles évolutions du risque phytosanitaire lié à l'oïdium au cours du XXI^{ème} siècle au moyen de données climatiques simulées par des GCM et désagrégées à 8 km de résolution. On tire de cette étude les enseignements suivants :

- Il existe un lien plus ou moins fort selon les régions viticoles entre les différents indicateurs appréhendant l'intensité de l'oïdium à l'échelle régionale.
- La synchronicité interannuelle de la pression de l'oïdium dans les trois sous-régions de Bourgogne et celle de Champagne varie selon les indicateurs de maladies observés. La Bourgogne, au travers de ses trois sous-régions, forme un ensemble cohérent qui se différencie bien de la Champagne Aisne-Marne.
- L'ensemble des indicateurs de maladies étudiés à l'échelle régionale n'ont pas permis d'observer une tendance nette à la diminution ou à l'augmentation de la présence de l'oïdium depuis les 10-20 dernières années.
- L'ensemble des données de maladies et climatiques utilisées dans ce chapitre ainsi que les différentes méthodes statistiques appliquées n'ont pas permis d'identifier un modèle unique assez robuste qui serait représentatif de l'intensité annuelle de l'oïdium observée à l'échelle de toutes les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne.
- Cependant, des liens statistiques entre les indicateurs climatiques calculés sur différentes échelles temporelles et ceux issus des modèles biologiques ont pu être établis individuellement dans chacune des régions viticoles étudiées.

- Les projections climatiques utilisées pour calculer l'évolution des différents indicateurs sélectionnés en lien avec l'intensité de la maladie montrent des tendances significatives : 1\ d'augmentation pour les indicateurs liés à la température (en termes de moyenne, de variance, d'amplitude diurne et de nombre de jours supérieurs à un seuil) et 2\ de diminution pour les indicateurs liés à l'humidité relative (moyenne et nombre de jours supérieurs à un seuil), et ce pour le milieu et/ou la fin du XXI^{ème} siècle. Ceci pourrait avoir des conséquences à la fois favorables et défavorables. L'incertitude liée aux précipitations simulées par les GCM dans ces régions ne permet pas d'identifier avec confiance une évolution des différents indicateurs liés à cette variable (toujours de moins de 50% des GCMs s'accordent pour chaque évolution sauf deux).

Le but du recueil des données phytosanitaires était d'établir des indicateurs de maladies représentant le caractère épidémique annuel de l'oïdium à l'échelle régionale sur la plus grande profondeur temporelle possible. Cependant, peu de données ont pu être récoltées au-delà des 15-20 dernières années et la durée couverte varie selon les sous-régions viticoles ([Tableau 4.2](#)). Ainsi, l'absence quasi totale de tendance d'évolution significative des différents indicateurs peut en partie être imputée à ce "manque" de disponibilité des données. La poursuite des analyses de ces données sur les années à venir est une piste pouvant confirmer ou infirmer les liens actuellement observés. Un autre point limitant est l'agrégation spatiale réalisée qui vient également lisser en partie les variations interannuelles. Un découpage des sous-régions viticoles plus fin devrait potentiellement permettre d'observer davantage les différences entre celles-ci.

Sur l'ensemble des indicateurs de maladies, les liens observés entre les régions et entre les indicateurs font apparaître le rôle du climat qui, chaque année, va influencer l'évolution du développement de l'agent pathogène de l'oïdium et donc faire varier l'intensité de la maladie au vignoble. Cependant, tous ces liens ne définissent pas de modèle unique ce qui peut être attribué à plusieurs hypothèses :

- des facteurs jouant à l'échelle des régions non pris en compte tels que les conditions environnementales à la fois naturelles (topographie, pédologie, géologie) et anthropiques (méthode de conduite, itinéraire choisi dans les moyens de lutte appliqués) ;
- des facteurs climatiques intervenant à l'échelle locale lissés par les données à l'échelle de la maille SAFRAN (8x8km) ainsi que d'autres variables climatiques non prises en compte (vent, durée d'éclairement) pouvant influencer la biologie du pathogène ;
- des facteurs biologiques (évolution annuelle de la quantité d'*inoculum* du pathogène non considérée, la présence de groupes génétiques différents) pouvant entraîner une évolution différente de l'épidémie de la maladie au regard des conditions climatiques.

Bien que l'ensemble de ces facteurs influence la dynamique de la maladie aux différentes échelles évoquées, des liens statistiques ont pu être établis entre les différents types d'indicateurs liés aux conditions climatiques (températures, humidité relative et précipitations) et les indicateurs de maladies à l'échelle régionale. Trois des quatre types d'indicateurs liés aux conditions climatiques intègrent la période sensible de la plante.

La projection des indicateurs dans le futur a été réalisée à l'aide des modèles phénologiques : BRIN et GFV (Chapitre 1). Dans ces conditions, les évolutions des indicateurs liés au climat présentées considèrent une augmentation de la période DEB-VER de 2 à 5 jours composée par une période

DEB-FLO plus longue et FLO-VER plus courte (Chapitre 2). Le modèle SUWE, récemment adapté à la vigne par (Morales-Castilla et al., 2020), pourrait être utilisé pour confirmer ou invalider les résultats présentés dans une étude complémentaire.

Parmi les variables biologiques simulées par le modèle mécaniste de Caffi et al. (2011), aucune n'a été corrélée à la présence du pathogène dans toutes les régions à la fois. On peut tout de même noter que la proportion du nombre de jours avec un taux d'infection élevé (selon différents seuils) est corrélé à la précocité des symptômes sur feuilles dans les trois sous-régions de Bourgogne. La majorité des GCMs utilisés ne simule pas d'évolution significative de cet indicateur dans les périodes futures sur les deux trajectoires étudiées. Le cas particulier de la Champagne Aisne-Marne, région pour laquelle les indicateurs de maladies simulés (majoritairement liés au nombre de jours de contaminations) sont corrélés négativement à la précocité sur grappes, témoigne à la fois des limites d'un modèle mécaniste (n'intégrant pas tous les facteurs pouvant impacter le développement du pathogène) et de son utilisation à une échelle large sur des données spatialisées.

Finalement, la gestion de l'échelle spatiale dans notre analyse a joué un rôle important et se doit d'être considérée dans toute utilisation de nos résultats. Il aurait été intéressant, bien que l'ensemble des indicateurs de maladies aient été établis à l'échelle des sous-régions viticoles, d'étudier la variabilité spatiale des différents indicateurs climatiques au sein de celles-ci ainsi que leurs évolutions selon les projections climatiques. Par ailleurs, notre étude portant sur la Bourgogne et la Champagne viticoles, il serait intéressant d'évaluer si les liens obtenus se retrouvent sur des vignobles français ayant un climat plus chaud. D'autres analogies pourraient être obtenues avec des régions viticoles à l'international, d'autant plus que nous avons choisi de travailler sur le cépage Chardonnay qui est planté dans 41 pays (OIV, 2017) et ouvre très largement le champ à de possibles comparaisons.

Conclusions et perspectives

L'étude de l'impact du changement climatique sur le risque phytosanitaire lié à l'oïdium de la vigne en Bourgogne et en Champagne a été effectuée dans le passé proche (~1995-2019) à l'aide de données climatiques quotidiennes spatialisées à résolution de 8 km (base de données SAFRAN) et dans le futur à l'aide d'un ensemble de projections climatiques (jusqu'à 22 GCM) désagrégées spatialement à l'échelle de 8 km selon deux trajectoires futures (RCP4.5 et RCP8.5). L'approche utilisée se base sur un jeu de données d'observations phénologiques et d'indicateurs de la maladie (observations à la parcelle, nombre de traitements, note d'experts) conséquent aux échelles locale et régionale ainsi que sur un ensemble de modèles phénologiques et phytosanitaires mécanistes et empiriques. Le but est de simuler l'évolution de la période sensible de la vigne et de multiples indicateurs représentatifs du climat en lien avec l'intensité de l'oïdium présente aujourd'hui dans les vignobles de Bourgogne et de Champagne.

L'utilisation de données régionalisées sur de longues périodes et au pas de temps quotidien, ainsi qu'une approche multi GCM et selon deux trajectoires d'évolutions des émissions de GES, ont permis de considérer les incertitudes des GCM et des trajectoires.

Différents types de données climatiques ont été comparés sur les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne : des données à l'échelle locale, via les stations agro-climatiques implantées dans les vignobles étudiés, et des données à l'échelle régionale, via le produit SAFRAN disponible sur des points de grille d'une résolution de 8 km. L'étude selon ces deux échelles a montré que le produit SAFRAN s'avérait adapté à la représentation du climat à l'échelle des sous-régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Les biais et les dispersions statistiques observées ont été jugés acceptables dans le cadre de notre étude. Effectivement, même si SAFRAN a tendance à légèrement sous-estimer les extrêmes thermiques et surestimer les précipitations, il permet de sélectionner un ensemble de points de grille dont la représentativité spatiale est, d'une part, intrinsèquement homogène et, d'autre part, proportionnelle à l'échelle des régions viticoles. De plus, sa grande profondeur temporelle combinée à l'absence de données manquantes en font un objet adéquat pour réaliser une descente d'échelle de données climatiques de plus large échelle. Une des limites à l'utilisation du produit SAFRAN est qu'il va lisser en partie la variabilité spatiale au sein même des sous-régions viticoles étudiées qui, de par l'implantation du vignoble dans des zones où le relief est plus ou moins accentué, peut présenter une variabilité spatiale élevée (Hervé Quéno, 2011). Il aurait été intéressant d'étudier la variabilité spatiale des variables climatiques à la fois entre les points de grille SAFRAN sélectionnés mais aussi à l'intérieur d'une seule maille, afin de quantifier ces deux niveaux de lissage possible de la variabilité spatiale.

L'application de la méthode statistique de *quantile mapping* a permis de désagréger jusqu'à 22 GCM (dépendant de la variable considérée) à l'échelle de la France à une résolution de 8 km. Cette méthode, relativement peu coûteuse en termes de ressources numériques par rapport à une désagrégation dynamique, permet de considérer les incertitudes liées à la modélisation physique du système. Ce point est particulièrement important dans l'étude de variables liées aux

précipitations qui, dans les régions de Bourgogne et de Champagne, présentent une variabilité inter-modèle élevée allant jusqu'à des signes d'évolutions opposés entre certains GCM au cours du XXI^{ème} siècle. Cette méthode statistique a également l'avantage de pouvoir être appliquée relativement facilement à la nouvelle génération de modèles climatiques (CMIP6), qui d'ailleurs alimenteront le 6^{ème} rapport du GIEC (AR6). Les deux trajectoires utilisées, à l'image des forçages radiatifs envisagés à la fin du siècle, permettent de considérer l'incertitude sur les potentielles émissions de GES. Une dernière incertitude, qui n'a pas été abordée dans ces travaux, est celle liée à la méthode de descente d'échelle. En effet, l'utilisation de cette méthode se base sur une hypothèse de stationnarité reposant sur la conservation dans le temps (entre périodes passée et future) des relations statistiques entre l'échelle des GCM et l'échelle cible de la désagrégation du climat. Pour prendre en compte cette incertitude, il conviendrait de comparer les résultats issus de la désagrégation statistique avec des simulations de GCM désagrégées à l'aide de méthodes dynamiques, à savoir mobilisant des modèles de climat régionaux.

Les données phénologiques observées ont permis d'étudier les évolutions de la précocité et de la durée de la période sensible de la vigne ainsi que l'évolution des conditions climatiques durant cette période. Les simulations climatiques à l'échelle régionale couplées à des modèles phénologiques ont permis de projeter ces évolutions dans le futur.

Les conditions climatiques observées pendant la saison végétative de la vigne (avril à septembre) ont déjà été modifiées par le changement climatique en Bourgogne et en Champagne viticoles. Sur la période 1959-2019, les températures sont marquées par une rupture statistique en 1987/88. À partir de cette date, les températures sont plus élevées et augmentent en moyenne de 0.32°C en Bourgogne et de 0.45°C en Champagne tous les 10 ans. Dans le même temps, l'humidité relative diminue de 1.5% en Bourgogne et de 1.9% en Champagne. Les précipitations ne montrent pas de tendance d'évolution significative.

Ces changements impactent la vitesse de croissance et viennent modifier les dates d'occurrence des stades phénologiques. Sur la base de données des observations en Bourgogne, une nette augmentation de la précocité des stades du débourrement de la floraison et de la véraison est observée entre 1965 et 2019. L'évolution du stade véraison est le plus marqué avec une précocité de 31 jours, suivi de la floraison (16 jours) et du débourrement (9 jours ; calculé à partir de tendances linéaires). Une rupture statistique est également observée sur les dates d'occurrence de ces stades (1987/88 pour le débourrement et la véraison, 1990/91 pour la floraison). En revanche, depuis 1988, uniquement une tendance d'évolution de la précocité des stades phénologiques est significative et faiblement : la véraison en Champagne (avancée de 8.6 jours). Dans tous les autres cas, les tendances ne sont pas statistiquement significatives. Ceci pourrait vraisemblablement être dû à la relative brièveté de la période post rupture (32 ans). En effet, dans un contexte où la variabilité interannuelle est forte, la tendance ne peut être significative que si elle est très marquée, ou bien exprimée sur une période plus longue.

Sur l'ensemble de la période, à savoir depuis 1965, la période de sensibilité à l'oïdium (approximée entre débourrement et véraison) a diminué de 20.9j en Bourgogne, diminution en très grande partie liée au raccourcissement de la période floraison-véraison.

L'absence d'évolution significative de la quasi-totalité des stades phénologiques entre 1988-2019 en Bourgogne et en Champagne ne modère pas l'augmentation des températures durant cette période qui, avec une augmentation de la précocité, aurait pu se rapprocher de l'hiver et être moins impactée par le réchauffement observé entre avril et septembre. Ainsi sur la période 1988-2019, une augmentation moyenne comprise entre +1.1 et +1.6°C est observée sur les températures associée à une diminution de l'humidité relative comprise entre 4.6 et 7.2% selon les deux régions d'études. Ces variables jouant un rôle prédominant dans le développement d'*Erysiphe necator*, l'agent pathogène de l'oïdium (Gadoury et al., 2012), il est nécessaire de simuler la période sensible de la vigne et les conditions climatiques associées dans le futur dans le but d'étudier l'impact potentiel du changement climatique.

Deux combinaisons de modèles phénologiques ont été comparées (simulation faite pour le cépage Chardonnay) sur les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Les modèles ont été utilisés avec les paramètres fixés par leurs auteurs. Effectivement, bien que certains auteurs optimisent ces modèles sur leur région d'étude (Leolini et al., 2020 ; X. Wang et al., 2020), il ne nous semble pas pertinent de réaliser cette étape sur la Bourgogne et la Champagne, notre but étant d'utiliser ces modèles avec des projections climatiques, et donc *in fine* dans des conditions climatiques attendues différentes de celles qui auraient été utilisées pour optimiser ces modèles. Les modèles que nous avons retenus ont été calibrés et validés dans diverses conditions climatiques, y compris dans des régions au climat plus chaud que la Bourgogne et la Champagne viticoles. Ils sont donc censés être aptes à répondre aux variations climatiques simulées dans le futur.

Les erreurs observées dans l'étape de validation des modèles en Bourgogne et en Champagne sont globalement similaires à celles présentées dans la littérature. Nous avons également privilégié la capacité des modèles à simuler la tendance d'évolution des dates d'occurrence des différents stades ainsi que des durées interstades. Avant d'étudier leurs possibles évolutions dans le futur, nous voulions connaître la capacité des modèles phénologiques à simuler la tendance actuelle. Parmi les deux combinaisons de modèles testées, aucune ne s'est démarquée de l'autre en terme de performance. Le débourrement est le stade phénologique pour lequel les modèles produisent le plus d'erreurs. Les deux combinaisons tendent à réduire l'amplitude des dates d'occurrence des stades phénologiques simulées et par conséquent à sous-estimer l'avancée de la floraison et de la véraison observées. La diminution de la durée de la période sensible observée actuellement tend à être sous-estimée en Bourgogne et surestimée en Champagne, quelles que soient les combinaisons de modèles étudiées. Le modèle BRIN (García de Cortázar-Atauri et al., 2009) tend à surestimer l'avancée de la date de débourrement. La chaîne de modélisation SUWE (Morales-Castilla et al., 2020) présente une incohérence dans sa paramétrisation : la température optimale pour calculer les unités de chaleur entre floraison et véraison ajustée à 21.84°C via une optimisation statistique. Outre cette incohérence apparente avec la biologie de la plante, l'utilisation de la chaîne de modélisation SUWE conduit à simuler une durée quasi constante de la période floraison-véraison.

La simulation des stades phénologiques sur le XXI^{ème} siècle à l'aide des projections climatiques avec les deux combinaisons s'accorde sur l'avancée de l'ensemble des stades étudiés. Selon la combinaison de modèles utilisés pour simuler la phénologie, la durée de la période de sensibilité pourrait très peu évoluer, avec une diminution de seulement quelques jours (BRIN-GFV), ou diminuer d'une façon plus marquée (-5 à -10 jours avec SUWE). Cependant, au sein de la période sensible, les périodes débourrement-floraison et floraison-véraison pourraient quant à elles fortement varier selon la combinaison des modèles. BRIN-GFV simulent une forte augmentation

de la période débourrement-floraison (due à la forte précocité du débourrement) et une réduction de la période floraison-véraison. La chaîne de modélisation SUWE simule une période débourrement-floraison légèrement plus courte et une période floraison-véraison constante (certainement liée à la paramétrisation visiblement incohérente de la température optimale du modèle SUWE sur cette période). Ces écarts, à la fois en termes de durée et de précocité dans la saison, conduisent à simuler des conditions climatiques qui pourraient évoluer différemment selon la combinaison des modèles phénologiques.

Cette démarche met en évidence les conséquences notables des incertitudes ou des imprécisions des modèles de plantes quant aux résultats obtenus dans le cadre de simulation d'impact du changement climatique. Aussi, il a semblé ici pertinent de considérer l'utilisation de plusieurs modèles phénologiques afin de pouvoir intégrer les incertitudes liées à la simulation de la période sensible de la vigne avec le changement climatique. Ceci aurait pu être davantage poussé. La littérature scientifique recense d'autres modèles (Caffarra & Eccel, 2010 ; D. Molitor et al., 2014) non testés dans le cadre de ces travaux. Il serait intéressant de les comparer aux modèles testés et de multiplier les combinaisons possibles entre les différents modèles. Pour les travaux de simulations du risque phytosanitaire lié à l'oïdium au XXI^{ème} siècle, intégrant les modèles phytosanitaires, nous n'avons toutefois pas évalué ce type d'incertitude, du fait d'avoir écarté la chaîne de modélisation SUWE.

La construction d'une base de données regroupant différents types d'informations liées au développement de l'oïdium à diverses échelles spatiales et temporelles a permis d'élaborer des indicateurs annuels représentatifs du risque maladie à l'échelle des sous-régions viticoles de Bourgogne et de Champagne.

Un total de 10 indicateurs de maladies, basés sur des observations au vignoble, sur le nombre de traitements et sur le jugement d'experts, montrent que la présence de la maladie fluctue annuellement de façon relativement synchrone entre les régions et sous-régions viticoles. Des liens plus ou moins forts ont pu être observés entre ces indicateurs. Ces derniers ont tous été confrontés individuellement aux conditions climatiques. L'approche de validation des simulations des modèles empiriques et mécanistes avec un grand nombre de données terrains représentatives de la présence de la maladie nous semble être pertinente pour déterminer les futures options de gestion via l'utilisation de ces modèles. En termes de perspectives, plusieurs indicateurs de maladies pourraient être combinés entre eux afin d'essayer de mieux appréhender l'effet direct du climat sur la présence de l'oïdium à l'échelle régionale.

L'approche de la modélisation empirique via différentes méthodes a permis de sélectionner des indicateurs climatiques en lien avec l'intensité de la maladie dans chacune des régions étudiées. Un modèle unique permettant de simuler le risque maladie sur l'ensemble des régions viticole de Bourgogne et de Champagne n'a pas pu être établi.

Des indicateurs climatiques de type mensuels (sans considérations de la phénologie de la plante), séquentiels (calculés à partir des stades débourrement, floraison et véraison) et associés à des fenêtres glissantes (avec comme point de référence la date de floraison) ont permis d'établir des corrélations avec différents indicateurs d'intensité de l'oïdium selon les régions et sous-régions

viticoles. Entre les indicateurs de maladies et les indicateurs climatiques, les corrélations observées dans leur ensemble ne représentent pas forcément des conditions climatiques similaires en lien avec l'intensité de l'oïdium, mais permettent d'identifier certaines caractéristiques par région et par indicateurs. Les corrélations linéaires simples ont été privilégiées pour accroître la robustesse des modèles de régression, ces derniers étant utilisés pour des projections futures. Des modèles multi-linéaires ont tout de même été établis pour les indicateurs de type mensuel.

Au final, aucun indicateur climatique (quel qu'en soit le type) n'est corrélé à un ou plusieurs indicateurs de maladies dans l'ensemble des régions de Bourgogne et de Champagne. Des facteurs environnementaux, la variabilité locale du climat (non prise en compte ici), les systèmes de conduite du vignoble (jouant sur le microclimat), les technologies et stratégies employées pour la lutte phytosanitaire, le matériel végétal ou encore la diversité génétique de l'agent pathogène pourraient jouer un rôle finalement assez important dans l'intensité de la maladie, ou du moins, dans la façon dont celle-ci est représentée par les indicateurs de maladies à l'échelle régionale. Notons que nous avons étudié, en parallèle de ce travail de thèse, les possibles déterminants épidémiques de l'oïdium à l'échelle de la parcelle, notamment la phénologie ou le microclimat. À cette fin, un réseau d'une dizaine de parcelles sur lesquelles des secteurs non traités ont fait l'objet d'observations phénologiques et de symptômes de maladies a été suivi durant les millésimes 2017, 2018 et 2019. Ce suivi a permis de souligner le rôle de facteurs climatiques locaux (température et durée d'humectation notamment) mais également d'autres facteurs tels que la date de floraison ou la vigueur de la parcelle (Melyon-Delage et al., 2019).

De plus, le nombre d'années, *a posteriori* assez limité (entre 6 et 16 pour les observations liées à la prévalence et l'incidence), pourrait également expliquer qu'un modèle unique n'ait pas été obtenu. Il serait intéressant d'agrandir cette base de données en intégrant d'autres régions viticoles de France, permettant ainsi d'avoir une plus grande gamme de variation des indicateurs climatiques et de maladies. Ces données d'observation (base des indicateurs de maladies) sont le fruit d'une grande quantité de travail réalisé par les chambres d'agriculture et les différents organismes viti-viticoles associés au réseau d'observation. Ces données, très majoritairement utilisées au cours de la saison, doivent selon nous faire l'objet d'une continuité dans l'archivage afin de pouvoir être valorisées sur le long terme. Ce type d'information nous paraît parmi les plus adéquats pour appréhender les différents facteurs impactant la présence de l'oïdium à l'échelle régionale.

Des indicateurs issus de modèles mécanistes simulant le développement d'*Erysiphe necator* à partir de données climatiques quotidiennes ont permis d'établir des liens avec l'intensité de la maladie dans certaines régions viticoles étudiées.

Pour utiliser le modèle mécaniste de Caffi et al. (2011) sur les différentes régions de Bourgogne et de Champagne avec les projections climatiques, il était nécessaire de simuler la durée d'humectation foliaire, donnée d'entrée du modèle, et ce à partir de données quotidiennes. Ainsi, un modèle se basant sur l'humidité relative et les températures minimales et maximales a été développé et optimisé à l'aide de mesures réalisées dans le vignoble de Bourgogne. Bien qu'il existe d'autres modèles de durée d'humectation foliaire intégrant également les précipitations, nous avons opté pour une méthode se limitant à un nombre restreint de variables afin de ne pas augmenter l'incertitude liée aux projections climatiques futures. Le modèle utilisé a montré de

bonnes performances avec une légère sous-estimation du calcul du taux de décharge d'ascospores. L'utilisation d'un seul modèle ne nous permet toutefois pas d'appréhender l'incertitude liée à celui-ci.

Un ensemble d'indicateurs biologiques, obtenus à partir d'équations simulant les différentes étapes du cycle de développement d'*Erysiphe necator* (Caffi et al., 2011 ; Calonnec et al., 2008) et deux indices de sévérité (Caffarra et al., 2012), ont été modélisés et confrontés aux indicateurs de maladies dans chacune des régions viticoles. Aucun lien statistique n'a été observé sur les indicateurs biologiques modélisés et les différents indicateurs d'intensité de la maladie à l'échelle de l'ensemble des régions viticoles. De la même manière qu'avec les indicateurs climatiques, des corrélations différentes sont obtenues au sein de chacune des régions prises individuellement. À l'échelle de la Bourgogne, un lien est observé entre la proportion du nombre de jours d'infection dépassant un seuil (entre débourrement et floraison) et l'apparition des premiers symptômes sur feuilles. D'autres indicateurs modélisés, comme le nombre de cycles de latence, le nombre de jours sans contamination, les valeurs moyennes et maximales des colonies ainsi que l'indice de sévérité, sont corrélés à différents indicateurs de maladie selon les régions.

L'absence de modèle unique soulève là aussi des questions. Un "effet région" semble jouer un rôle. Ceci pourrait être lié en partie à la base de données d'observations (pas le même nombre d'observations, ni les mêmes observateurs au sein des régions) mais aussi à d'autres facteurs environnementaux (différents des conditions climatiques) ou agronomiques (modes de conduite de la vigne, modes d'entretien du sol et stratégies de lutte phytosanitaire variant entre régions) interagissant sur la présence de la maladie à l'échelle régionale.

Les méthodes empiriques et mécanistes n'ayant pu aboutir à sélectionner un modèle unique représentatif de l'intensité oïdium, tous les indicateurs, climatiques et modélisés, avec lesquels un lien était observé dans au moins une des régions d'études, sont sélectionnés afin d'étudier leurs évolutions futures avec des données climatiques projetées pour le XXI^{ème} siècle.

En Bourgogne comme en Champagne viticoles, les projections des indicateurs climatiques et biologiques modélisés montrent une absence de consensus quant à l'évolution attendue du risque phytosanitaire lié à l'oïdium au cours du XXI^{ème} siècle.

Afin de considérer l'incertitude liée aux GCM, seuls les indicateurs pour lesquels au moins 50% des modèles simulent une évolution significative ont été décrits.

En considérant les pratiques actuelles de lutte contre l'oïdium, l'évolution des conditions climatiques durant la période sensible avec le changement climatique pourrait avoir des conséquences à la fois négatives et positives vis-à-vis de la pression maladie. D'après les modèles empiriques, des conditions légèrement plus chaudes et moins humides entre débourrement et floraison pourraient retarder l'apparition des premiers symptômes sur feuilles (due au débourrement précoce) dans les trois sous-régions de Bourgogne, mais serait également favorable à l'augmentation de la prévalence sur grappes. En Champagne, l'incidence sur les TNT pourrait diminuer en lien avec une augmentation des températures durant la floraison et une diminution de l'humidité relative en début de saison. Dans l'ensemble, en comparaison avec la trajectoire RCP4.5, la trajectoire RCP8.5 serait facteur d'accentuation de ces effets.

Concernant les précipitations, la quasi-totalité des indicateurs liés à cette variable ne présente pas d'évolution consensuelle sur plus de la moitié des GCM utilisés. Ainsi, la projection du risque associé à ces indicateurs présente une forte incertitude.

Les équations issues de modèles mécanistes utilisés dans ces travaux montrent que le réchauffement simulé durant la période débourrement-véraison pourrait être favorable au caractère épidémique de l'oïdium, en accélérant son cycle de latence et donc le nombre de contaminations secondaires potentielles lors des années où l'apparition des premiers symptômes est précoce. Des conditions plus chaudes (RCP8.5) pourraient nuancer ces résultats avec un ralentissement du temps de latence (celui-ci diminue à partir de 24,5°C ; d'après l'équation de Caffi et al., 2011). Cependant, le nombre de jours de forte chaleur simulé avec la trajectoire RCP8.5 pourrait engendrer d'autres dégâts sur la plante. Le taux d'infection, dépendant de la température et de la pression de vapeur saturante (obtenue à partir de l'humidité relative et de la température), pourrait diminuer, bien que cela ne soit pas simulé par la majorité des modèles.

Ainsi, en considérant l'évolution significative (pour une majorité des GCM utilisés) des indicateurs climatiques et biologiques modélisés qui ont été sélectionnés comme étant en lien avec les indicateurs maladies, le sud de la Bourgogne (Côte-d'Or et Saône-et-Loire) pourrait être caractérisé par une intensité de la maladie plus élevée mais avec un début d'épidémie plus tardif. L'Yonne et la Champagne (Aisne-et-Marne) pourraient quant à elles être sujettes à une plus faible intensité de l'oïdium et avec un début d'épidémie probablement plus précoce. Dans le cas où il y aurait une augmentation ou diminution des précipitations (actuellement aucun consensus selon les GCM dans ces régions), cela pourrait altérer plus ou moins fortement les tendances observées. La diminution du cumul et du nombre de jours de pluie durant la période sensible serait favorable à la diminution de l'intensité mais engendrerait une plus forte précocité des symptômes. D'un point de vue théorique, l'augmentation de la précocité des symptômes de la maladie pourrait entraîner une plus forte variabilité interannuelle de la présence de la maladie dans le vignoble.

Le choix du modèle phénologique utilisé a joué un rôle important dans ces résultats. Il serait nécessaire de comparer ces derniers à ceux que donnerait l'utilisation d'autres modèles (principalement pour le débournement) ou de réaliser une calibration dans des régions dont le climat serait proche de celui simulé à la fin du siècle en Bourgogne et en Champagne.

Bien qu'il soit impossible de valider l'ensemble de ces projections, il serait utile de vérifier la cohérence des résultats obtenus en comparant le niveau de risque phytosanitaire lié à l'oïdium projeté au XXI^{ème} siècle en Bourgogne et en Champagne dans d'autres régions de France et du monde (notamment des régions au climat homologue à celui attendu en 2050 ou en 2100 en Bourgogne et en Champagne). Nous avons initié cette comparaison à l'aide des données disponibles sur le nombre de traitements et IFT fongicides dans les régions vitivinicoles françaises (Sick, 2020), mais l'exercice n'est pas circonscrit au seul oïdium de la vigne. Des données phytosanitaires assez fines sont disponibles sur plusieurs (si ce n'est la plupart) des régions vitivinicoles françaises. Ces données sont gérées par les organismes qui les produisent (chambre d'agriculture, SRAL, FREDON, IFV, etc.). Un chantier d'harmonisation de ces données constituerait probablement une plus-value conséquente pour la recherche phytosanitaire et permettrait, *a minima*, de vérifier la cohérence des simulations produites dans le cadre de la présente thèse, voire de définir des espaces climatiques propres à chaque maladie de la vigne, comme cela a été initié à l'échelle globale (Bois et al., 2018).

Nos travaux soulignent la difficulté à simuler la pression de l'oïdium à l'échelle d'une région viticole, à la fois via l'utilisation de modèles empiriques mais aussi en utilisant des équations mécanistes. Bien que le cycle de développement d'*Erysiphe necator* et les conditions météorologiques qui l'influencent semblent de mieux en mieux compris, ses interactions avec la vigne et son environnement jouent un rôle non négligeable sur le développement de l'épidémie à l'échelle d'une région viticole. Des modèles plus complexes permettant d'étudier ces interactions existent, mais leurs échelles de temps et d'espace restent aujourd'hui encore trop fines pour être adaptées directement aux sorties de GCM désagrégées. Des méthodes de descentes d'échelle existent et pourraient être utilisées mais cela entraînerait un grand nombre d'incertitudes, croissant avec le nombre de méthodes de reconstruction appliquées et de variables climatiques nécessaires.

Approfondir les recherches sur les interactions plante-pathogène-climat aux différentes échelles spatiales et temporelles permettrait de mieux anticiper les effets du changement climatique et apporterait des outils dans les choix stratégiques de lutte appliquée contre l'oïdium à court et moyen terme.

Références bibliographiques

- Abarca-Del-Rio, R., & Mestre, O. (2006). Decadal to secular time scales variability in temperature measurements over France. *Geophysical Research Letters*, 33(13). <https://doi.org/10.1029/2006GL026019>
- Agreste. (2020). *Pratiques phytosanitaires dans le vignoble Champenois en 2016*. http://www.epsilon.insee.fr/jspui/bitstream/1/128326/1/Agr_Etudes_2020-2.pdf
- Allard, D., & Bourotte, M. (2015). Disaggregating daily precipitations into hourly values with a transformed censored latent Gaussian process. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(2), 453-462. <https://doi.org/10.1007/s00477-014-0913-4>
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration—Guidelines for computing crop water requirements—FAO Irrigation and drainage paper 56*. 15.
- Analytis, S. (1977). Über die Relation zwischen biologischer Entwicklung und Temperatur bei phytopathogenen Pilzen. *Journal of Phytopathology*, 90(1), 64-76.
- Analytis, S. (1980). Obtaining of sub-models for modeling the entire life cycle of a pathogen/Über die Erlangung von Sub-Modellen, die zur Beschreibung eines gesamten Lebenszyklus eines Krankheitserregers dienen. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz/Journal of Plant Diseases and Protection*, 371-382.
- Anderson, G. B., Bell, M. L., & Peng, R. D. (2013). Methods to Calculate the Heat Index as an Exposure Metric in Environmental Health Research. *Environmental Health Perspectives*, 121(10), 1111-1119. <https://doi.org/10.1289/ehp.1206273>
- Angelotti, F., Hamada, E., Magalhães, E. E., Ghini, R., Garrido, L. da R., Pedro Júnior, M. J., Angelotti, F., Hamada, E., Magalhães, E. E., Ghini, R., Garrido, L. da R., & Pedro Júnior, M. J. (2017). Climate change and the occurrence of downy mildew in Brazilian grapevines. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 52(6), 426-434. <https://doi.org/10.1590/s0100-204x2017000600006>
- Aubertot, J.-N., Barbier, J.-M., Carpentier, A., Gril, J.-J., Guichard, L., Lucas, P., Savary, S., Voltz, M., & Savini, I. (2005). Réduire l'utilisation des pesticides et en limiter les impacts environnementaux. *Rapport de l'expertise réalisée par l'INRA et le Cemagref à la demande du Ministère de l'agriculture et de la pêche (MAP) et du Ministère de l'écologie et du développement durable (MEDD), décembre*. http://draaf.languedoc-roussillon.agriculture.gouv.fr/IMG/pdf/expertise_inra_cemagref_pesticides-synthese_051215_cle01ceb2.pdf
- Aylor, D. E. (1990). The role of intermittent wind in the dispersal of fungal pathogens. *Annual review of phytopathology*, 28(1), 73-92.
- Badour, O., & Kontongomde, H. (2007). *The role of climatological normals in a changing climate* (N° 61). World Meteorological Organization.
- Baillod, M., & Baggiolini, M. (1993). Les stades repères de la vigne. *Revue suisse Vitic., Arboric., Hortic.*, 38, 7-9.
- Bassimba, D. M., Intrigliolo, D. S., Dalla Marta, A., Orlandini, S., & Vicent, A. (2017). Leaf wetness duration in irrigated citrus orchards in the Mediterranean climate conditions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 234-235, 182-195. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.12.025>
- Beauchet, S., Rouault, A., Thiollot-Scholtus, M., Renouf, M., Jourjon, F., & Renaud-Gentié, C. (2019). Inter-annual variability in the environmental performance of viticulture technical management routes—A case study in the Middle Loire Valley (France). *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 24(2), 253-265. <https://doi.org/10.1007/s11367-018-1516-y>
- Bellia, S., Douguedroit, A., & Seguin, B. (2007). Impact du réchauffement sur les étapes phénologiques du développement du Grenache et de la Syrah dans les Côtes du Rhône et les Côtes de Provence (1976-2000). *Proceedings of the conference 'Global warming, which potential impacts on the vineyards*. http://chaireunesco-viniculture.u-bourgogne.fr/colloques/actes_clima/Actes/Article_Pdf/Bellia.pdf
- Beltrando, G., & Briche, E. (2010). Changement climatique et viticulture en Champagne : Du constat actuel aux prévisions du modèle ARPEGE-Climat sur l'évolution des températures pour le XXI^e siècle. *EchoGéo*, 14, Article 14. <https://doi.org/10.4000/echogeo.12216>
- Bendek, C. E., Campbell, P. A., Torres, R., Donoso, A., & Latorre, B. A. (2007). The risk assessment index in grape powdery mildew control decisions and the effect of temperature and humidity on conidial germination of *Erysiphe necator*. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 5(4), 522-532. <https://doi.org/10.5424/sjar/2007054-273>

- Bénichou, P., & Le Breton, O. (1987). AURELHY : Une méthode d'analyse utilisant le relief pour les besoins de l'hydrométéorologie. In *Deuxièmes journées hydrologiques de l'ORSTOM à Montpellier* (Centre IRD de Bondy; p. 299-304). ORSTOM. <http://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:25973>
- Beysens, D., Steyer, A., Guenoun, P., Fritter, D., & Knobler, C. M. (1991). How does dew form? *Phase Transitions*, 31(1-4), 219-246. <https://doi.org/10.1080/01411599108206932>
- Bidabe, B. (1965a). Contrôle de l'époque de floraison du pommier par une nouvelle conception de l'action des températures. *Comptes rendus des Séances de l'Académie d'Agriculture de France*, 49, 934-945.
- Bidabe, B. (1965b). L'action des températures sur l'évolution des bourgeons de l'entrée en dormance à la floraison. *Congr. Pom.(96 sess) Paris*.
- BIVB. (2020). *Les chiffres clés de la Bourgogne Viticole*. https://www.vins-bourgogne.fr/mediatheque/gallery_files/site/12881/13105/39503.pdf
- Blaich, R., Heintz, C., & Wind, R. (1989). Studies on conidial germination and initial growth of the grapevine powdery mildew *Uncinula necator* on artificial substrates. *Applied microbiology and biotechnology*, 30(4), 415-421.
- Blaise, P., & Gessler, C. (1992). An extended progeny/parent ratio model. 1. Theoretical development. *Journal of phytopathology (Germany, FR)*.
- Bock, A., Sparks, T., Estrella, N., & Menzel, A. (2011). Changes in the phenology and composition of wine from Franconia, Germany. *Climate Research*, 50(1), 69-81. <https://doi.org/10.3354/cr01048>
- Boé, J., Terray, L., Habets, F., & Martin, E. (2007). Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro-meteorological studies. *International Journal of Climatology*, 27(12), 1643-1655. <https://doi.org/10.1002/joc.1602>
- Bois, B. (2020). *Viticulture and Climate : From Global to Local* [Proceedings of the 13th International Terroir Congress].
- Bois, B., Gavrilesco, C., Moriondo, M., & Jones, G. V. (2016). Wine growing regions global climate analysis. In G. V. J. & N. Doran (Éd.), *11th International Terroir Congress* (p. 9-14). <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01360750>
- Bois, B., Joly, D., Quénot, H., Pieri, P., Gaudillère, J.-P., Guyon, D., Saur, E., & Van Leeuwen, C. (2018). Temperature-based zoning of the Bordeaux wine region. *OENO One*, 52(4), 291-306. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2018.52.4.1580>
- Bois, B., Pauthier, B., Brillante, L., Mathieu, O., Leveque, J., Van Leeuwen, C., Castel, T., & Richard, Y. (2020). Sensitivity of Grapevine Soil–Water Balance to Rainfall Spatial Variability at Local Scale Level. *Frontiers in Environmental Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00110>
- Bois, B., Pieri, P., Van Leeuwen, C., Wald, L., Huard, F., Gaudillère, J.-P., & Saur, E. (2008). Using remotely sensed solar radiation data for reference evapotranspiration estimation at a daily time step. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(4), 619-630. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.11.005>
- Bois, B., Zito, S., & Calonnet, A. (2017). Climate vs grapevine pests and diseases worldwide : The first results of a global survey. *OENO One*, 51(2), 133-139. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2017.51.2.1780>
- Bonhomme, M., Rageau, R., & Lacoïnte, A. (2007). Optimization of endodormancy release models, using series of endodormancy release data collected in France. *VIII International Symposium on Temperate Zone Fruits in the Tropics and Subtropics*, 872, 51-60.
- Bonnefoy, C., Quenol, H., Planchon, O., & Barbeau, G. (2010). Températures et indices bioclimatiques dans le vignoble du Val de Loire dans un contexte de changement climatique. *EchoGéo*, 14. <https://doi.org/10.4000/echogeo.12146>
- Bonomelli, C., Jordan, T., & Barrales, L. (2005). Effects of the Amount of Light on the Nutritional Composition and Quality of Thompson Seedless Bunches. *V International Symposium on Mineral Nutrition of Fruit Plants 721*, 105-110.
- Bregaglio, S., Donatelli, M., & Confalonieri, R. (2013). Fungal infections of rice, wheat, and grape in Europe in 2030–2050. *Agronomy for Sustainable Development*, 33(4), 767-776. <https://doi.org/10.1007/s13593-013-0149-6>
- Bregaglio, S., Donatelli, M., Confalonieri, R., Acutis, M., & Orlandini, S. (2011). Multi metric evaluation of leaf wetness models for large-area application of plant disease models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(9), 1163-1172. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.04.003>
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussi re, F., Cabidoche, Y. M., Cellier, P., Debaeke, P., Gaudill re, J. P., H nault, C., Maraux, F., Seguin,

- B., & Sinoquet, H. (2003). An overview of the crop model stics. *European Journal of Agronomy*, 18(3), 309-332. [https://doi.org/10.1016/S1161-0301\(02\)00110-7](https://doi.org/10.1016/S1161-0301(02)00110-7)
- Brulebois, E. (2016). *Impacts du changement climatique sur la disponibilité de la ressource en eau en Bourgogne : Aspects quantitatifs et qualitatifs*. Dijon. <http://www.theses.fr/2016DIJOS027>
- Brulebois, E., Castel, T., Richard, Y., Chateau-Smith, C., & Amiotte-Suchet, P. (2015). Hydrological response to an abrupt shift in surface air temperature over France in 1987/88. *Journal of Hydrology*, 531, 892-901. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.10.026>
- Brunet, N., Guichard, L., Omon, B., Pingault, N., Pleyber, E., & Seiler, A. (2008). L'indicateur de fréquence de traitements (IFT) : Un indicateur pour une utilisation durable des pesticides. *Courrier de l'environnement de l'INRA n°56*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01197265/file/C56Brunet.pdf>
- Butler, J. K. (1999). Trust Expectations, Information Sharing, Climate of Trust, and Negotiation Effectiveness and Efficiency. *Group & Organization Management*, 24(2), 217-238. <https://doi.org/10.1177/1059601199242005>
- Buttrose, M. S. (1969). Vegetative growth of grape-vine varieties under controlled temperature and light intensity. *VITIS - Journal of Grapevine Research*, 8(4), 280-280. <https://doi.org/10.5073/vitis.1969.8.280-285>
- Buttrose, M. S. (1970). Fruitfulness in grape-vines : The response of different cultivars to light, temperature and daylight. *Vitis*, 9, 121-125.
- Caffarra, A., & Eccel, E. (2010). Increasing the robustness of phenological models for *Vitis vinifera* cv. Chardonnay. *International Journal of Biometeorology*, 54(3), 255-267. <https://doi.org/10.1007/s00484-009-0277-5>
- Caffarra, A., Rinaldi, M., Eccel, E., Rossi, V., & Pertot, I. (2012). Modelling the impact of climate change on the interaction between grapevine and its pests and pathogens : European grapevine moth and powdery mildew. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 148, 89-101. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.11.017>
- Caffi, T., Rossi, V., Legler, S. E., & Bugiani, R. (2011). A mechanistic model simulating ascospore infections by *Erysiphe necator*, the powdery mildew fungus of grapevine : Dynamic model for ascospore infections. *Plant Pathology*, 60(3), 522-531. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2010.02395.x>
- Calonnec, A., Cartolaro, P., Naulin, J.-M., Bailey, D., & Langlais, M. (2008). A host-pathogen simulation model : Powdery mildew of grapevine. *Plant Pathology*, 57(3), 493-508. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2007.01783.x>
- Calonnec, A., Burie, J. B., Langlais, M., Guyader, S., Saint-Jean, S., Sache, I., & Tivoli, B. (2013). Impacts of plant growth and architecture on pathogen processes and their consequences for epidemic behaviour. *European Journal of Plant Pathology*, 135(3), 479-497.
- Calonnec, A., Cartolaro, P., Deliere, L., & Chadoeuf, J. (2006). Powdery mildew on grapevine : The date of primary contamination affects disease development on leaves and damage on grape. *IOBC WPRS BULLETIN*, 29(11), 67.
- Campbell, C. L., & Madden, L. V. (1990). Introduction to plant disease epidemiology. *Introduction to Plant Disease Epidemiology*. <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19912305030>
- Campbell, C., & Neher, D. (1994). *Estimating Disease Severity and Incidence* (p. 117-147). https://doi.org/10.1007/978-3-642-85063-9_5
- Campoy, J. A., Ruiz, D., & Egea, J. (2011). Dormancy in temperate fruit trees in a global warming context : A review. *Scientia Horticulturae*, 130(2), 357-372. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2011.07.011>
- Canty, A., & Ripley, B. (2019). *Boot : Bootstrap R (S-Plus) Functions. R package version 1.2-43*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Carroll, J. E., & Wilcox, W. F. (2003). Effects of Humidity on the Development of Grapevine Powdery Mildew. *Phytopathology*, 93(9), 1137-1144. <https://doi.org/10.1094/PHYTO.2003.93.9.1137>
- Caubel, J., Launay, M., García de Cortázar-Atauri, I., Ripoche, D., Huard, F., Buis, S., & Brisson, N. (2014). A NEW INTEGRATED APPROACH TO ASSESS THE IMPACTS OF CLIMATE CHANGE ON GRAPEVINE FUNGAL DISEASES: THE COUPLED MILA-STICS MODEL. *J. Int. Sci. Vigne Vin*, 11.
- Chabin, J.-P. (2007). Les vignobles beaunois face au réchauffement climatique. *Global warming*, 13.
- Chakraborty, S., Tiedemann, A. V., & Teng, P. S. (2000). Climate change : Potential impact on plant diseases. *Environmental Pollution*, 108(3), 317-326. [https://doi.org/10.1016/S0269-7491\(99\)00210-9](https://doi.org/10.1016/S0269-7491(99)00210-9)
- Champagnol, F. (1984). *Éléments de Physiologie de la Vigne et de Viticulture Générale*.
- Chellemi, D. O., & Marois, J. J. (1991a). Effect of Fungicides and Water on Sporulation of *Uncinula necator*. *Plant*

- Disease, 455-457.
- Chellemi, D. O., & Marois, J. J. (1991b). Sporulation of *Uncinula necator* on Grape Leaves as Influenced by Temperature and Cultivar. *Phytopathology*, 81(2), 197. <https://doi.org/10.1094/Phyto-81-197>
- Choudhury, R., McRoberts, N., & Gubler, W. D. (2014). Effects of punctuated heat stress on the grapevine powdery mildew pathogen, *Erysiphe necator*. *Phytopathologia Mediterranea*, 53(1). https://doi.org/10.14601/Phytopathol_Mediterr-12721
- Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., & Lucas-Picher, P. (2008). On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation. *Geophysical Research Letters*, 35(20). <https://doi.org/10.1029/2008GL035694>
- Chuine, I., Bonhomme, M., Legave, J.-M., Cortázar-Atauri, I. G. de, Charrier, G., Lacoïnte, A., & Améglio, T. (2016). Can phenological models predict tree phenology accurately in the future? The unrevealed hurdle of endodormancy break. *Global Change Biology*, 22(10), 3444-3460. <https://doi.org/10.1111/gcb.13383>
- Coakley, S. M., & Line, R. F. (1982). Prediction of stripe rust epidemics on winter-wheat using statistical models. *Phytopathology*, 72(7), 1006-1006.
- Coakley, Stella Melugin, Scherm, H., & Chakraborty, S. (1999). Climate Change and Plant Disease Management. *Annual Review of Phytopathology*, 37(1), 399-426. <https://doi.org/10.1146/annurev.phyto.37.1.399>
- Colmet-Daage, A., Vargel, C., Ricci, S., Sanchez-Gomez, E., Servat, E., Llovel, C., & Quintana-Seguí, P. (2016). *Validation et comparaison des données de précipitation des pluviomètres de Météo-France et de SAFRAN: Application aux bassins du Lez et de l'Aude*. 18.
- Comité Champagne. (2019). *Les expéditions de vins de Champagne en 2019*. https://www.champagne.fr/assets/files/economie/2019/bulletin_exp%C3%A9ditions_2019.pdf
- Constant, N. (2013). *La maîtrise de l'oïdium en viticulture biologique*. 24.
- Corio-Costet, M.-F. (2007). *Erysiphe necator*. Lavoisier.
- Cortesi, P., Bisiach, M., Ricciolini, M., & Gadoury, D. M. (1997). Cleistothecia of *Uncinula necator*—An Additional Source of Inoculum in Italian Vineyards. *Plant Disease*, 81(8), 922-926. <https://doi.org/10.1094/PDIS.1997.81.8.922>
- Cuccia, C. (2013). *Impacts du changement climatique sur la phénologie du Pinot noir en Bourgogne* [PhD Thesis]. Université de Bourgogne.
- Dalla Marta, A., Magarey, R. D., & Orlandini, S. (2005). Modelling leaf wetness duration and downy mildew simulation on grapevine in Italy. *Agricultural and Forest Meteorology*, 132(1), 84-95. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2005.07.003>
- Davison, A. C., & Hinkley, D. V. (1997). *Bootstrap Methods and Their Application*. Cambridge University Press.
- de Rességuier, L., Mary, S., Le Roux, R., Petitjean, T., Quénot, H., & van Leeuwen, C. (2020). Temperature Variability at Local Scale in the Bordeaux Area. Relations With Environmental Factors and Impact on Vine Phenology. *Frontiers in Plant Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpls.2020.00515>
- Decker, W. L. (1986). *The Impact of Climate Change from Increased Atmospheric Carbon Dioxide on American Agriculture*. Office of Energy Research, Office of Basic Energy Sciences, Carbon Dioxide Research Division.
- Delp, C. J. (1954). Effect of temperature and humidity on the Grape powdery mildew fungus. *Phytopathology*, 44(11). <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19551101384>
- Delucchi, K. L., & Bostrom, A. (2004). Methods for Analysis of Skewed Data Distributions in Psychiatric Clinical Studies: Working With Many Zero Values. *American Journal of Psychiatry*, 161(7), 1159-1168. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.161.7.1159>
- Déqué, M., & Piedelievre, J. P. (1995). High resolution climate simulation over Europe. *Climate Dynamics*.
- Déqué, Michel. (2007). Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values. *Global and Planetary Change*, 57(1), 16-26. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.11.030>
- DiCiccio, T. J., & Efron, B. (1996). *Bootstrap Confidence Intervals*. 40.
- Diehl, H. J., & Heintz, C. (1987). *Studies on the generative reproduction of grapevine powdery mildew (Uncinula necator)*. <https://www.vitis-vea.de/admin/volltext/e028028.pdf>
- Doster, M. A., & Schnathorst, W. C. (1985). Comparative Susceptibility of Various Grapevine Cultivars to the Powdery Mildew Fungus *Uncinula Necator*. *American Journal of Enology and Viticulture*, 36(2), 101-104.

- Doster, M. A., & Schnathorst, W. C. (1985). Effects of leaf maturity and cultivar resistance on development of the powdery mildew fungus on grapevines. *Phytopathology*, 75(3), 318-321. <https://doi.org/10.1094/phyto-75-318>
- Dubos, B. (2002). *Maladies cryptogamiques de la vigne*. https://web.supagro.inra.fr/pmb/opac_css/index.php?lvl=notice_display&id=33259
- Dubuis, P., Bloesch, B., Fabre, A., Viret, O., Mittaz, C., Bleyer, G., & Krause, R. (2014). *Lutte contre l'oidium à l'aide du modèle VitiMeteo-Oidium*.
- Duchène, E., & Schneider, C. (2005). Grapevine and climatic changes : A glance at the situation in Alsace. *Agronomy for Sustainable Development*, 25(1), 93-99. <https://doi.org/10.1051/agro:2004057>
- Dufour, M.-C., Fontaine, S., Montarry, J., & Corio-Costet, M.-F. (2011). Assessment of fungicide resistance and pathogen diversity in Erysiphe necator using quantitative real-time PCR assays. *Pest Management Science*, 67(1), 60-69.
- Durand, Y., Brun, E., Merindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., & Martin, E. (1993). A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of Glaciology*, 18, 65-71. <https://doi.org/10.3189/S0260305500011277>
- Duthie, J. A. (1997). Models of the response of foliar parasites to the combined effects of temperature and duration of wetness. *Phytopathology*, 87(11), 1088-1095. <https://doi.org/10.1094/PHYTO.1997.87.11.1088>
- Ecophyto. (2020). *NOTE DE SUIVI 2018-2019 DU PLAN ECOPHYTO*. <https://ecophytopic.fr/sites/default/files/2020-02/ecophyto-note-de-suivi-2018-2019-vdef-comprese.pdf>
- Efron, B., & Tibshirani, R. (1994). *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall.
- Eichhorn, V. K. W., & Lorenz, D. H. (1977). *Phänologische Entwicklungsstadien der Rebe*. 2.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>
- Ficke, A., Gadoury, D. M., & Seem, R. C. (2002). Ontogenic Resistance and Plant Disease Management : A Case Study of Grape Powdery Mildew. *Phytopathology*, 92(6), 671-675. <https://doi.org/10.1094/PHYTO.2002.92.6.671>
- Fila, G., Gardiman, M., Belvini, P., Meggio, F., & Pitacco, A. (2014). A comparison of different modelling solutions for studying grapevine phenology under present and future climate scenarios. *Agricultural and Forest Meteorology*, 195-196, 192-205. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.05.011>
- Fisher, M. C., Hawkins, N. J., Sanglard, D., & Gurr, S. J. (2018). Worldwide emergence of resistance to antifungal drugs challenges human health and food security. *Science*, 360(6390), 739-742. <https://doi.org/10.1126/science.aap7999>
- Gadoury, D. M., Cadle-Davidson, L., Wilcox, W. F., Dry, I. B., Seem, R. C., & Milgroom, M. G. (2012). Grapevine powdery mildew (Erysiphe necator) : A fascinating system for the study of the biology, ecology and epidemiology of an obligate biotroph. *Molecular Plant Pathology*, 13(1), 1-16. <https://doi.org/10.1111/j.1364-3703.2011.00728.x>
- Gadoury, D. M., & Pearson, R. C. (1988). Initiation, Development, Dispersal, and Survival of Cleistothecia of Uncinula necator in New York Vineyards. *Phytopathology*, 78(11), 1413-1421.
- Gadoury, D. M., & Pearson, R. C. (1990). Ascocarp dehiscence and ascospore discharge in Uncinula necator. *Phytopathology*, 80, 393-401.
- Gadoury, David M., & Pearson, R. C. (1991). Heterothallism and pathogenic specialization in Uncinula necator. *Phytopathology*, 81(10), 1287-1293.
- Gadoury, David M., Seem, R. C., Ficke, A., & Wilcox, W. F. (2003). Ontogenic Resistance to Powdery Mildew in Grape Berries. *Phytopathology*, 93(5), 547-555. <https://doi.org/10.1094/PHYTO.2003.93.5.547>
- Galet, P. E. (1977). *Les maladies et les parasites de la vigne*.
- Gambetta, J. M., Holzapfel, B. P., Stoll, M., & Friedel, M. (2021). Sunburn in Grapes : A Review. *Frontiers in Plant Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpls.2020.604691>
- García de Cortázar-Atauri, I. (2006). *Adaptation du modèle STICS à la vigne (Vitis vinifera L.). Utilisation dans le cadre du changement climatique à l'échelle de la France*. 349.
- García de Cortázar-Atauri, I., Brisson, N., & Gaudillere, J. P. (2009). Performance of several models for predicting budburst date of grapevine (Vitis vinifera L.). *International Journal of Biometeorology*, 53(4), 317-326.

<https://doi.org/10.1007/s00484-009-0217-4>

- García de Cortázar-Atauri, I., Daux, V., Garnier, E., Yiou, P., Viovy, N., Seguin, B., Boursiquot, J. M., Parker, A. K., van Leeuwen, C., & Chuine, I. (2010). Climate reconstructions from grape harvest dates : Methodology and uncertainties. *The Holocene*, 20(4), 599-608. <https://doi.org/10.1177/0959683609356585>
- García de Cortázar-Atauri, I., Duchêne, E., Destrac-Irvine, A., Barbeau, G., Rességuier, L. de, Lacombe, T., Parker, A. K., Saurin, N., & Leeuwen, C. van. (2017). Grapevine phenology in France : From past observations to future evolutions in the context of climate change. *OENO One*, 51(2), 115-126. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2017.51.2.1622>
- Garratt, J. R., & Segal, M. (1988). On the contribution of atmospheric moisture to dew formation. *Boundary-Layer Meteorology*, 45(3), 209-236. <https://doi.org/10.1007/BF01066671>
- Garrett, K. A., Forbes, G. A., Savary, S., Skelsey, P., Sparks, A. H., Valdivia, C., Bruggen, A. H. C. van, Willocquet, L., Djurle, A., Duveiller, E., Eckersten, H., Pande, S., Cruz, C. V., & Yuen, J. (2011). Complexity in climate-change impacts : An analytical framework for effects mediated by plant disease. *Plant Pathology*, 60(1), 15-30. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2010.02409.x>
- Gay Eynard, G., Morando, A., Lembo, S., & Lovisolo, C. (2002). Effects of three nitrogen rates on vineyard ecosystems. *Atti, Giornate fitopatologiche, Basalga di Piné, Trento, Italy, 7-11 aprile 2002, Volume 2*, 409-418.
- Gessler, C., & Blaise, P. (1992). An extended progeny/parent ratio model II. Application to experimental data. *Journal of Phytopathology*, 134(1), 53-62.
- GIEC. (2014). *Changements climatiques 2014 : Rapport de synthèse : contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [Sous la direction de l'équipe de rédaction principale, R.K. Pachauri et L.A. Meyer]*.
- Giorgi, F., & Mearns, L. O. (1991). Approaches to the simulation of regional climate change : A review. *Reviews of Geophysics*, 29(2), 191-216. <https://doi.org/10.1029/90RG02636>
- Gouache, D., Bensadoun, A., Brun, F., Pagé, C., Makowski, D., & Wallach, D. (2013). Modelling climate change impact on Septoria tritici blotch (STB) in France : Accounting for climate model and disease model uncertainty. *Agricultural and Forest Meteorology*, 170, 242-252. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.04.019>
- Gouache, D., Léon, M. S., Duyme, F., & Braun, P. (2015). A novel solution to the variable selection problem in Window Pane approaches of plant pathogen – Climate models : Development, evaluation and application of a climatological model for brown rust of wheat. *Agricultural and Forest Meteorology*, 205, 51-59. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.02.013>
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., & Engen-Skaugen, T. (2012). Technical Note : Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations – a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3383-3390. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3383-2012>
- Guichard, L., Dedieu, F., Jeuffroy, M.-H., Meynard, J.-M., Reau, R., & Savini, I. (2017). Le plan Ecophyto de réduction d'usage des pesticides en France : Décryptage d'un échec et raisons d'espérer. *Cahiers Agricultures*, 26(1), 14002. <https://doi.org/10.1051/cagri/2017004>
- Guy, Y. (2007). Réflexions sur les critères de choix d'indicateurs de pression phytosanitaire. *Courrier de l'environnement de l'INRA n° 54*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01198940/file/C54Guy1.pdf>
- Hannukkala, A. O., Kaukoranta, T., Lehtinen, A., & Rahkonen, A. (2007). Late-blight epidemics on potato in Finland, 1933–2002; increased and earlier occurrence of epidemics associated with climate change and lack of rotation. *Plant Pathology*, 56(1), 167-176. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2006.01451.x>
- Harrell, F. E. (2015). *Regression Modeling Strategies : With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis*. Springer.
- Hartkamp, A. D., Hoogenboom, G., & White, J. W. (2002). Adaptation of the CROPGRO growth model to velvet bean (*Mucuna pruriens*): I. Model development. *Field Crops Research*, 78(1), 9-25. [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(02\)00091-6](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(02)00091-6)
- Huber, L., & Gillespie, T. J. (1992). Modeling Leaf Wetness in Relation to Plant Disease Epidemiology. *Annual Review of Phytopathology*, 30(1), 553-577. <https://doi.org/10.1146/annurev.py.30.090192.003005>
- Huglin, P., & Schneider, C. (1998). *Biologie et écologie de la vigne (2e éd.) HUGLIN Pierre, SCHNEIDER Christophe*. Librairie Lavoisier. <https://www.lavoisier.fr/livre/agriculture/biologie-et-ecologie-de-la-vigne>

2e-ed/huglin/descriptif-9782743002602

- Hulands, S., Greer, D., & Harper, J. (2014). *The Interactive Effects of Temperature and Light Intensity on Vitis vinifera cv. 'Semillon' Grapevines. II. Berry Ripening and Susceptibility to Sunburn at Harvest*. 8.
- Hulands, S., Greer, D., & Harper, J. (2013). The Interactive effects of temperature and light intensity on *Vitis vinifera* cv. Semillon Grapevines. I. Berry growth and development. *European Journal of Horticultural Science*, 78(6), 249-257.
- Jackson, R. S. (2000). 4—Vineyard Practice. In R. S. Jackson (Éd.), *Wine Science (Second Edition)* (p. 96-203). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012379062-0/50005-6>
- Jailloux, F., Willocquet, L., Chapuis, L., & Froidefond, G. (1999). *Effect of weather factors on the release of ascospores of Uncinula necator, the cause of grape powdery mildew, in the Bordeaux region*. 77, 8.
- Joly, D., Brossard, T., Cardot, H., Cavailles, J., Hilal, M., & Wavresky, P. (2010). Les types de climats en France, une construction spatiale. *Cybergeo : European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.23155>
- Jones, G. V. (2006). Climate and terroir : Impacts of climate variability and change on wine. *Geoscience Canada Reprint Series*.
- Jones, G. V., Duchêne, E., Tomasi, D., Yuste, J., Braslavská, O., Martinez, C., Boso, S., Langellier, F., & Perruchot, C. (2005). *Changes in European winegrape phenology and relationships with climate*. 9.
- Jones, G. V. (2005). Climate change in the western United States grape growing regions. *VII International Symposium on Grapevine Physiology and Biotechnology 689*, 41-60. http://www.actahort.org/books/689/689_2.htm
- Jones, G. V., & Davis, R. E. (2000). *Climate Influences on Grapevine Phenology, Grape Composition, and Wine Production and Quality for Bordeaux, France*. 51(3), 14.
- Juroszek, P., & von Tiedemann, A. (2015). Linking Plant Disease Models to Climate Change Scenarios to Project Future Risks of Crop Diseases : A Review. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 122(1), 3-15. <https://doi.org/10.1007/BF03356525>
- Kim, K. S., Taylor, S. E., Gleason, M. L., & Koehler, K. J. (2002). Model to Enhance Site-Specific Estimation of Leaf Wetness Duration. *Plant Disease*, 86(2), 179-185. <https://doi.org/10.1094/PDIS.2002.86.2.179>
- Kossieris, P., Makropoulos, C., Onof, C., & Koutsoyiannis, D. (2018). A rainfall disaggregation scheme for sub-hourly time scales : Coupling a Bartlett-Lewis based model with adjusting procedures. *Journal of Hydrology*, 556, 980-992. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.07.015>
- Kranz, J. (1988). Measuring Plant Disease. In Jürgen Kranz & J. Rotem (Éds.), *Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology* (p. 35-50). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-95534-1_4
- Kriedemann, P. E. (1968). Photosynthesis in vine leaves as a function of light intensity, temperature, and leaf age. *Vitis*, 7, 213-220.
- Kriss, A. B., Paul, P. A., & Madden, L. V. (2010). Relationship Between Yearly Fluctuations in Fusarium Head Blight Intensity and Environmental Variables : A Window-Pane Analysis. *Phytopathology®*, 100(8), 784-797. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-100-8-0784>
- Kunova, A., Pizzatti, C., Bonaldi, M., & Cortesi, P. (2016). Metrafenone resistance in a population of *Erysiphe necator* in northern Italy. *Pest Management Science*, 72(2), 398-404. <https://doi.org/10.1002/ps.4060>
- Laprise, R. (2008). Regional climate modelling. *Journal of Computational Physics*, 227(7), 3641-3666. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2006.10.024>
- Launay, M., Caubel, J., Bourgeois, G., Huard, F., García de Cortázar-Atauri, I., Bancal, M.-O., & Brisson, N. (2014). Climatic indicators for crop infection risk : Application to climate change impacts on five major foliar fungal diseases in Northern France. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 197, 147-158. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.07.020>
- Launay, M., Zurfluh, O., Huard, F., Buis, S., Bourgeois, G., Caubel, J., Huber, L., & Bancal, M.-O. (2020). Robustness of crop disease response to climate change signal under modeling uncertainties. *Agricultural Systems*, 178, 102733. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.102733>
- Le Moigne, P. (2002). *Description de l'analyse des champs de surface sur la France par le système SAFRAN*.
- Leolini, L., Costafreda-Aumedes, S., A. Santos, J., Menz, C., Fraga, H., Molitor, D., Merante, P., Junk, J., Kartschall, T., Destrac-Irvine, A., van Leeuwen, C., C. Malheiro, A., Eiras-Dias, J., Silvestre, J., Dibari, C., Bindi, M., & Moriondo, M. (2020). Phenological Model Intercomparison for Estimating Grapevine Budbreak Date (*Vitis vinifera* L.) in Europe. *Applied Sciences*, 10(11), 3800. <https://doi.org/10.3390/app10113800>

- Luck, J., Spackman, M., Freeman, A., Trebicki, P., Griffiths, W., Finlay, K., & Chakraborty, S. (2011). Climate change and diseases of food crops. *Plant Pathology*, *60*(1), 113-121. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2010.02414.x>
- Madelin, M., Bois, B., & Chabin, J.-P. (2010). Modification des conditions de maturation du raisin en Bourgogne viticole liée au réchauffement climatique. L'exemple des vignobles de la Côte et des Hautes-Côtes de Beaune. *EchoGéo*, *14*. <https://doi.org/10.4000/echogeo.12176>
- Madelin, M., Bois, B., & Quénot, H. (2014). Variabilité topoclimatique et phénologique des terroirs de la montagne de Corton (Bourgogne). In *Changement climatique et terroirs viticoles* (p. p.217-229). Lavoisier Tec&doc. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01011463>
- Madelin, M. H. (2004). *L'aléa gélif printanier dans le vignoble marnais en Champagne : Modélisations spatiales aux échelles fines des températures minimales et des écoulements de l'air* [These de doctorat, Paris 7]. <https://www.theses.fr/2004PA070046>
- Madgwick, J. W., West, J. S., White, R. P., Semenov, M. A., Townsend, J. A., Turner, J. A., & Fitt, B. D. L. (2011). Impacts of climate change on wheat anthesis and fusarium ear blight in the UK. *European Journal of Plant Pathology*, *130*(1), 117-131. <https://doi.org/10.1007/s10658-010-9739-1>
- Magarey, P. A., Nicholas, P. R., & Watchel, M. F. (1994). Control of the diseases of grapes in Australia and New Zealand. *Wine Ind.*, 197-225.
- Malheiro, A. C., Campos, R., Fraga, H., Eiras-Dias, J., Silvestre, J., & Santos, J. A. (2013). Winegrape phenology and temperature relationships in the Lisbon wine region, Portugal. *OENO One*, *47*(4), 287. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2013.47.4.1558>
- Maraun, D. (2016). Bias Correcting Climate Change Simulations—A Critical Review. *Current Climate Change Reports*, *2*(4), 211-220. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x>
- Maraun, D., Wetterhall, F., Ireson, A. M., Chandler, R. E., Kendon, E. J., Widmann, M., Brienen, S., Rust, H. W., Sauter, T., Themeßl, M., Venema, V. K. C., Chun, K. P., Goodess, C. M., Jones, R. G., Onof, C., Vrac, M., & Thiele-Eich, I. (2010). Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Reviews of Geophysics*, *48*(3). <https://doi.org/10.1029/2009RG000314>
- Maraun, D., Shepherd, T. G., Widmann, M., Zappa, G., Walton, D., Gutiérrez, J. M., Hagemann, S., Richter, I., Soares, P. M. M., Hall, A., & Mearns, L. O. (2017). Towards process-informed bias correction of climate change simulations. *Nature Climate Change*, *7*(11), 764-773. <https://doi.org/10.1038/nclimate3418>
- Maraun, D., & Widmann, M. (2018). *Statistical Downscaling and Bias Correction for Climate Research*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781107588783>
- Mashonjowa, E., Ronsse, F., Mubvuma, M., Milford, J. R., & Pieters, J. G. (2013). Estimation of leaf wetness duration for greenhouse roses using a dynamic greenhouse climate model in Zimbabwe. *Computers and Electronics in Agriculture*, *95*, 70-81. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.04.007>
- McVicar, T. R., Roderick, M. L., Donohue, R. J., Li, L. T., Van Niel, T. G., Thomas, A., Grieser, J., Jhajharia, D., Himri, Y., Mahowald, N. M., Mescherskaya, A. V., Kruger, A. C., Rehman, S., & Dinpashoh, Y. (2012). Global review and synthesis of trends in observed terrestrial near-surface wind speeds: Implications for evaporation. *Journal of Hydrology*, *416-417*, 182-205. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.10.024>
- Meier, U., Bleiholder, H., Buhr, L., Feller, C., Hacks, H., Hess, M., Lancashire, P. D., Schnock, U., Stauss, R., Boom, T. van den, Weber, E., & Zwerger, P. (2009). The BBCH system to coding the phenological growth stages of plants—History and publications. *Journal Für Kulturpflanzen*, *61*(2), 41-52.
- Melyon-Delage, R., Bois, B., Zito, S., Rega, M., Garin, G., & Caffarra, A. (2019). Exploring the factors affecting spatio-temporal variation in grapevine powdery mildew. In *Precision agriculture '19* (Vol. 1-0, p. 217-224). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-888-9_26
- Menzel, A., Sparks, T. H., Estrella, N., Koch, E., Aasa, A., Ahas, R., Alm-Kübler, K., Bissolli, P., Braslavská, O., Briede, A., Chmielewski, F. M., Crepinsek, Z., Curnel, Y., Dahl, Å., Defila, C., Donnelly, A., Filella, Y., Jatzak, K., Mâge, F., ... Zust, A. (2006). European phenological response to climate change matches the warming pattern. *Global Change Biology*, *12*(10). <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2006.01193.x>
- Miazzzi, M., Hajjeh, H., & Faretra, F. (2008). Occurrence and distribution of two distinct genetic groups in populations of *Erysiphe necator* in southern Italy. *Journal of Plant Pathology*, *12*.
- Moisselin, J.-M., Schneider, M., & Canellas, C. (2002). Les changements climatiques en France au XX^e siècle. Etude

- des longues séries homogénéisées de données de température et de précipitations. *La Météorologie*, 8(38), 45. <https://doi.org/10.4267/2042/36233>
- Molitor, D., Caffarra, A., Sinigoj, P., Pertot, I., Hoffmann, L., & Junk, J. (2014). Late frost damage risk for viticulture under future climate conditions: A case study for the Luxembourgish winegrowing region. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 20(1), 160-168. <https://doi.org/10.1111/ajgw.12059>
- Molitor, D., Baus, O., Hoffmann, L., & Beyer, M. (2016). Meteorological conditions determine the thermal-temporal position of the annual Botrytis bunch rot epidemic on *Vitis vinifera* L. cv. Riesling grapes. *OENO One*, 50(3). <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2016.50.3.36>
- Molitor, D., Schultz, M., Friedrich, B., Viret, O., Hoffmann, L., & Beyer, M. (2018). Efficacy of fenhexamid treatments against *Botrytis cinerea* in grapevine as affected by time of application and meteorological conditions. *Crop Protection*, 110, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2018.03.007>
- Montarry, J., Cartolaro, P., Delmotte, F., Jolivet, J., & Willocquet, L. (2008). Genetic Structure and Aggressiveness of *Erysiphe necator* Populations during Grapevine Powdery Mildew Epidemics. *Applied and Environmental Microbiology*, 74(20), 6327-6332. <https://doi.org/10.1128/AEM.01200-08>
- Monteiro, A., Carvalho, V., Velho, S., & Sousa, C. (2013). The accuracy of the heat index to explain the excess of mortality and morbidity during heat waves – a case study in a mediterranean climate. *Bulletin of Geography. Socio-economic Series*, 20(20), 71-84. <https://doi.org/10.2478/bog-2013-0012>
- Morales-Castilla, I., García de Cortázar-Atauri, I., Cook, B. I., Lacombe, T., Parker, A., van Leeuwen, C., Nicholas, K. A., & Wolkovich, E. M. (2020). Diversity buffers winegrowing regions from climate change losses. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(6), 2864-2869. <https://doi.org/10.1073/pnas.1906731117>
- Moss, R. H., Edmonds, J. A., Hibbard, K. A., Manning, M. R., Rose, S. K., van Vuuren, D. P., Carter, T. R., Emori, S., Kainuma, M., Kram, T., Meehl, G. A., Mitchell, J. F. B., Nakicenovic, N., Riahi, K., Smith, S. J., Stouffer, R. J., Thomson, A. M., Weyant, J. P., & Wilbanks, T. J. (2010). The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, 463(7282), 747-756. <https://doi.org/10.1038/nature08823>
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- Nesler, A., Perazzolli, M., Puopolo, G., Giovannini, O., Elad, Y., & Pertot, I. (2015). A complex protein derivative acts as biogenic elicitor of grapevine resistance against powdery mildew under field conditions. *Frontiers in Plant Science*, 6. <https://doi.org/10.3389/fpls.2015.00715>
- OIV. (2017). *Distribution variétale du vignoble dans le monde*. <http://www.oiv.int/public/medias/5861/fr-distribution-vari-tale-du-vignoble-dans-le-monde.pdf>
- OIV. (2018). *OIV Statistical Report on World Vitiviniculture*. <https://www.oiv.int/public/medias/6371/oiv-statistical-report-on-world-vitiviniculture-2018.pdf>
- Oke, T. R. (2002). *Boundary layer climates*. Routledge.
- OMM. (2017). *Directives de l'OMM pour le calcul des normales climatiques*.
- OMM. (2018). *Guide des pratiques climatologiques*.
- Ough, C. S., & Berg, H. W. (1979). Powdery Mildew Sensory Effect on Wine. *American Journal of Enology and Viticulture*, 30(4), 321-321.
- Ouzeau, G., Déqué, M., Jouini, M., Planton, S., & Vautard, R. (2014). *Le climat de la France au XXIe siècle. 4*.
- Parker, A., García de Cortázar-Atauri, I., Chuine, I., Barbeau, G., Bois, B., Boursiquot, J.-M., Cahurel, J.-Y., Claverie, M., Dufourcq, T., Gény, L., Guimberteau, G., Hofmann, R. W., Jacquet, O., Lacombe, T., Monamy, C., Ojeda, H., Panigai, L., Payan, J.-C., Lovelle, B. R., ... van Leeuwen, C. (2013). Classification of varieties for their timing of flowering and veraison using a modelling approach: A case study for the grapevine species *Vitis vinifera* L. *Agricultural and Forest Meteorology*, 180, 249-264. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.06.005>
- Parker, A., García de Cortázar-Atauri, I., Gény, L., Spring, J.-L., Destrac, A., Schultz, H., Molitor, D., Lacombe, T., Graça, A., Monamy, C., Stoll, M., Storchi, P., Trought, M. C. T., Hofmann, R. W., & van Leeuwen, C. (2020). Temperature-based grapevine sugar ripeness modelling for a wide range of *Vitis vinifera* L. cultivars. *Agricultural and Forest Meteorology*, 285-286, 107902. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.107902>
- Parker, A., García de Cortázar-Atauri, I., Van Leeuwen, C., & Chuine, I. (2011). General phenological model to characterise the timing of flowering and veraison of *Vitis vinifera* L. *Australian Journal of Grape and Wine*

- Research*, 17(2), 206-216. <https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2011.00140.x>
- Pauthier, B., Bois, B., Castel, T., Thévenin, D., Chateau Smith, C., & Richard, Y. (2016). Mesoscale and Local Scale Evaluations of Quantitative Precipitation Estimates by Weather Radar Products during a Heavy Rainfall Event. *Advances in Meteorology*, 2016, e6089319. <https://doi.org/10.1155/2016/6089319>
- Peel, M. C., Finlayson, B. L., & McMahon, T. A. (2007). Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(5), 1633-1644. <https://doi.org/10.5194/hess-11-1633-2007>
- Perry, J., Vacavant, M.-P., & Debuissou, S. (2015). *Pôle Technique & Environnement du CIVC*. 6.
- Peters, G. P., Andrew, R. M., Boden, T., Canadell, J. G., Ciais, P., Le Quéré, C., Marland, G., Raupach, M. R., & Wilson, C. (2013). The challenge to keep global warming below 2 °C. *Nature Climate Change*, 3(1), 4-6. <https://doi.org/10.1038/nclimate1783>
- Piani, C., Haerter, J. O., & Coppola, E. (2009). Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theoretical and Applied Climatology*, 99(1), 187-192. <https://doi.org/10.1007/s00704-009-0134-9>
- Piani, C., Weedon, G. P., Best, M., Gomes, S. M., Viterbo, P., Hagemann, S., & Haerter, J. O. (2010). Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. *Journal of Hydrology*, 395(3), 199-215. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.10.024>
- Porter, J. H., Parry, M. L., & Carter, T. R. (1991). The potential effects of climatic change on agricultural insect pests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 57(1), 221-240. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(91\)90088-8](https://doi.org/10.1016/0168-1923(91)90088-8)
- Pouget, R. (1988). Le débourrement des bourgeons de la vigne : Méthode de prévision et principes d'établissement d'une échelle de précocité de débourrement. *OENO One*, 22(2), 105. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.1988.22.2.1260>
- Pujol, J. (2017). *Apports de produits phytosanitaires en viticulture et climat* : 30.
- Quénot, H. (2014). *Changement climatique et terroirs viticoles* (N° 90/4; Lavoisier). Association des amis de la Revue de Géographie de Lyon. <http://journals.openedition.org/geocarrefour/9552>
- Quénot, H. (2011). *Observation et modélisation spatiale du climat aux échelles fines dans un contexte de changement climatique*. Université Rennes 2.
- Quintana-Seguí, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canellas, C., Franchisteguy, L., & Morel, S. (2008). Analysis of Near-Surface Atmospheric Variables : Validation of the SAFRAN Analysis over France. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47(1), 92-107. <https://doi.org/10.1175/2007JAMC1636.1>
- Rapilly, F. (1983). Effets de quelques facteurs physiques du climat sur diverses séquences épidémiques. *EPPO Bulletin*, 13(2), 63-68. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2338.1983.tb01578.x>
- Riahi, K., Rao, S., Krey, V., Cho, C., Chirkov, V., Fischer, G., Kindermann, G., Nakicenovic, N., & Rafaj, P. (2011). RCP 8.5—A scenario of comparatively high greenhouse gas emissions. *Climatic Change*, 109(1), 33. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0149-y>
- Richard, Y., Castel, T., Bois, B., Cuccia, C., Marteau, R., Rossi, A., Thevenin, D., & Toussaint, H. (2014). *Évolution des températures observées en Bourgogne (1961-2011)*. 9.
- Richardson, E. A. (1974). A model for estimating the completion of rest for « Redhaven » and « Elberta » peach trees. *HortScience*, 9, 331-332.
- Rouzet, J., Magnien, C., Pueyo, C., Facob, S., & Jacquin, D. (2007). Un exemple d'OAD: dix ans de travaux sur l'oidium de la vigne : Outils d'aide à la décision. *Phytoma, la défense des végétaux*, 603, 26-29.
- Rowell, D. P. (2006). A Demonstration of the Uncertainty in Projections of UK Climate Change Resulting from Regional Model Formulation. *Climatic Change*, 79(3), 243-257. <https://doi.org/10.1007/s10584-006-9100-z>
- Rowlandson, T., Gleason, M., Sentelhas, P., Gillespie, T., Thomas, C., & Hornbuckle, B. (2015). Reconsidering Leaf Wetness Duration Determination for Plant Disease Management. *Plant Disease*, 99(3), 310-319. <https://doi.org/10.1094/PDIS-05-14-0529-FE>
- Rummukainen, M. (1997). *Methods for statistical downscaling of GCM simulations*. 44.
- Rummukainen, M. (2010). State-of-the-art with regional climate models. *WIREs Climate Change*, 1(1), 82-96. <https://doi.org/10.1002/wcc.8>
- Salinari, F., Giosuè, S., Rossi, V., Tubiello, F. N., Rosenzweig, C., & Gullino, M. L. (2007). Downy mildew outbreaks

- on grapevine under climate change : Elaboration and application of an empirical-statistical model*. *EPPO Bulletin*, 37(2), 317-326. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2338.2007.01126.x>
- Salinari, F., Simona, G., Francesco Nicola, T., Andrea, R., Vittorio, R., Federico, S., Cynthia, R., & Maria Lodovica, G. (2006). Downy mildew (*Plasmopara viticola*) epidemics on grapevine under climate change. *Global Change Biology*, 12(7), 1299-1307. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2006.01175.x>
- Sall, M. (1980). Epidemiology of grape powdery mildew : A model. *Phytopathology*, 70, 338-342.
- Scherm, H. (2004). Climate change : Can we predict the impacts on plant pathology and pest management? *Canadian Journal of Plant Pathology*, 26(3), 267-273. <https://doi.org/10.1080/07060660409507143>
- Schneider, C., Spring, J.-L., Onimus, C., Prado, E., Verdenal, T., Lemarquais, G., Lorenzini, F., Ley, L., Duruz, P., Gindro, K., & Merdinoglu, D. (2019). Programme de collaboration franco-suisse pour la création de nouvelles variétés de vigne durablement résistantes au mildiou et à l'oïdium. *BIO Web of Conferences*, 15, 01018. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20191501018>
- Schultz, H. R. (2017). Issues to be considered for strategic adaptation to climate evolution – is atmospheric evaporative demand changing? *OENO One*, 51(2), 107-114. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2017.51.2.1619>
- Seem, R. C. (1984). Disease Incidence and Severity Relationships. *Annual Review of Phytopathology*, 22(1), 133-150. <https://doi.org/10.1146/annurev.py.22.090184.001025>
- Sentelhas, P. C., Dalla Marta, A., Orlandini, S., Santos, E. A., Gillespie, T. J., & Gleason, M. L. (2008). Suitability of relative humidity as an estimator of leaf wetness duration. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(3), 392-400. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.09.011>
- Sgubin, G., Swingedouw, D., Dayon, G., García de Cortázar-Atauri, I., Ollat, N., Pagé, C., & van Leeuwen, C. (2018). The risk of tardive frost damage in French vineyards in a changing climate. *Agricultural and Forest Meteorology*, 250-251, 226-242. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.12.253>
- Sick, L. (2020). *Relation Climat versus pression phytosanitaire pour la vigne : Nombre de traitements aux pesticides dans certaines régions françaises et du monde* [Rapport de stage Master 1 Biogeosciences].
- Simonovici, M. (2019). Enquête Pratiques phytosanitaires en viticulture en 2016. *Agreste Les Dossiers*, 2019-2, 50.
- Somot, S. (2005). *Modélisation climatique du bassin méditerranéen : Variabilité et scénarios de changement climatique* [Université Paul Sabatier - Toulouse III]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00165252>
- Soubeyroux, J.-M., Bernus, S., Corre, L., Drouin, A., Dubuisson, B., Etchevers, P., Gouget, V., Josse, P., Kerdoncuff, M., Samacoits, R., & 202, F. (2021). *Les nouvelles projections climatiques de référence DRIAS 2020 pour la métropole*. 98.
- Soubeyroux, J.-M., Martin, E., Franchisteguy, L., Habets, F., Noilhan, J., Baillon, M., Regimbeau, F., Vidal, J.-P., Lemoigne, P., & Morel, S. (2008). Safran-Isba-Modcou (SIM) : Un outil pour le suivi hydrométéorologique opérationnel et les études. *La Météorologie*, 8(63), 40. <https://doi.org/10.4267/2042/21890>
- Stark-Urnau, M., & Kast, W. K. (1999). Development of ontogenetic resistance to powdery mildew in fruit of differently susceptible grapevines (cvs. Trollinger and Lemberger). *Mitteilungen Klosterneuburg Rebe und Wein, Obstbau und Früchteverwertung*, 49(5), 186-189.
- Stocker, T. (2014). *Climate change 2013 : The physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- Stocker, T. F., Qin, D., Plattner, G. K., Tignor, M., Allen, S. K., Boschung, J., Nauels, A., Xia, V., Bex, V., & Midgley, P. M. (2013). *IPCC, 2013 : Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (p. 1535). Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York. https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/WG1AR5_all_final.pdf
- Stone, E. C. (1963). The Ecological Importance of Dew. *The Quarterly Review of Biology*, 38(4), 328-341. <https://doi.org/10.1086/403940>
- Sung, T.-I., Wu, P.-C., Lung, S.-C., Lin, C.-Y., Chen, M.-J., & Su, H.-J. (2013). Relationship between heat index and mortality of 6 major cities in Taiwan. *Science of The Total Environment*, 442, 275-281. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.09.068>
- Sutherst, R. W., Constable, F., Finlay, K. J., Harrington, R., Luck, J., & Zalucki, M. P. (2011). Adapting to crop pest and pathogen risks under a changing climate. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(2), 220-237. <https://doi.org/10.1002/wcc.102>
- Szczypta, C., Calvet, J.-C., Albergel, C., Balsamo, G., Boussetta, S., Carrer, D., Lafont, S., & Meurey, C. (2011).

- Verification of the new ECMWF ERA-Interim reanalysis over France. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15. <https://doi.org/10.5194/hess-15-647-2011>
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An Overview of CMIP5 and the Experiment Design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4), 485-498. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00094.1>
- Teets, D. A. (2003). Predicting Sunrise and Sunset Times. *The College Mathematics Journal*, 34(4), 317. <https://doi.org/10.2307/3595771>
- Terray, L., & Boé, J. (2013). Quantifying 21st-century France climate change and related uncertainties. *Comptes Rendus Geoscience*, 345(3), 136-149. <https://doi.org/10.1016/j.crte.2013.02.003>
- Themeßl, M., Gobiet, A., & Leuprecht, A. (2011). *Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models*. <https://doi.org/10.1002/JOC.2168>
- Themeßl, M. J., Gobiet, A., & Heinrich, G. (2012). Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. *Climatic Change*, 112(2), 449-468. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0224-4>
- Tomasi, D., Jones, G. V., Giust, M., Lovat, L., & Gaiotti, F. (2011). Grapevine Phenology and Climate Change : Relationships and Trends in the Veneto Region of Italy for 1964–2009. *American Journal of Enology and Viticulture*, 62(3), 329-339. <https://doi.org/10.5344/ajev.2011.10108>
- Tonietto, J., & Carbonneau, A. (2004). A multicriteria climatic classification system for grape-growing regions worldwide. *Agricultural and Forest Meteorology*, 124(1), 81-97. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.06.001>
- Valdès Gomez, H. (2007). *Relations entre états de croissance de la vigne et maladies cryptogamiques sous différentes modalités d'entretien du sol en région méditerranéenne* [These de doctorat, Montpellier, ENSA]. <https://www.theses.fr/2007ENSA0012>
- Valdés-Gómez, H., Gary, C., Cartolaro, P., Lolas-Caneo, M., & Calonnec, A. (2011). Powdery mildew development is positively influenced by grapevine vegetative growth induced by different soil management strategies. *Crop Protection*, 30(9), 1168-1177. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2011.05.014>
- van Vuuren, D. P., Edmonds, J., Kainuma, M., Riahi, K., Thomson, A., Hibbard, K., Hurtt, G. C., Kram, T., Krey, V., Lamarque, J.-F., Masui, T., Meinshausen, M., Nakicenovic, N., Smith, S. J., & Rose, S. K. (2011). The representative concentration pathways: An overview. *Climatic Change*, 109(1), 5. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0148-z>
- Vasconcelos, M. C., Greven, M., Winefield, C. S., Trought, M. C. T., & Raw, V. (2009). *The Flowering Process of Vitis vinifera : A Review*. 24.
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., & Soubeyroux, J.-M. (2010). A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology*, 30(11), 1627-1644. <https://doi.org/10.1002/joc.2003>
- Wallin, J. R. (1967). Agrometeorological aspects of dew. *Agricultural Meteorology*, 4(2), 85-102. [https://doi.org/10.1016/0002-1571\(67\)90014-3](https://doi.org/10.1016/0002-1571(67)90014-3)
- Wang, E., & Engel, T. (1998). Simulation of phenological development of wheat crops. *Agricultural Systems*, 58(1), 1-24. [https://doi.org/10.1016/S0308-521X\(98\)00028-6](https://doi.org/10.1016/S0308-521X(98)00028-6)
- Wang, H., Sanchez-Molina, J., Li, M., & Rodríguez Díaz, F. (2019). Improving the Performance of Vegetable Leaf Wetness Duration Models in Greenhouses Using Decision Tree Learning. *Water*, 11(1), 158. <https://doi.org/10.3390/w11010158>
- Wang, X., Li, H., & García de Cortázar-Atauri, I. (2020). Assessing grapevine phenological models under chinese climatic conditions. *OENO One*, 54(3), 637-656. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.3.3195>
- Wann, M., Yen, D., & Gold, H. J. (1985). Evaluation and calibration of three models for daily cycle of air temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 34(2), 121-128. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(85\)90013-9](https://doi.org/10.1016/0168-1923(85)90013-9)
- Webb, L. B., Whetton, P. H., Bhend, J., Darbyshire, R., Briggs, P. R., & Barlow, E. W. R. (2012). Earlier wine-grape ripening driven by climatic warming and drying and management practices. *Nature Climate Change*, 2(4), 259-264. <https://doi.org/10.1038/nclimate1417>
- Webb, L., Watt, A., Hill, T., Whiting, J., Wigg, F., Dunn, G., Needs, S., & Barlow, E. (2009). Extreme heat : Managing grapevine response based on vineyard observations from the 2009 heatwave across south-eastern Australia. *Australian Viticulture*, 13(5).
- Welshofer, K. B., Zarnetske, P. L., Lany, N. K., & Thompson, L. A. E. (2018). Open-top chambers for temperature

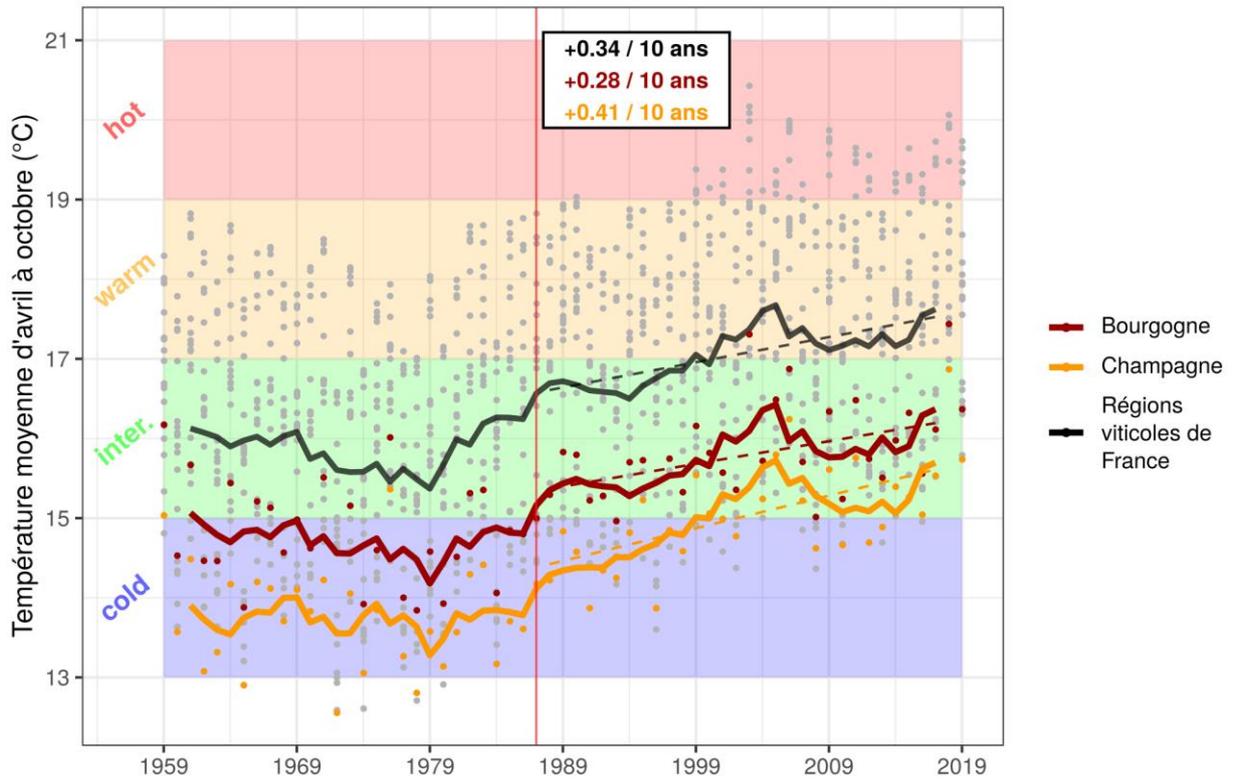
- manipulation in taller-stature plant communities. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(2), 254-259. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12863>
- Wicks, T. J., Hitch, C., Campbell, K., & Hall, B. (1999). Control of grapevine powdery mildew with mineral oil : An assessment of oil concentration and spray volume. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 5(2), 61-65. <https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.1999.tb00153.x>
- Wilks, D. S. (2013). Projecting “Normals” in a Nonstationary Climate. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(2), 289-302. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-11-0267.1>
- Willoquet, L., Berud, F., Raoux, L., & Clerjeau, M. (1998). Effects of wind, relative humidity, leaf movement and colony age on dispersal of conidia of *Uncinula necator*, causal agent of grape powdery mildew. *Plant Pathology*, 47(3), 234-242. <https://doi.org/10.1046/j.1365-3059.1998.00242.x>
- Zahavi, T., & Reuveni, M. (2012). Effect of grapevine training systems on susceptibility of berries to infection by *Erysiphe necator*. *European Journal of Plant Pathology*, 133(3), 511-515. <https://doi.org/10.1007/s10658-012-9938-z>
- Zhao, C.-J., Li, M., Yang, X.-T., Sun, C.-H., Qian, J.-P., & Ji, Z.-T. (2011). A data-driven model simulating primary infection probabilities of cucumber downy mildew for use in early warning systems in solar greenhouses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 76(2), 306-315. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.02.009>
- Zito, S., Caffarra, A., Richard, Y., Castel, T., & Bois, B. (2018). Climate change and vine protection : The case of mildews management in Burgundy. *E3S Web of Conferences, XII Congreso Internacional Terroir*, 50, 01006. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20185001006>
- Zito, S., Castel, T., Richard, Y., Rega, M., & Bois, B. (2020). Optimization of a leaf wetness duration model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 291, 108087. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108087>
- Zufferey, V., Murisier, F., & Schultz, H. R. (2000). A model analysis of the photosynthetic response of *Vitis vinifera* L. cvs Riesling and Chasselas leaves in the field : I. Interaction of age, light and temperature. *Vitis*, 39, 19-26.

Annexes

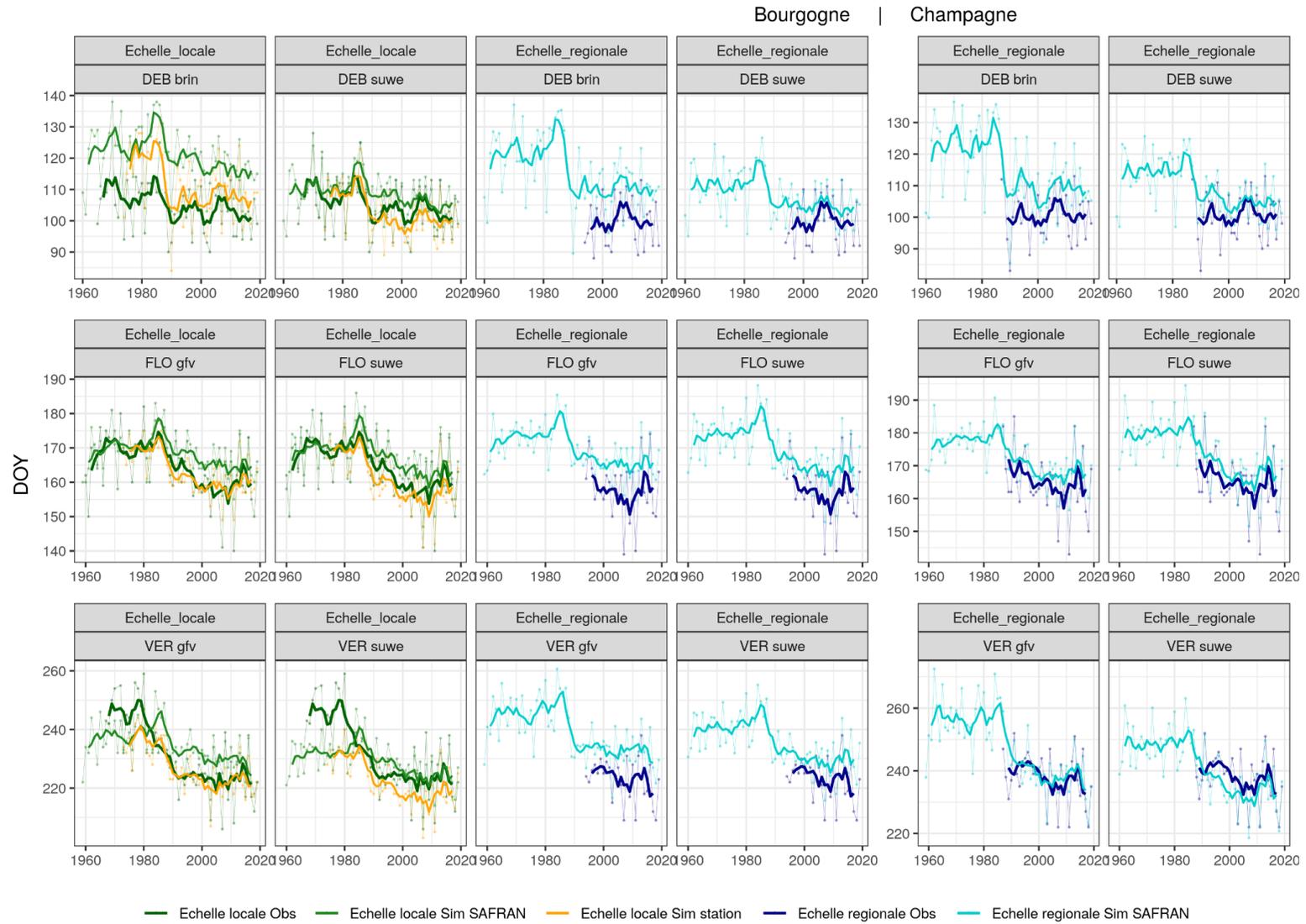
Annexe 2.1 : Année d'une rupture statistique dans l'indice de Huglin détecté à l'aide du test de Pettitt au risque $\alpha < 1\%$ sur l'ensemble des régions viticoles de France. L'indice est calculé à l'aide des données SAFRAN sur la période 1959-2019 sur laquelle est réalisé le test.

Région viticole	Année rupture statistique Indice de Huglin
Alsace	1990
Beaujolais	1988
Bordelais	1986
Bouche-du-Rhône	1988
Bourgogne	1988
Bugey-Savoie	1988
Cahors	1984
Champagne	1988
Charentes	1988
Cher	1988
Côtes-du-Rhône nord	1988
Côtes-du-Rhône sud	1988
Dordogne	1988
Gaillac	1988
Gers	1984
Jura	1988
Languedoc-Roussillon	1988
Lot-et-Garonne	1988
Provence	1996
Pyrénées-Orientales	1988
Val de Loire	1988

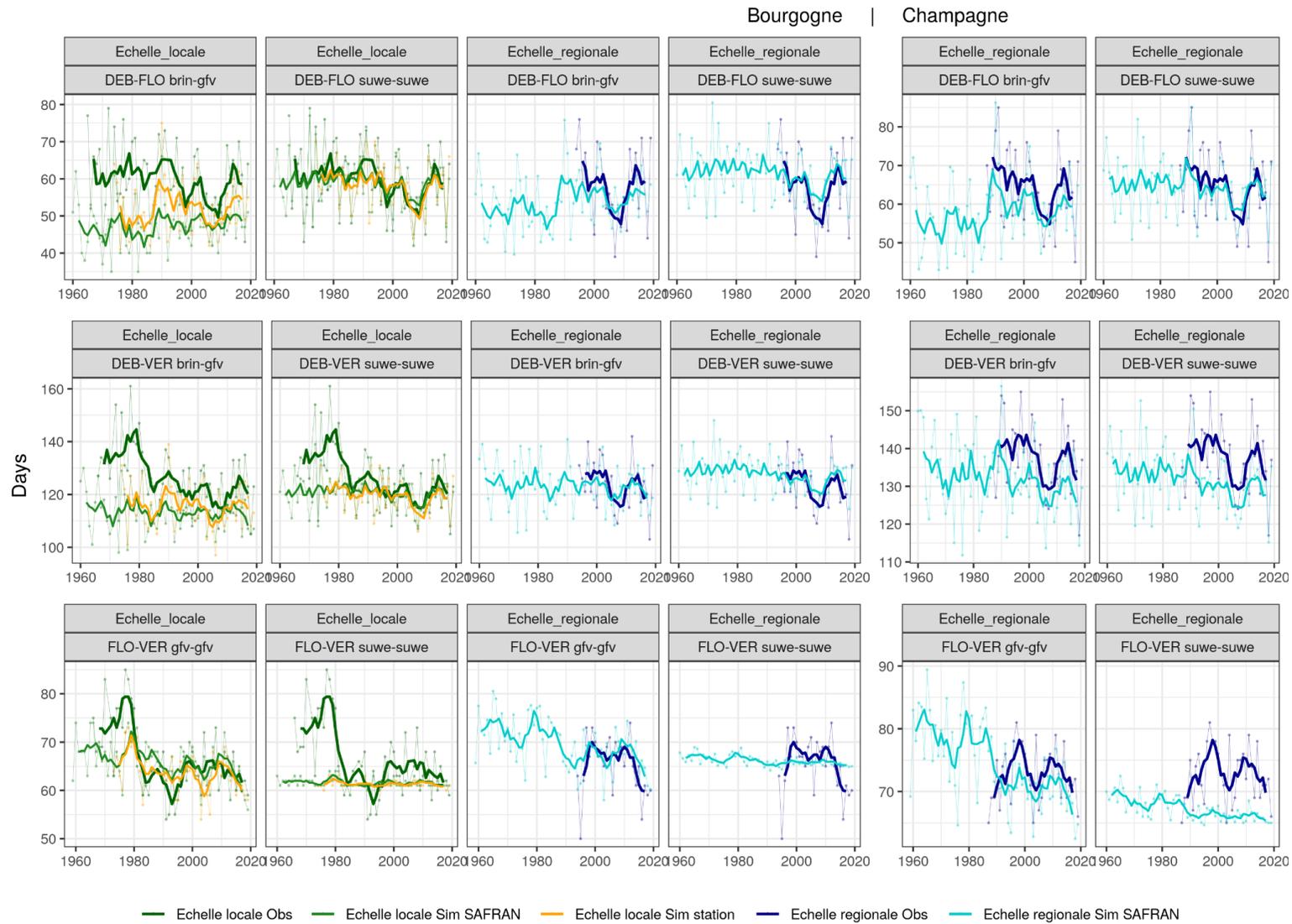
Annexe 2.2 : Évolution de la température pendant la saison végétative en Bourgogne et en Champagne sur la période 1959-2019. Chaque point gris correspond à une région viticole de France et la courbe noire représente la moyenne sur l'ensemble de toutes les régions. Les points correspondent aux valeurs annuelles et les courbes aux moyennes mobiles (5 ans). Les lignes en pointillé correspondent aux tendances linéaires calculées à partir des moyennes mobiles sur les périodes 1959-1987 et 1988-2019, marquées par une rupture des températures délimitée par la ligne rouge.



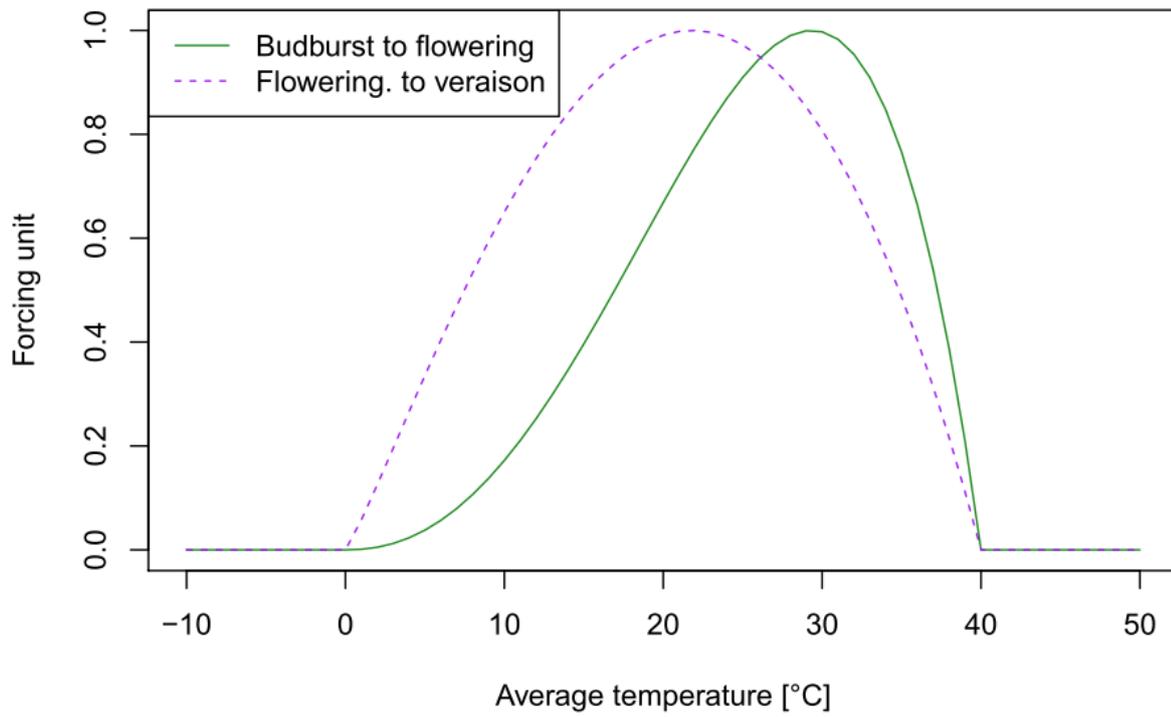
Annexe 2.3 : Évolution des stades phénologiques observés et simulés avec les données SAFRAN et une station climatique (station de Savigny-lès-Beaune) selon l'échelle régionale et locale en Bourgogne et en Champagne. Les courbes épaisses représentent la moyenne mobile (5 ans).



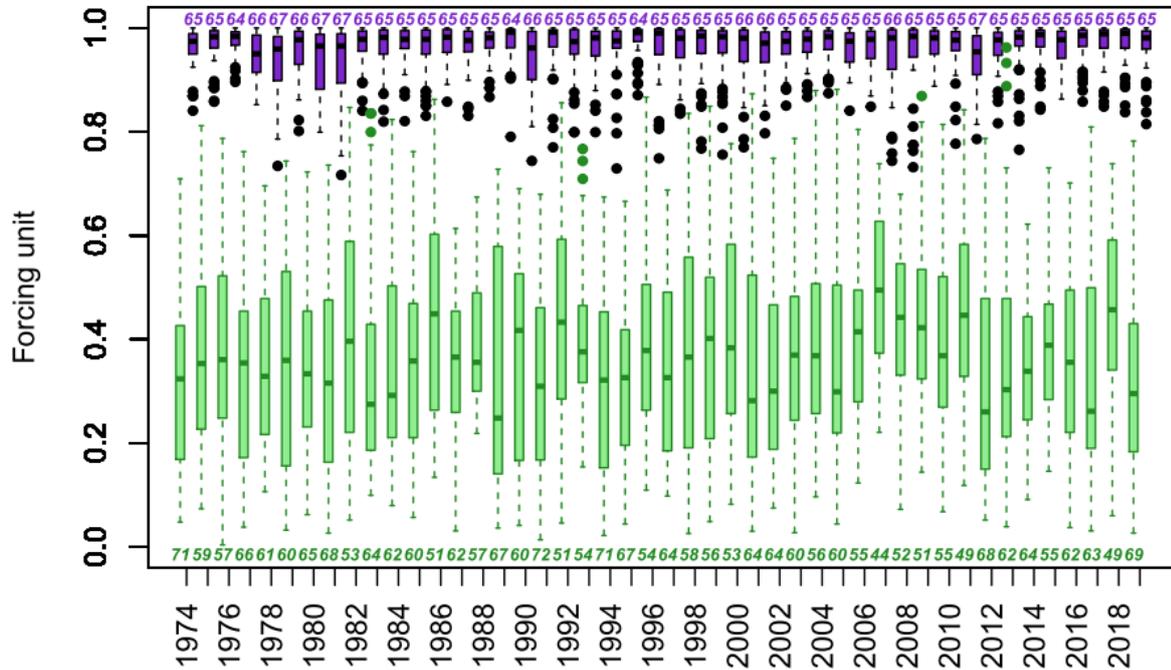
Annexe 2.4 : Évolution des durées interstades observées et simulées avec les données SAFRAN et une station climatique (station de Savigny-lès-Beaune) selon l'échelle régionale et locale en Bourgogne et en Champagne. Les courbes épaisses représentent la moyenne mobile (5 ans).



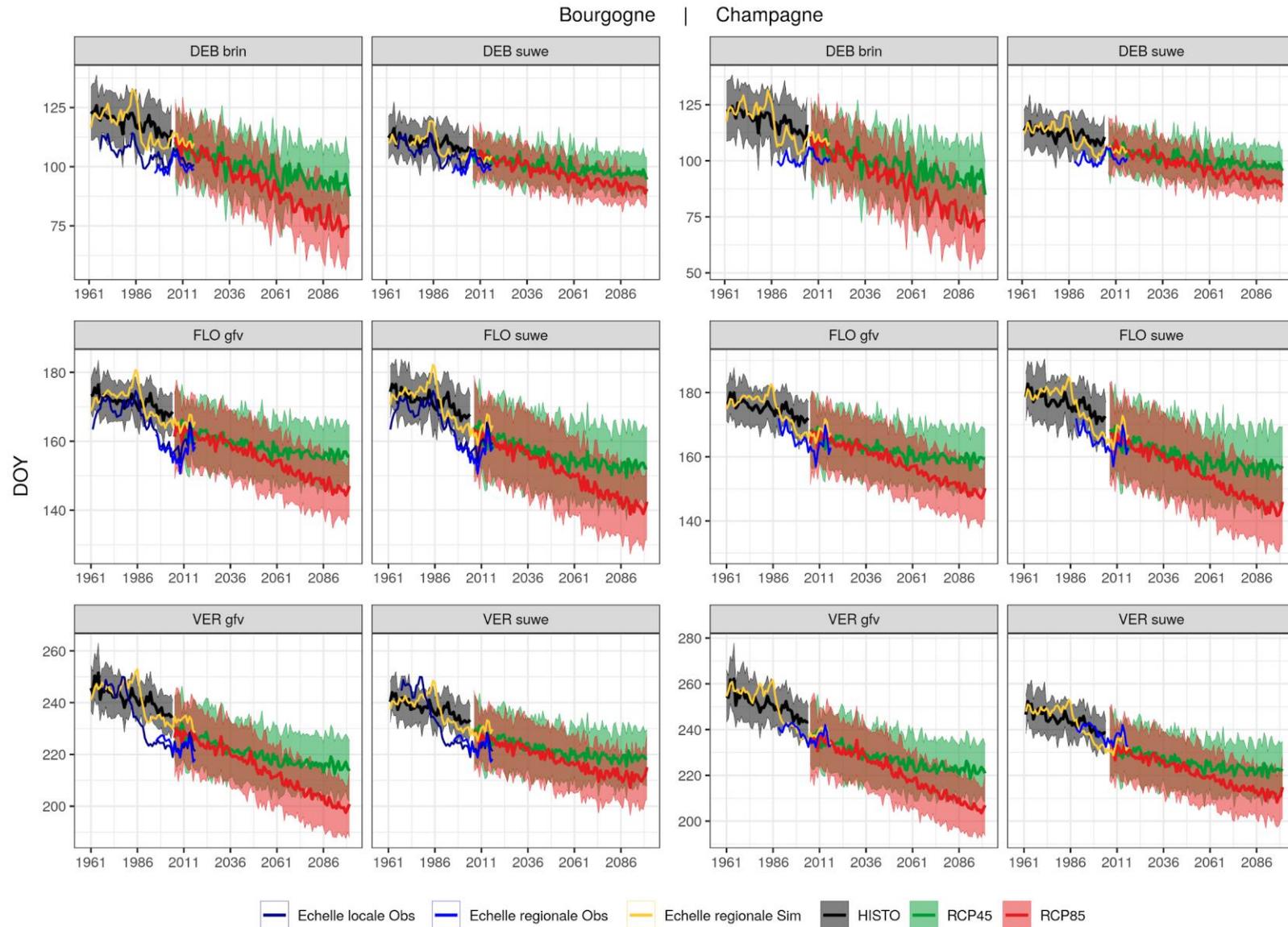
Annexe 2.5 : Courbes des unités de chaleur (*forcing units*) en réponse à la température moyenne de la fonction de Wang and Engel (1998) optimisée pour la vigne (équations 2 et 3 et tableau S6 des *supplementary information* de l'article de Morales-Castilla et al., 2020), pour les périodes débourrement-floraison (température optimale de 29.34°C) et floraison-véraison (température optimale de 21.84°C).



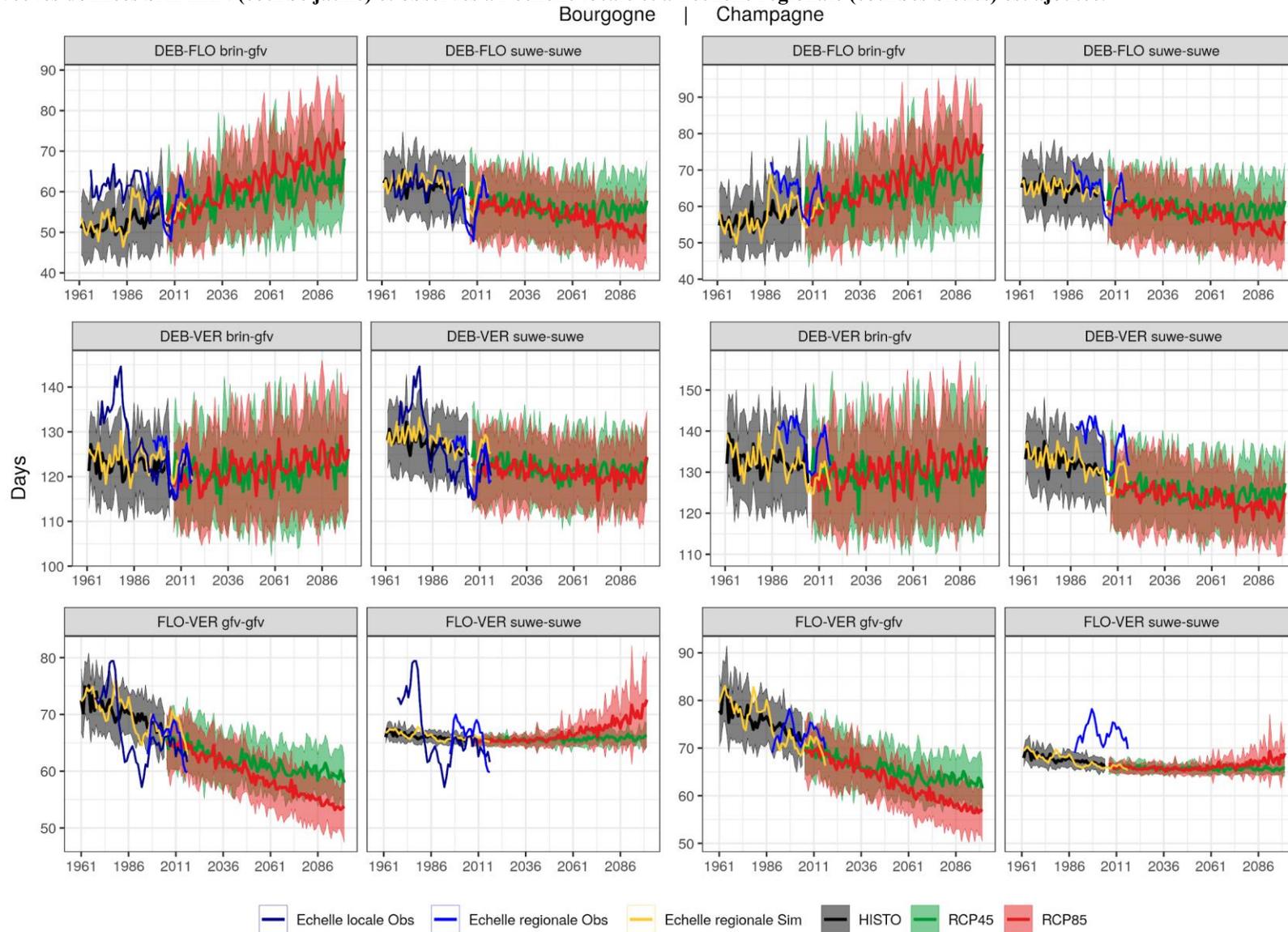
Annexe 2.6 : Distribution des unités de forçage (*Forcing units*) sur les périodes floraison-véraison (en vert) et floraison-véraison (en violet) calculées par chaîne de modélisation SUWE proposée par Morales-Castilla et al. (2020). Paramétrisation de SUWE pour le cépage pour le cépage Chardonnay. Données climatiques quotidiennes issues de la station de Savigny-lès-Beaune. Les nombres écrits en italique et en vert en bas de la zone de graphique indiquent la durée simulée de la période débourrement-floraison. Les nombres écrits en italique et en violet en haut de la zone de graphique indiquent la durée simulée de la période floraison-véraison.



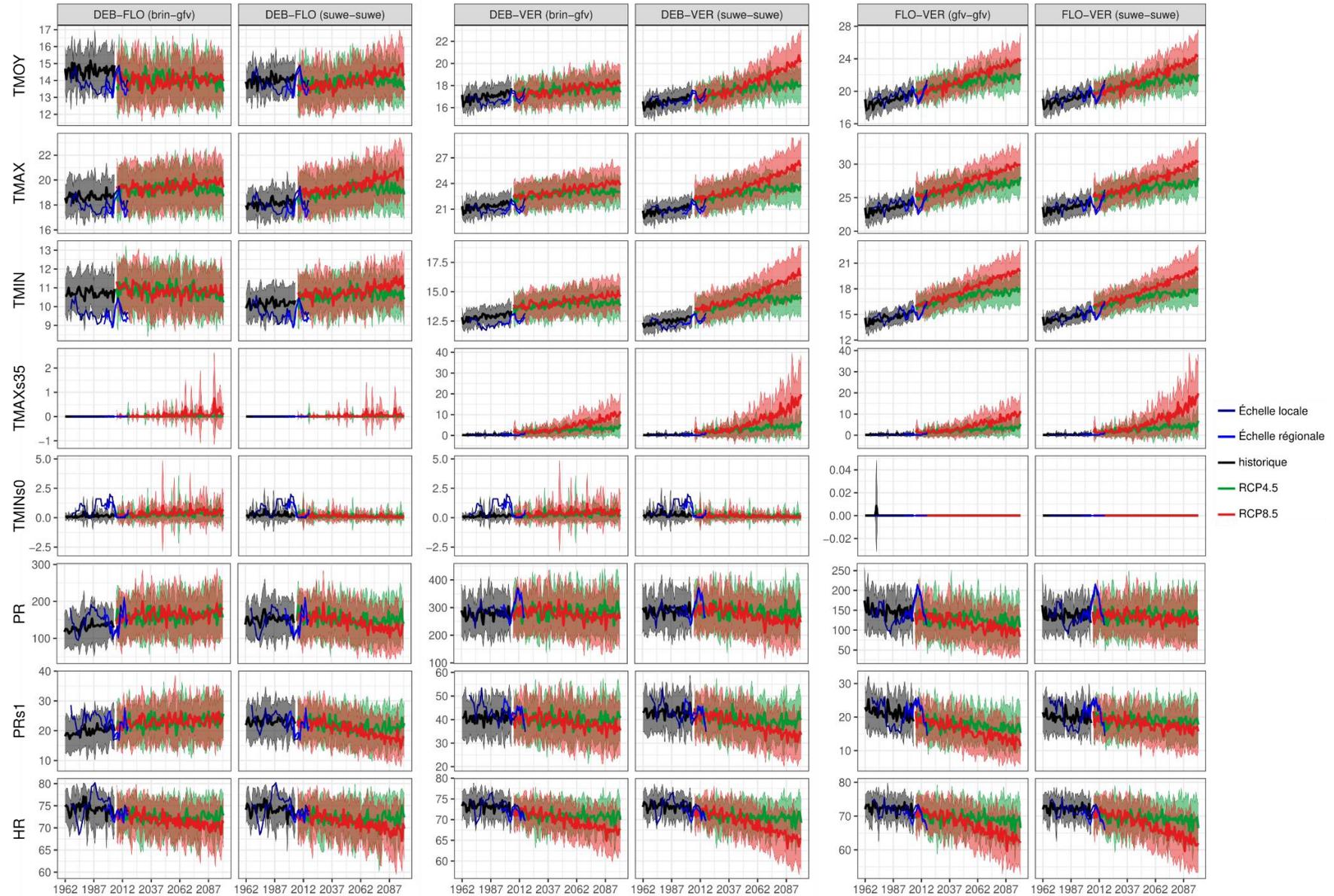
Annexe 2.7 : Évolution des stades phénologiques simulés pour le Chardonnay en Bourgogne et en Champagne à l'échelle régionale avec les 22 GCM (HISTO, RCP45, RCP85, chaque courbe représente la moyenne des modèles et les zones colorées l'écart-type). L'évolution des stades (moyenne mobile sur 5 ans) simulés avec les données SAFRAN (courbe jaune) et observés à l'échelle locale et à l'échelle régionale (courbes bleues) est ajoutée.



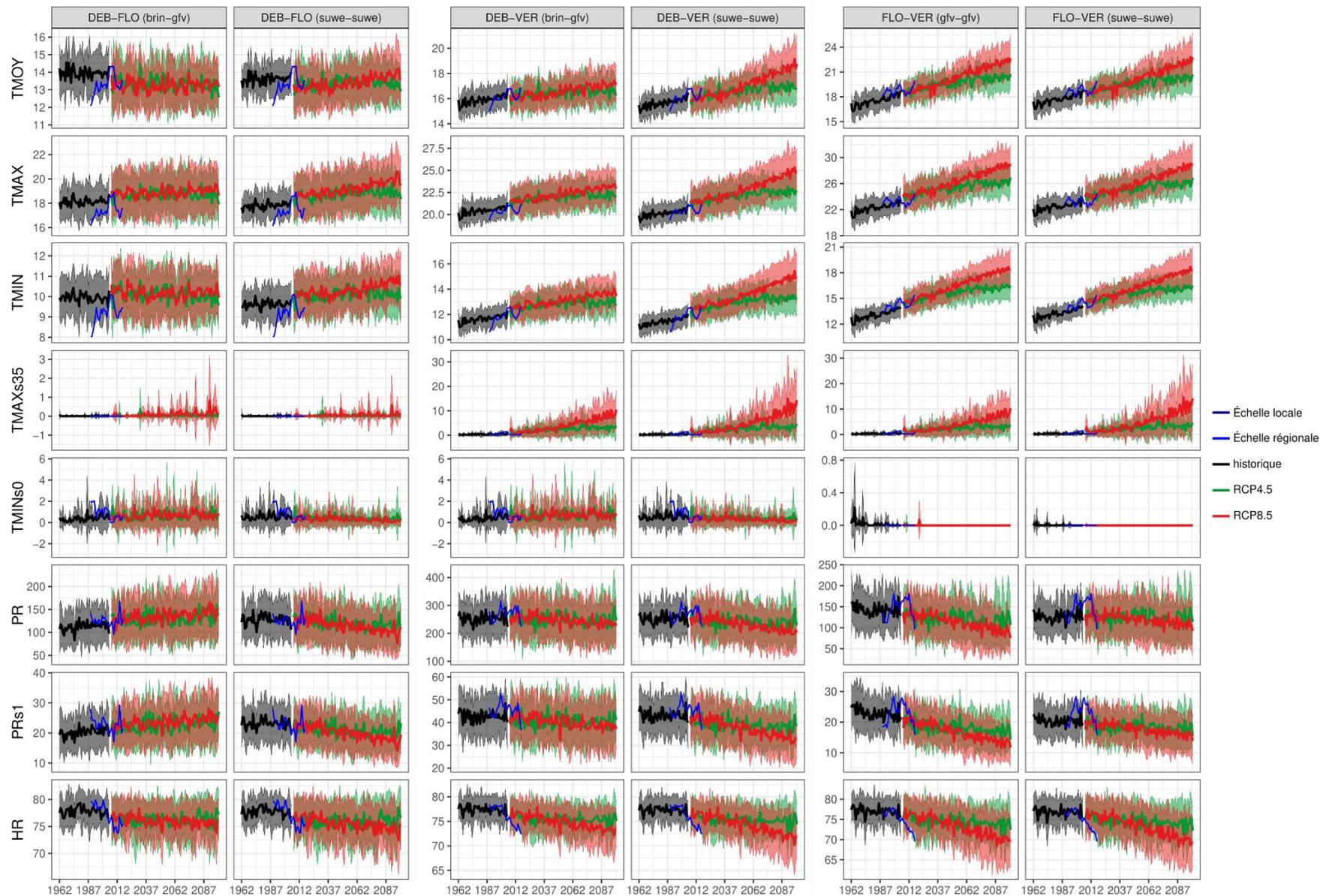
Annexe 2.8 : Évolution des durées interstades phénologiques simulées pour le Chardonnay en Bourgogne et en Champagne à l'échelle régionale avec les 22 GCM (HISTO, RCP45, RCP85, chaque courbe représente la moyenne des modèles et les zones colorées l'écart-type). L'évolution des durées interstades (moyenne mobile sur 5 ans) simulés avec les données SAFRAN (courbe jaune) et observés à l'échelle locale et à l'échelle régionale (courbes bleues) est ajoutée.



Annexe 2.9 : Évolution des indicateurs climatiques durant les périodes interstades phénologiques simulées pour le Chardonnay en Bourgogne à l'échelle régionale avec les 22 GCM (HISTO, RCP45, RCP85, chaque courbe représente la moyenne des modèles et les zones colorées l'écart-type). L'évolution des indicateurs climatiques sur les périodes interstades (moyenne mobile sur 5 ans) observés à l'échelle locale et à l'échelle régionale (courbes bleues) est ajoutée.



Annexe 2.10 : Évolution des indicateurs climatiques durant la période inter-stade phénologiques simulés pour le cépage chardonnay en Champagne à l'échelle régionale avec les 22 GCM (HISTO, RCP4.5, RCP8.5, chaque courbe représente la moyenne des modèles et les zones colorées l'écart-type). L'évolution des indicateurs climatiques sur les périodes interstades (moyenne mobile sur 5 ans) observés à l'échelle locale et à l'échelle régionale (courbes bleues) est ajoutée.



Annexe 4.1 : Communication d'une étude préliminaire reliant conditions climatiques et traitement contre le mildiou et l'oïdium en Bourgogne en vue d'estimer l'évolution de la pression phytosanitaire sur la base de projection climatique (Zito et al., 2018).

La communication ci-dessous a été réalisée dans le cadre d'une présentation orale au XII^{ème} congrès international des Terroirs Vitivinicoles en Espagne en 2018.

Climate change and vine protection : the case of mildews management in Burgundy

S. Zito¹, A. Caffarra², Y. Richard¹, T. Castel¹, B. Bois^{1,3}

¹*CRC – UMR Biogeosciences, Université Bourgogne Franche Comté / CNRS, 6 Bd Gabriel, 21000 Dijon, France*

²*ITK, Avenue de l'Europe, 34830 Clapiers*

³*Institut Universitaire de la Vigne et du Vin, Université Bourgogne Franche Comté, rue Claude Ladrey, 21000 Dijon, France*

Abstract

Viticulture worldwide is currently facing two major challenges: adapting to climate change and reducing its environmental footprint. Plant protection is a central aspect of these challenges, firstly because pests and diseases development is strongly controlled by climate conditions, and secondly, because viticulture requires in many regions large quantities of pesticides. Phytosanitary protection is even more crucial for terroir-based viticulture areas, because the negative image given by excessive pesticide use impacts the whole region which reputation is partly built on environmental friendly practices. Moreover, most of terroir wines sensory properties and fame rely on specific cultivars, which makes it difficult to replace them using diseases resistant varieties. This study addresses the potential impact of climate change on pesticide use to control powdery and downy mildew in Burgundy. To assess the past evolution of diseases risk, a database composed by yearly number of applications of phytosanitary treatments for powdery and downy mildew diseases was built. This information was collected from 400 grapevine growers originating from 5 sub-regions of Burgundy. The data refer to yearly average number of treatments during the 1995-2014 period. Pesticide applications was related to climate by means of multiple linear regression models between the average number of treatments for powdery and downy mildews control and monthly temperature and monthly rainfall indices from April to July. Models providing the lowest error (estimated through leave-one-out cross-validation) were selected for each of the 5 Burgundy wine sub-regions. According to each region, mildews yearly treatments number were significantly related to monthly climate data. In most models, May and June average temperature were selected with negative regression coefficients while April and May monthly precipitation were selected with positive regression coefficients. These models were fed with 1980-2100 temperature and rainfall projected data using CMIP5 RCP8.5 scenario from 18 GCM (General Circulation Models) statistically downscaled and debiased to match a daily 12 km target resolution. Increasing temperature and a slight ensemble rainfall increase (depending on the GCM) simulated during spring and early summer had inverse effects on models trend. However, regression models project a decreasing trend of the number of treatments for mildews control along the 21st century, based upon GCM data. Spraying numbers are expected to slightly vary in the future (-4,8 to -34.1% reduction), which strengthens the need for alternative plant protection strategies to match both consumer and policies promoting lower pesticides use for viticulture.

Keywords: downy mildew, powdery mildew, grapevine, climate change, Burgundy, pesticides

1. Introduction

Ever since the beginnings of viticulture, insects and diseases have caused significant yield and quality losses, their management often leading to pollution [1], human health deterioration [2] and economic consequences [3]. Climate change impacts on grapevine and parasites biology and their populations are obvious, therefore, plant protection is expected to evolve.

Surprisingly few researches have focused phytosanitary risks observed and projected (21st century) evolution in viticulture. Some studies based their research on empirical models in order to simulate downy mildew expected earliness and severity based on spraying observations [4,5] while others used mechanistic modelling to simulate host vs pest/pathogen interaction for European grapevine moth (*Lobesia botrana*), powdery mildew [6] and downy mildew [7]. All these studies were based on projected data derived from one or two atmosphere-ocean general circulation models (AOGCM). It is highly to water related climate variables. It is highly recommended to use an ensemble approach to assess climate impacts. Yet, the epidemiology of grapevine major diseases (*ie.* mildews according to [8] survey) strongly depend on water (rainfall, leaf wetness duration and air relative humidity), and when

not related to temperature only, climate projections strongly vary according to the GCM parametrization [9,10]. There is consequently a need to evaluate the sensitivity of phytosanitary risks assessment simulations in response to a large number of climate projections, to better assess the possible evolution of grapevine protection in the future. Our study aims at documenting the evolution of powdery and downy mildew risks in relation with climate change, from 1980 to 2100, using 18 downscaled/debiased GCM data. This research (i) assesses mildew “pressure” over the past 20 years for the Burgundy wine region, as shown in figure 1; (ii) builds regression-based empirical models to relate the number of treatments per year necessary to control the diseases and monthly climate variables; (iii) projects the number of treatments throughout the 21st century using statistically downscaled CMIP5 (Coupled Model Intercomparison Project [11]) climate projection (scenario RCP8.5).

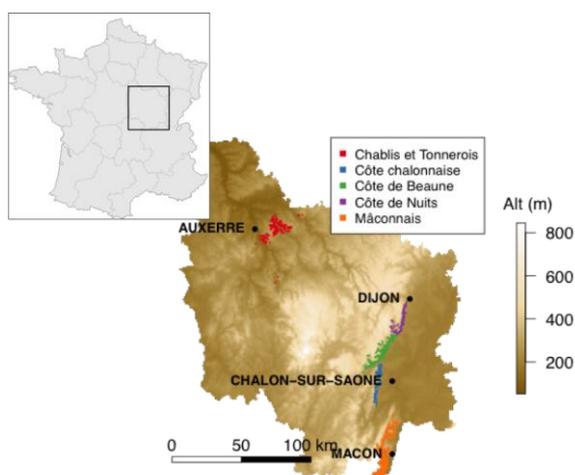


Figure 1. The studied area, including the 5 wine sub-regions of Burgundy, France.

2. Material and methods

2.1 Spraying mildew database

Disease pressure is a fuzzy concept used by various grape growing stakeholders which assessment metrics are yet to be developed. Disease pressure can be roughly estimated by using different indicators such as the number of applied treatments, experts (e.g. consultants) or grapegrowers opinions, and disease intensity levels observed in the vineyard.

In this study, we used the number of applications done by grapegrowers each year as a bulk estimate of the disease intensity, as previously performed by [4]. We collected this information from 400 grapevine growers originating from all 5 sub-regions of Burgundy. In this paper, we focus on the data of the “Côte de Beaune” collected by the Agricultural Regional Chamber of Burgundy which refer to yearly average number of powdery and downy mildew treatments during the 1995-2014 period. The number of winegrowers varies between 38 and 135 depending on year. We refer hereafter to « mildews pressure » when addressing the average number of treatments made each year for both powdery and downy mildew diseases.

2.2 Climate database

2.2.1 Observation

Monthly climate data was obtained for each pixel of a 12 km resolution grid elaborated through interpolation of daily climate data from Meteo France weather stations. Interpolation was performed by regression kriging as described by [12]. Variables included are total precipitation, minimum and maximum air temperature at daily time step. These data were used to elaborate as an empirical model in order to estimate mildew’s pressure in Burgundy, for the 1995 to 2014 period.

For each Burgundy wine sub-region, climate data was extracted from several 12 km grid cells where grapevine is

currently grown. These correspond to five, two, ten, four and ten grid cells for “Côte de Beaune”, “Côte Chalonnaise”, “Chablisien”, “Côte de Nuits” and “Mâconnais” respectively.

2.2.1 Simulation

In the case of future climate simulations, CMIP5 climate projections were collected from ESGF (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip5/>). Data from the following eighteen GCM (General Circulation Models) are used: ACCESS, BCC, CanESM2, CCSM4, CNRM, CSIRO, GFDLM2G, GFDLM2M, INMCM, IPSLCM5A, IPSLCM5B, MIROC, MIROC5, MPILR, MPIMR, MRI, Nor. Here only the RCP8.5 (Representative Concentration Pathways) simulation, corresponding to very high greenhouse gas emissions [13] are used. The simulated climate data time period covers 120 years from 1980 to 2100. Data are statistically downscaled and debiased at a 12km grid resolution using the robust quantile mapping method [14]. Note that the quantile mapping is applied at monthly time step.

2.3 Disease model

In order to simulate the potential evolution of powdery and downy mildew pressure, we considered the mean number of fungicide sprays per year necessary to control both diseases. Analyzing each disease separately was initially considered. However, the number of powdery mildew and downy mildew treatments performed each year are strongly correlated ($R = 0.98$). Indeed, in a vast majority of cases, powdery and downy mildew treatments are carried out simultaneously to limit the number of spraying operations in the vineyard. The number of treatments may be the result of high pressure from one disease or another. We therefore considered the sum of treatments number (hereafter referred to as ST, for Sum of Treatments) applied for both diseases each year as a global indicator of grapevine “mildews” pressure. This indicator was compared to monthly climate data on the 1995-2014 period for each Burgundy wine region. The climate variables used as the model predictors were monthly sum of precipitation (mm) and maximum, minimum and mean temperatures, averaged from April to July. We tested all the possible models within linear regression, from 65536 combinations. To avoid any multicollinearity within the models, combinations in which at least two predictors were significantly correlated ($p\text{-value} \leq 5\%$ on a Pearson correlation t-test) were discarded. Each regression model performance was assessed by Leave-One-Out Cross Validation (LOOCV) procedure. The model providing the highest efficiency (EF, see Mayer and Butler 1994 for more information) was selected. EF is calculated as follows:

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}$$

where P_i is the predicted value of ST in the wine region for year i ; O_i is the observed ST for year i and \bar{O} is the average observed ST for all the n available years.

3. Results

3.1 Simulated disease pressure

For the sake of conciseness, only the case of « Côte de Beaune » (CB) wine region is detailed below. Testing all possible combination for simulating ST using April to July monthly precipitation and average temperature resulted in the selection of the following model:

$$(1) ST_i = -0,213 TX_{i,05} - 0,382 TX_{i,06} + 0,026 RR_{i,04} + 20,713$$

where, for year i , ST_i is the sum of mildews treatments (sprayings) simulated in Côte de Beaune, $TX_{i,05}$, $TX_{i,06}$ the May and June maximum temperature respectively and $RR_{i,04}$ the April precipitation. With this model, ST is simulated with an efficiency equals to 0.61, a determination coefficient (R^2) equals to 0.61 and a root mean squared error (RMSE) equals to 1.25 treatment (LOOCV results).

The figure 2 illustrates the relationship between the disease pressure indicator for the selected wine region and the simulated pressure indicator with observed climate data.

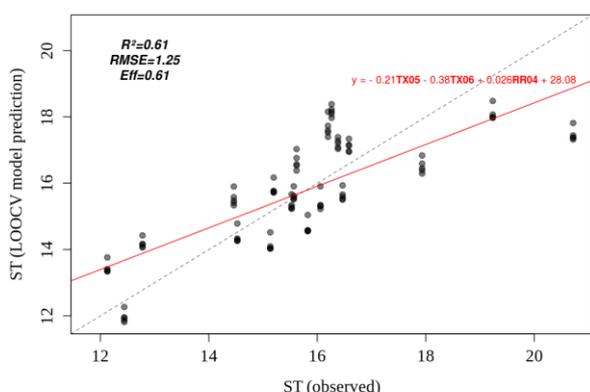


Figure.2 “Côte de Beaune” wine region: mildews spraying number ST observed and simulated through LOOCV.

Selected models and associated LOOCV performances are shown (Table 1). Efficiency ranged from 0.39 to 0.66. Maximum temperature in May and June as well as April precipitation were selected in the most efficient model of each region.

Table.1 Regressors and LOOCV efficiency (Eff) of multiple linear regression models predicting the sum of treatments for mildews control applied in each major wine region of Burgundy.

Wine region	Regressors (sign)	Eff
Chablisien	-T04 -TN07 + RR05	0.39
Côte de Nuits	-TX05 -TX06 +RR04	0.40
Côte de Beaune	-TX05 -TX06 +RR04	0.61
Côte Chalonnaise	-TN04 -TX05 -TX06 +RR04 +RR06	0.66
Mâconnais	-T05 -TX06 +RR04	0.47

Table.2 Mean sum of treatments on the historical time period (1995-2014) with standard deviation (SD) and mean simulated differences between the historical simulated of ST (Delta) and 2046-2065 and 2081-2100 periods simulated ST for each Burgundy wine region with the 18 GSM.

3.2 Disease pressure projections

Once each empirical model based on observed climate data (1995-2014) was elaborated for the five sub-wine regions of Burgundy, the 18 climate downscaled projections were used to simulate mildews pressure (ST) from 1980 to 2100. The figure 3 illustrates the evolution of the simulated ST from 1980 to 2100 with the 18 downscaled climate models for the Côte de Beaune wine region (5 grid cells). Each curve represents the trend yearly ST simulated using climate data of one model. The trend is smoothed using the loess method, a non-parametric approach that fits multiple regression in local neighborhood. Simulated ST using projected climate data exhibit a fall for all 18 GCM during the 21st century, with more or less intensity. GCM simulations tend to overestimate ST in the present period (16 to 17.5 treatments per year to control mildews) by comparison to current observations (15.8 treatments in Côte de Beaune, table 2). The spread of simulated ST by all climate models increases throughout the 21st century. The mean of simulated ST for twenty year was calculated and compared for three periods (1995-2014, 2046-2065, 2081-2100) for each region (Table 1). The delta represents the difference between historical and the futures simulations over the two periods of simulated mildews pressure using all climate models

For each of the 5 wine regions, the decrease of mildews pressure was significant (Wilcoxon signed-rank test at alpha = 5%) for both the middle and the end of the 21st century periods.

From a geographical point of view, the more the region is located in the South and the stronger the decrease is simulated (Figure 1, Tableau 2). It can be inferred that this trend is mostly due to a projected stronger rise in maximum temperature in the southern regions than it is in the northern regions of Burgundy. For example, in the southern wine region of Mâconnais, the mean maximum temperature projected rise during spring (T04, T05, T06) is +1,7°C and +1,6°C higher than in northern Chablisien region. Futur simulated ST decreased accompanied by increased variability (increase of the standard deviation).

4. Discussion and conclusion

This paper assesses change in phytosanitary treatments against mildews from 1995 and their evolution in response to climate change throughout the 21st century. To estimate future projection of treatments, we have used an empirical approach using linear/quadratic multiple regression modelling with monthly temperature and precipitation data. Following a robust predictors selection scheme (LOOCV, multicollinearity removal), between 3 and 6 variables are identified as producing the most efficient regression models according wine region. In the case of Côte de Beaune, variables selected are May and June maximum temperature and April cumulated precipitation. These variables are selected in most regions.

Wine regions	Observations (1995-2014)		Simulations (2046-2065)		Simulations (2081-2100)	
	Mean	SD	Delta	SD	Delta	SD
Chablisien	15,1	1,2	-1,9	1,5	-3,8	1,7
Côte de Nuits	15,7	1,6	-2,0	2,0	-4,0	2,5
Côte de Beaune	15,8	1,6	-1,8	1,9	-3,6	2,4
Côte Chalonnaise	14,7	2,1	-2,3	2,7	-4,7	3,2
Mâconnais	15,0	1,9	-2,4	2,6	-4,9	3,3

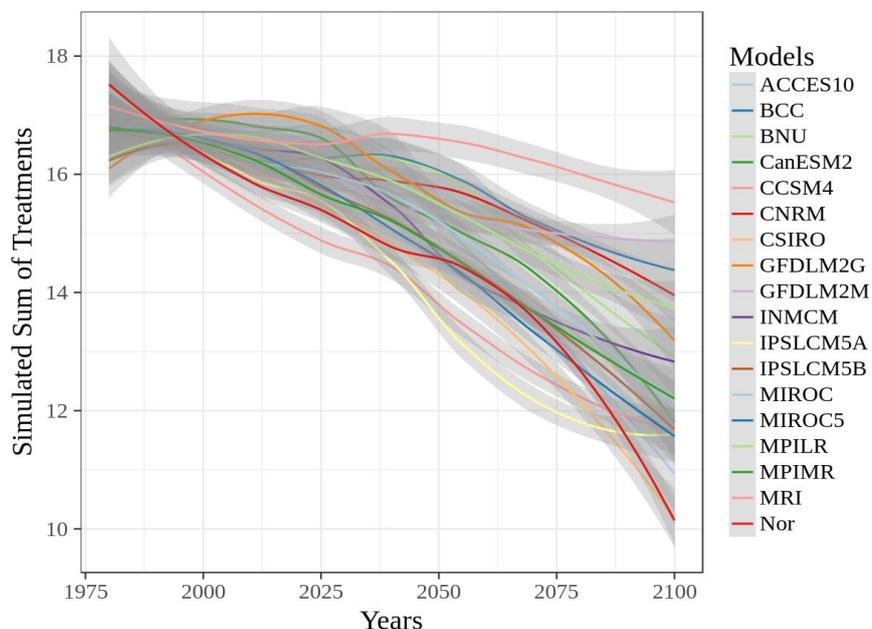


Figure 3. Simulated Sum of treatments with eighteen statistically downscaled GSM data from 1980 to 2100 for the Côte de Beaune wine region.

As primary contamination of both mildews agents (*Plasmopara viticola* and *Erysiphe necator*) requires rainfall [15,16], monthly precipitation in April (selected as ST predictors within our model) was logically selected, with a positive regression coefficient. Moreover, rainfall tends to wash out plant protection products on grapevine leaves, which might force the grapegrowers to renew the products application with shorter delays. Temperature regression coefficients are negative, suggesting that increasing air temperature during spring and early summer are detrimental to mildew epidemics outbreaks. These results are contradictory to those of [4] who found that higher temperature during spring enhanced downy mildew pressure. This is rather confusing because one could expect that in cool climate regions such as Burgundy, a raise in temperature would favour secondary cycle length and therefore increase the outbreak speed and severity. An hypothesis is that low temperature may favour higher air humidity and longer leaf wetness duration, and therefore optimum conditions for mildews development. Moreover, for Spring and Summer in France, high monthly temperatures are usually correlated with sunny, hence limited number of rainy and humid days.

Because of increasing temperature throughout the 21st century, the regression model simulates globally a fall in pesticide application to control mildews. The spread within models projections increases, indicating that ST is highly sensitive to climate variations provided by both simulated interannual and AOGCM internal variability. Further research is currently being performed to assess the relative contribution to this increase of variability.

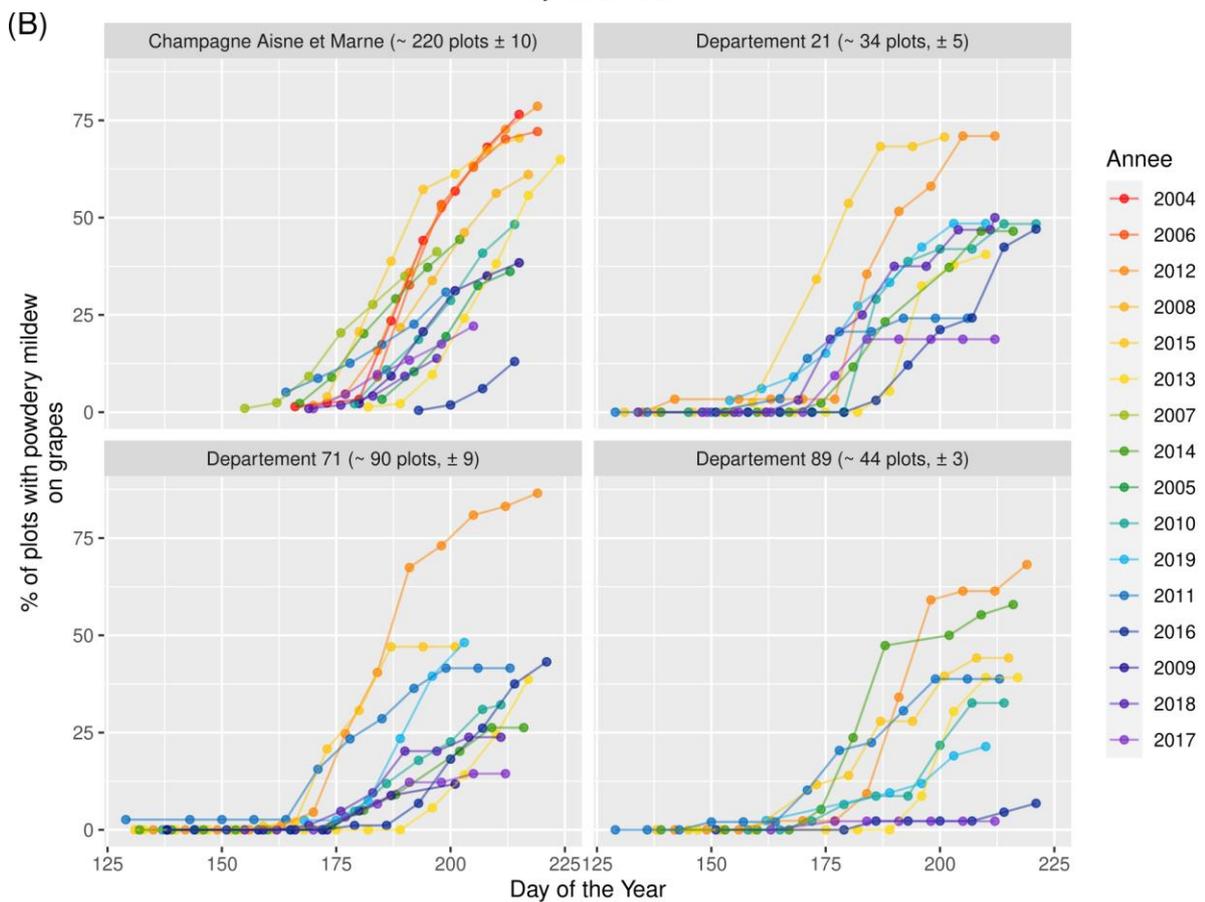
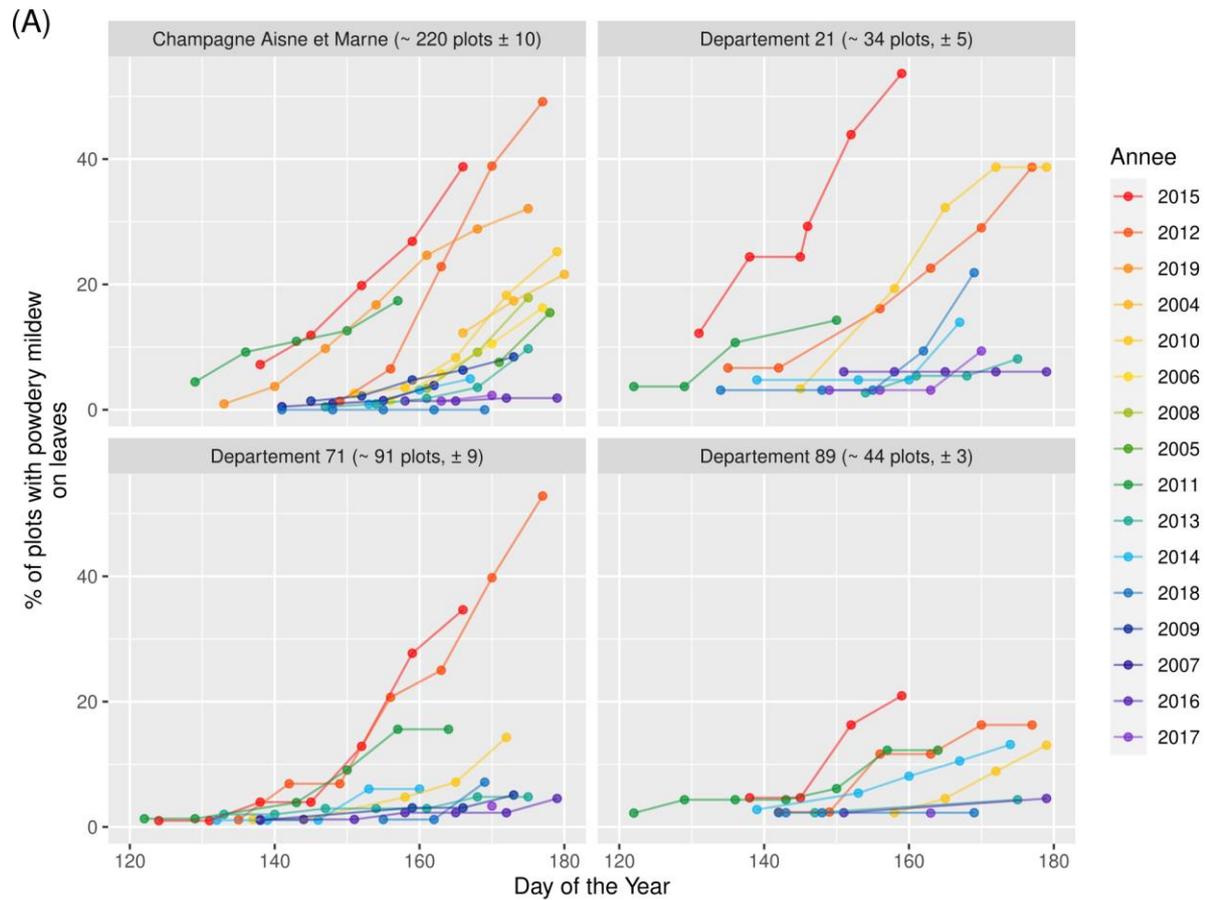
According to [17], studying climate change impacts on plant diseases must first take into consideration the potential impacts of global climate on plant population structures and dynamics, micro-evolutionary processes and plant community structures. Physiology, phenology and host/pathogen interactions are equally important factors, as they can influence, positively or negatively, the impact of climate change on diseases [18].

The empirical approach developed here does not allow to address precisely the possible changes in plant/pathogens biology and interactions. Modelling mechanistically both grapevine and mildews agents biology requires high resolution climate data in time (and space) to relevantly simulate plant and pathogens development. Such an approach is prevented using monthly climate data, as done in our research. There is a trade off for climate change impact studies between climate data robustness and impact models (i.e. plant or pathogen or interaction) relevance. Using poor time resolution (i.e. monthly data) limits the variability and possibly unrealistic simulated climate values through downscaling. But yet the impact modelling is bulk and does not allow to understand the ongoing processes of estimated impacts. Such trade off is little addressed in the scientific literature, while substantial literature discussing the downscaling methods impacts on modelling is available (e.g. [19,20]), using in most cases daily climate data (see for example [21]). This dilemma could be, indeed, to test the robustness and sensitivity of plant-pathogens models to climate variability.

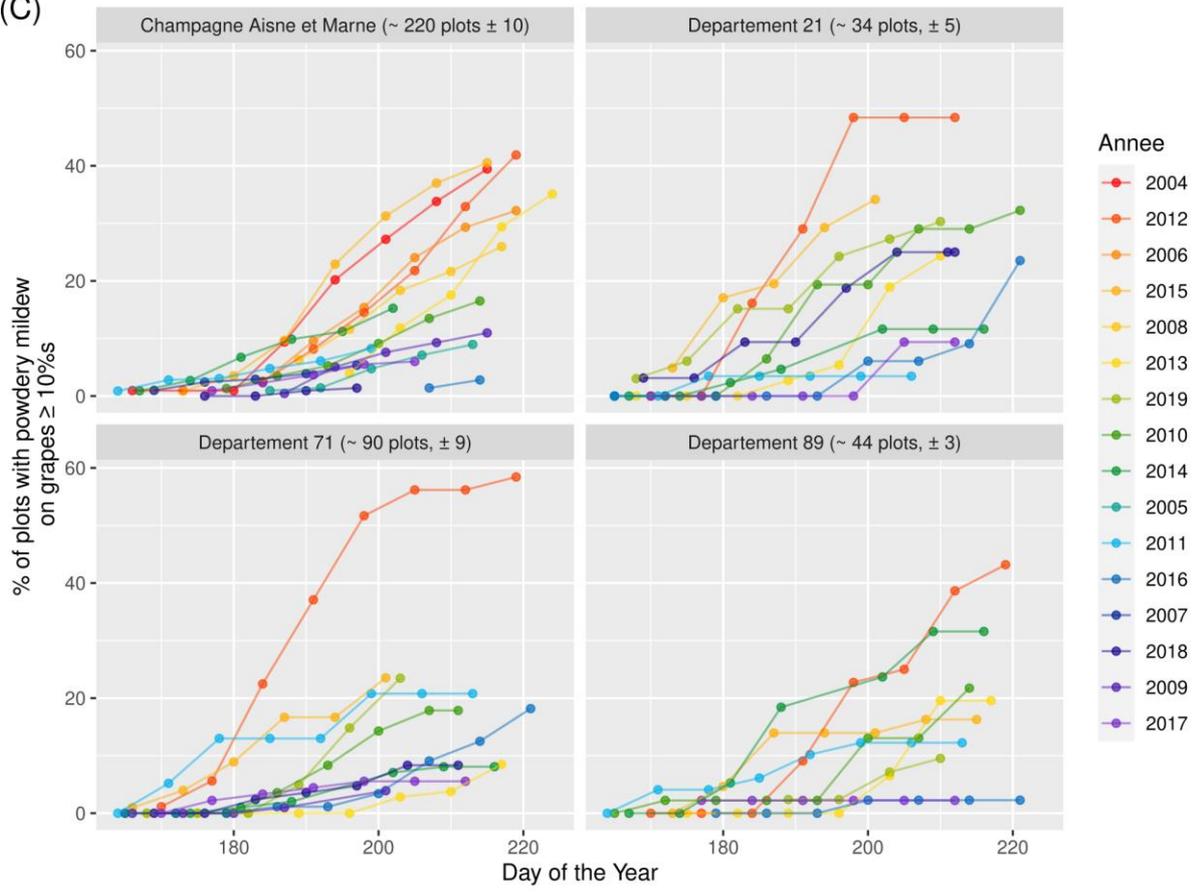
References

- [1] M. Komárek, E. Čadková, V. Chrastný, F. Bordas, J.-C. Bollinger, Contamination of vineyard soils with fungicides: A review of environmental and toxicological aspects, *Environment International*. **36** 138–151 (2010)
- [2] Ntzani Evangelia E, Ntritsos G Chondrogiorgi M, Evangelou E, Tzoulaki I, Literature review on epidemiological studies linking exposure to pesticides and health effects, *EFSA Supporting Publications*. **10** 497E (2013)
- [3] D. Pimentel, 'Environmental and Economic Costs of the Application of Pesticides Primarily in the United States,' *Environment, Development and Sustainability*. **7** 229–252 (2005)
- [4] F. Salinari, G. Simona, T. Francesco Nicola, R. Andrea, R. Vittorio, S. Federico, R. Cynthia, G. Maria Lodovica, Downy mildew (*Plasmopara viticola*) epidemics on grapevine under climate change, *Global Change Biology*. **12** 1299–1307 (2006)
- [5] F. Salinari, S. Giosuè, V. Rossi, F.N. Tubiello, C. Rosenzweig, M.L. Gullino, Downy mildew outbreaks on grapevine under climate change: elaboration and application of an empirical-statistical model*, *EPPO Bulletin*. **37** 317–326 (2007)
- [6] A. Caffarra, M. Rinaldi, E. Eccel, V. Rossi, I. Pertot, Modelling the impact of climate change on the interaction between grapevine and its pests and pathogens: European grapevine moth and powdery mildew, *Agriculture, Ecosystems & Environment*. **148** 89–101 (2012)
- [7] M. Launay, J. Caubel, G. Bourgeois, F. Huard, I. Garcia de Cortazar-Atauri, M.-O. Bancal, N. Brisson, Climatic indicators for crop infection risk: Application to climate change impacts on five major foliar fungal diseases in Northern France, *Agriculture, Ecosystems & Environment*. **197** 147–158 (2014)
- [8] B. Bois, S. Zito, A. Calonnec, Climate vs grapevine pests and diseases worldwide: the first results of a global survey, *OENO One*. **51** 133 (2017)
- [9] J.M. Murphy, D.M.H. Sexton, D.N. Barnett, G.S. Jones, M.J. Webb, M. Collins, D.A. Stainforth, Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations, *Nature*. **430** 768–772 (2004)
- [10] J. Rogelj, M. Meinshausen, R. Knutti, Global warming under old and new scenarios using IPCC climate sensitivity range estimates, *Nature Climate Change*. **2** 248 (2012)
- [11] K.E. Taylor, R.J. Stouffer, G.A. Meehl, An Overview of CMIP5 and the Experiment Design, *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **93** 485–498 (2011)
- [12] V. Rossi, T. Caffi, S.E. Legler, Dynamics of Ascospore Maturation and Discharge in *Erysiphe necator*, the Causal Agent of Grape Powdery Mildew, *Phytopathology*. **100** 1321–1329 (2010)
- [13] T. Stocker, ed., *Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, New York, 2014
- [14] L. Gudmundsson, J.B. Bremnes, J.E. Haugen, T. Engen-Skaugen, Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations – a comparison of methods, *Hydrology and Earth System Sciences*. **16** 3383–3390 (2012)
- [15] C. Gessler, I. Pertot, M. Perazzolli, *Plasmopara viticola*: a review of knowledge on downy mildew of grapevine and effective disease management, *Phytopathologia Mediterranea*. **50** 3–44 (2011)
- [16] Gadoury David M., Cadle- Davidson Lance, Wilcox Wayne F., Dry Ian B., Seem Robert C., Milgroom Michael G., Grapevine powdery mildew (*Erysiphe necator*): a fascinating system for the study of the biology, ecology and epidemiology of an obligate biotroph, *Molecular Plant Pathology*. **13** 1–16 (2012)
- [17] S. Chakraborty, A.V. Tiedemann, P.S. Teng, Climate change: potential impact on plant diseases, *Environmental Pollution*. **108** 317–326 (2000)
- [18] S.M. Coakley, H. Scherm, S. Chakraborty, *Climate Change and Plant Disease Management, Annual Review of Phytopathology*. **37** 399–426 (1999)
- [19] A.W. Wood, L.R. Leung, V. Sridhar, D.P. Lettenmaier, Hydrologic Implications of Dynamical and Statistical Approaches to Downscaling Climate Model Outputs, *Climatic Change*. **62** 189–216 (2004)
- [20] C. Teutschbein, J. Seibert, Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions?, *Hydrology and Earth System Sciences*. **17** 5061–5077 (2013)
- [21] J.W. White, G. Hoogenboom, B.A. Kimball, G.W. Wall, Methodologies for simulating impacts of climate change on crop production, *Field Crops Research*. **124** 357–368 (2011)

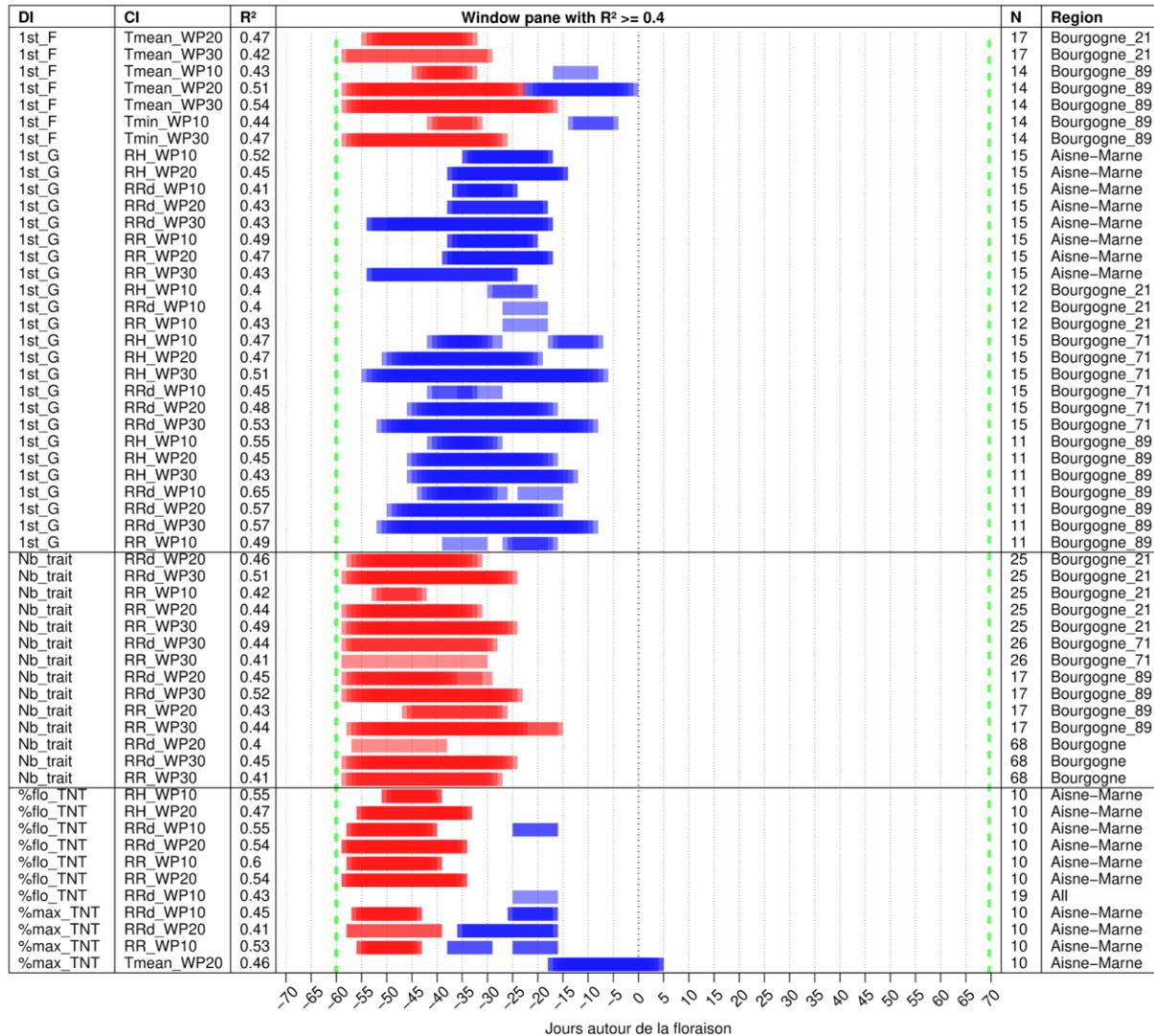
Annexe 4.2 : Évolution du pourcentage hebdomadaire de parcelles touchées dans les quatre régions d'étude sur feuilles (A) sur grappes (B) et sur grappes $\geq 10\%$ (C). Les valeurs suivant le nom des régions correspondent à la moyenne des parcelles observées durant toutes les années suivies par (\pm) l'écart-type.



(C)

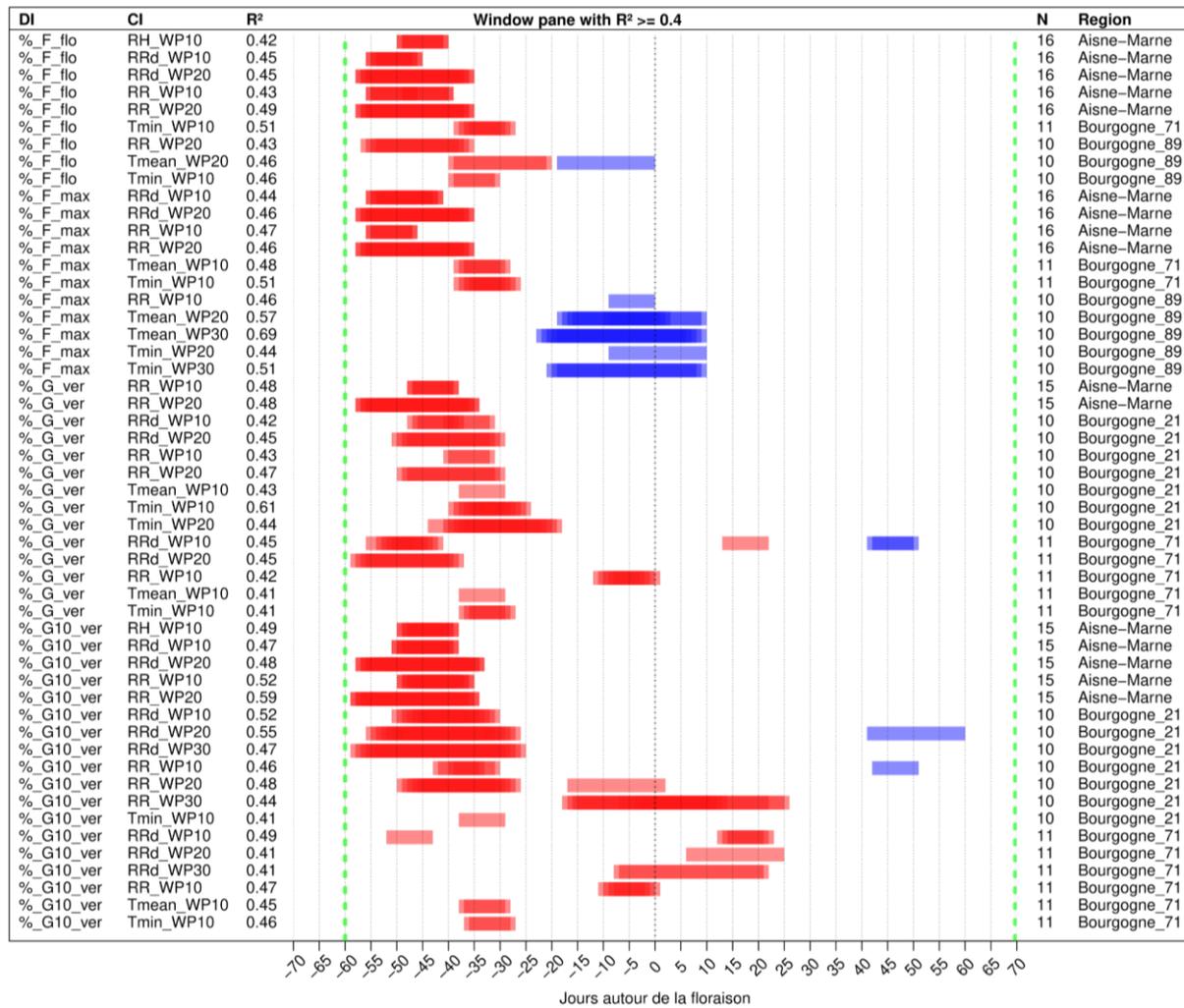


Annexe 4.3 : Sélection des corrélations entre les indicateurs de maladies (DI) et les indicateurs climatiques (CI) liés aux fenêtres glissantes. Chaque fenêtre est représentée par un rectangle avec de la transparence, les couleurs rouge et bleu correspondent à des coefficients positifs et négatifs respectivement. Le coefficient de détermination (R^2) est moyenné sur l'ensemble des fenêtres sélectionnées. Le nombre d'années utilisées est représenté par N. Les deux lignes verticales vertes représentent le stade moyen du débourrement et de la véraison sur l'ensemble des régions.



(suite à la page suivante)

(début à la page précédente)



Annexe 4.4 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) mensuels qui sont associés à des indicateurs de maladies (DI) et régions. Les CI sont décrits par : 1) deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. [Figure 1.1](#)), 2) quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Toutes les combinaisons CI-DI-Régions sont affichées ici, contrairement à la [Figure 4.13](#) qui ne présente que celles quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur).

DI	CI	Régions	Safran (1986-2005)	Safran (2000-2019)	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ	RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ
1st_G	RRd_05	Bourgogne_89	11.61	12.84		-0.88		-0.84		-0.63		-2.65
1st_G	Tmax_04	Bourgogne_71	13.83	15.42		2.42		3.09		2.74		4.98
1st_G	RH_05	Bourgogne_71	74.9	73.24		-1.76		-1.88		-0.9		-5.26
Nb_trait	RR_05	Bourgogne_89	72.36	79.44		3		5.2		5.78		-5.8
%flo_TNT	RR_04	Aisne-Marne	59.6	43.37		1.74		2.57		1.16		3.47
%max_TNT	RR_04	Aisne-Marne	59.6	43.37		1.74		2.57		1.16		3.47
%_G_ver	RRd_04	Bourgogne_71	12.54	10.26		-0.15		-0.4		-0.52		-1.21
%_G_ver	Tmin_06	Aisne-Marne	12.31	13.23		2.45		3.17		2.69		5.19
%_G10_ver	RRd_04	Bourgogne_21	12.28	10.47		-0.01		-0.15		-0.28		-0.94
%_G10_ver	RRd_07	Bourgogne_21	9.46	10.28		-1.2		-1.73		-1.68		-3.04
%_G10_ver	Tmin_06	Aisne-Marne	12.31	13.23		2.45		3.17		2.69		5.19

Annexe 4.5 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) séquentiels associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1) deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. Figure 1.1), 2) quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. Tableau 1.3). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en partie 4). Toutes les combinaisons DI-CI-Régions sont affichées ici, contrairement à la Figure 4.14 qui ne présente que celles quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur).

DI	CI	Régions	Safran (1986–2005)	Safran (2000–2019)	2046–2065				2081–2100			
					RCP45	Δ	RCP85	Δ	RCP45	Δ	RCP85	Δ
1st_F	N_day_Flo	Bourgogne_21	62.17	57.95		6.2		9.21		8.85		15.96
1st_F	WS_2_Flo	Bourgogne_21	6.04	5.21		0.4		0.69		0.79		0.8
1st_F	HRT_40_Flo	Bourgogne_21	61.57	57.74		6.28		9.66		8.76		15.26
1st_F	HRT_50_Flo	Bourgogne_21	59.39	56.36		5.24		8.37		7.94		12.61
1st_F	HRT_60_Flo	Bourgogne_21	52.75	49.67		2.73		4.53		5.62		6.18
1st_F	Tmin_v_Flo	Bourgogne_21	16.03	13.1		3.61		5.27		4.59		6.48
1st_F	T_var_Flo	Bourgogne_21	18.59	14.93		2.44		4.08		3.53		5.79
1st_F	Tmax_Flo	Bourgogne_21	17.17	17.76		0.2		0.11		0.02		0.17
1st_F	Tmean_Flo	Bourgogne_21	13.2	13.65		0.49		0.43		0.33		0.66
1st_F	Wr_Flo	Bourgogne_89	0.14	0.12		0.01		0.01		0		0
1st_F	Tmin_v_Flo	Bourgogne_89	16.54	15.06		2.99		3.83		3.22		3.85
1st_F	T_var_Flo	Bourgogne_89	17.72	15.54		2.79		3.67		2.97		4.23
1st_F	N_day_Flo	Bourgogne_71	65.22	59.53		6.97		10.35		9.64		16.54
1st_F	HRT_40_Flo	Bourgogne_71	65.14	59.51		7.51		10.84		9.77		15.9
1st_F	Tmin_Flo	Bourgogne_71	9.45	10.1		0.16		0.05		-0.01		0.23
1st_F	Tmean_Flo	Bourgogne_71	13.49	14.25		0.45		0.36		0.32		0.7
1st_F	Tmin_v_Flo	Bourgogne	15.77	13.87		3.5		4.93		4.21		5.64
1st_G	Tt_22_Flo	Bourgogne_89	1.65	1.65		1.75		2.22		1.82		4.16
1st_G	Rt_2_Flo	Bourgogne_71	21.19	17.44		1.51		2.49		2.29		1.8
1st_G	HRT_50_Flo	Bourgogne_71	63.48	58.61		6.71		9.9		9.07		14.09
1st_G	HRT_60_Flo	Bourgogne_71	56.16	51.32		4.62		6.83		7.25		8.58
1st_G	HRT_70_Flo	Bourgogne_71	42.07	34.98		1.64		2.08		4.02		2.16
1st_G	Tmax_v_Flo	Bourgogne_71	26.24	23.08		1.88		3.32		2.93		5.76
1st_G	DA_Flo	Bourgogne_71	8.07	8.31		0.59		0.62		0.65		0.95
1st_G	Tmax_Flo	Bourgogne_71	17.52	18.41		0.16		0.05		-0.01		0.23
1st_G	Tmax_Flo	Aisne-Marne	17	17.69		0.22		0.19		0.06		0.38
Nb_trait	Rt_5_Flo	Bourgogne_21	10.77	9.52		1.24		1.47		1.63		1.25
Nb_trait	Rt_10_Flo	Bourgogne_21	4.55	4.19		0.7		0.98		0.96		0.88
Nb_trait	Rt_15_Flo	Bourgogne_21	1.86	1.78		0.42		0.68		0.55		0.64
Nb_trait	Rt_20_Flo	Bourgogne_21	0.78	0.96		0.34		0.53		0.46		0.55
Nb_trait	RR_Flo	Bourgogne_21	154.19	139.93		21.88		30.81		31.18		31.53
Nb_trait	Rt_10_Ver	Bourgogne_21	8.39	9.14		0.43		0.28		0.33		-0.26
Nb_trait	N_day_Ver	Bourgogne_89	130.27	128.32		-1.31		-0.54		-0.59		-0.96
Nb_trait	WS_3_Ver	Bourgogne_89	6.13	5.26		-0.11		-0.25		-0.33		-0.74
Nb_trait	Rt_2_Ver	Bourgogne_89	36.69	35.64		-1.49		-1.57		-1.63		-4.59
Nb_trait	HRT_40_Ver	Bourgogne_89	130.22	128.17		-1.61		0.28		-0.08		-1.61
Nb_trait	HRT_50_Ver	Bourgogne_89	128.24	126.26		-3.71		-2.24		-2.35		-6.85
Nb_trait	HRT_85_Ver	Bourgogne_89	20.22	17.55		-3.27		-3.36		-1.94		-4.77
Nb_trait	HRT_90_Ver	Bourgogne_89	6.81	5.68		-0.82		-0.65		0.17		-0.59
Nb_trait	RR_Ver	Bourgogne_89	284.74	283.15		2.87		3.06		-0.69		-19.29
Nb_trait	RRd_Ver	Bourgogne_89	45.28	44.73		-1.67		-1.94		-2.36		-5.42
Nb_trait	Rt_2_Flo	Bourgogne_71	21.19	17.44		1.51		2.49		2.29		1.8
Nb_trait	Rt_5_Flo	Bourgogne_71	12.19	9.65		1.02		1.31		1.38		0.82
Nb_trait	Rt_10_Flo	Bourgogne_71	5.15	4.64		0.62		0.85		0.82		0.75
Nb_trait	DA_Flo	Bourgogne_71	8.07	8.31		0.59		0.62		0.65		0.95
Nb_trait	RR_Flo	Bourgogne_71	177.14	152.58		20.55		31.54		28.51		32.38
Nb_trait	RRd_Flo	Bourgogne_71	25.59	21.94		1.89		2.95		2.58		2.42
Nb_trait	Rt_10_Ver	Bourgogne_71	9.39	10.06		0.29		0.04		0.2		-0.56
Nb_trait	RR_Ver	Bourgogne_71	327.68	316.4		5.45		2.82		5.58		-13.64
Nb_trait	Rt_5_Flo	Bourgogne	11.17	9.94		1.01		1.43		1.44		1.09
Nb_trait	Rt_10_Flo	Bourgogne	4.67	4.3		0.58		0.88		0.83		0.8
Nb_trait	RR_Flo	Bourgogne	160.7	148.07		18.76		28.68		26.8		28.27
Note	Rt_10_Ver	Bourgogne_71	9.39	10.06		0.29		0.04		0.2		-0.56

(suite à la page suivante)

(début à la page précédente)

DI	CI	Régions	Safran (1986–2005)	Safran (2000–2019)	2046–2065				2081–2100			
					RCP45	Δ	RCP85	Δ	RCP45	Δ	RCP85	Δ
%_F_max	Tt_20_Flo	Bourgogne_89	4.65	4.2		3.61		4.18		3.56		7.1
%_G_ver	DS_12_Flo	Bourgogne_21	0.32	0.35		0.15		0.12		0.17		0.37
%_G_ver	DS_13_Flo	Bourgogne_21	0.26	0.28		0.23		0.23		0.59		
%_G_ver	DS_14_Flo	Bourgogne_21	0.21	0.23		0.22		0.28		0.1		
%_G_ver	DS_15_Flo	Bourgogne_21	0.21	0.23		0.21		0.23		0.12		
%_G_ver	Tt_14_Ver	Bourgogne_21	88.58	88.82		0.76		-0.39		-0.14		0.53
%_G_ver	Tt_16_Ver	Bourgogne_21	71.47	71.47		5.67		5.42		5.5		6.88
%_G_ver	N_day_Ver	Bourgogne_71	130.11	124.26		-0.42		0.76		0.84		2.67
%_G_ver	DS_2_Ver	Bourgogne_71	14.73	14.13		-0.66		-0.51		-0.65		-1.07
%_G_ver	HRT_40_Ver	Bourgogne_71	130.02	124.16		-0.41		1.12		1.36		1.13
%_G10_ver	WS_3_Flo	Bourgogne_21	3.15	2.69		0.4		0.4		0.49		0.24
%_G10_ver	DS_12_Flo	Bourgogne_21	0.32	0.35		0.15		0.12		0.17		0.37
%_G10_ver	DS_13_Flo	Bourgogne_21	0.26	0.28		0.23		0.23		0.59		
%_G10_ver	DS_14_Flo	Bourgogne_21	0.21	0.23		0.22		0.28		0.1		
%_G10_ver	DS_15_Flo	Bourgogne_21	0.21	0.23		0.21		0.23		0.12		
%_G10_ver	DS_14_Ver	Bourgogne_21	0.7	0.82		0.13		0.25		0.15		0.52
%_G10_ver	Tt_16_Ver	Bourgogne_21	71.47	71.47		5.67		5.42		5.5		6.88

Annexe 4.6 : Évolution future des indicateurs climatiques (CI) sur fenêtre glissante associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les CI sont décrits par : 1\ deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. [Figure 1.1](#)), 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du CI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Toutes les combinaisons DI-CI-Régions sont affichées ici, contrairement à la [Figure 4.15](#) qui ne présente que celles quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du CI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur).

DI	CI	Régions	WP length	Doy	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ	RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_10	-34		0.4		0.6		0.4		0.9
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_10	-8		1.2		1.4		1.3		2.3
1st_F	Tmoy	Bourgogne_21	WP_20	-34		0.4		1.2		1		-1.3
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-31		1.6		1.7		1.6		2.7
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-2		1.5		1.7		1.5		2.6
1st_F	Tmoy	Bourgogne_21	WP_30	-30		14.1		11.9		14.7		1.2
1st_F	Tmoy	Bourgogne_89	WP_30	-23		2.3		1.4		1.6		-3.5
1st_F	Tmin	Bourgogne_89	WP_10	-32		0.9		1		0.8		1.5
1st_F	Tmin	Bourgogne_89	WP_10	-4		0.8		1		0.8		1.3
1st_F	Tmin	Bourgogne_89	WP_30	-28		1.6		1.8		1.6		2.8
1st_G	HR	Aisne-Marne	WP_10	-22		-1.8		-2.4		-1.8		-4.3
1st_G	HR	Bourgogne_21	WP_10	-20		-0.5		-1.6		-0.6		-4.9
1st_G	HR	Bourgogne_71	WP_10	-23		-1.6		-2		-1.1		-4.9
1st_G	HR	Bourgogne_89	WP_10	-30		-2.5		-2.3		-1.8		-5.1
1st_G	HR	Aisne-Marne	WP_20	-16		-1.2		-1.6		-0.9		-3.4
1st_G	HR	Bourgogne_71	WP_20	-26		-0.9		-1.6		-0.7		-4.7
1st_G	HR	Bourgogne_89	WP_20	-22		-1.4		-2.1		-1.1		-4.6
1st_G	HR	Bourgogne_71	WP_30	-16		-0.3		-1.2		-0.2		-3.8
1st_G	HR	Bourgogne_89	WP_30	-14		-0.5		-1.3		-0.4		-3.6
1st_G	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-26		-0.1		-0.3		-0.2		-0.6
1st_G	PRs1	Bourgogne_21	WP_10	-18		0.3		0.2		0.3		-0.4
1st_G	PRs1	Bourgogne_71	WP_10	-31		-0.4		-0.2		-0.3		-0.8
1st_G	PRs1	Bourgogne_89	WP_10	-29		-0.4		-0.2		-0.2		-0.7
1st_G	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-18		-0.6		-0.9		-0.6		-1.8
1st_G	PRs1	Bourgogne_71	WP_20	-22		0.2		-0.1		0.1		-1.2
1st_G	PRs1	Bourgogne_89	WP_20	-23		0		-0.2		0		-1.1
1st_G	PRs1	Aisne-Marne	WP_30	-21		0		-0.8		-0.3		-1.8
1st_G	PRs1	Bourgogne_71	WP_30	-16		0.5		-0.3		0.3		-1.5
1st_G	PRs1	Bourgogne_89	WP_30	-16		0.5		-0.2		0.2		-1.2
1st_G	PR	Aisne-Marne	WP_10	-25		1		-0.7		-0.3		-2.6
1st_G	PR	Bourgogne_21	WP_10	-18		1.1		3.6		1.6		-2.4
1st_G	PR	Bourgogne_89	WP_10	-20		3.7		1.3		2.7		-1.6
1st_G	PR	Aisne-Marne	WP_20	-18		2		0.3		2.5		-2.9
1st_G	PR	Aisne-Marne	WP_30	-24		-0.1		-0.8		-0.3		-1.6
Nb_trait	PRs1	Bourgogne_21	WP_20	-35		-0.2		-0.1		0		-1.3
Nb_trait	PRs1	Bourgogne_89	WP_20	-36		0.8		-0.5		-0.6		-1.4
Nb_trait	PRs1	Bourgogne_21	WP_30	-27		-0.7		0.1		0.8		-1.2
Nb_trait	PRs1	Bourgogne_71	WP_30	-29		0		-0.2		0		-1.8
Nb_trait	PRs1	Bourgogne_89	WP_30	-26		-0.1		-0.4		-0.1		-1.5
Nb_trait	PR	Bourgogne_21	WP_10	-43		-0.8		-0.5		-0.2		-3.8
Nb_trait	PR	Bourgogne_21	WP_20	-36		3.4		5.5		4.8		-3.7
Nb_trait	PR	Bourgogne_89	WP_20	-27		-1.1		-0.3		-0.3		-5.8
Nb_trait	PR	Bourgogne_21	WP_30	-27		3.8		3.1		4		-1
Nb_trait	PR	Bourgogne_71	WP_30	-30		10.3		9.5		11.9		-1.8
Nb_trait	PR	Bourgogne_89	WP_30	-23		6.8		5.2		8.1		-2.2
%flo_TNT	HR	Aisne-Marne	WP_10	-40		-3.1		-2.4		-1.8		-3.6
%flo_TNT	HR	Aisne-Marne	WP_20	-35		-1.9		-2.1		-1.6		-3.8
%flo_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-16		-0.2		-0.3		-0.1		-0.7
%flo_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-44		-0.4		-0.2		-0.3		-0.3
%flo_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-37		-0.5		-0.4		-0.4		-0.9
%flo_TNT	PR	Aisne-Marne	WP_10	-44		-2.5		-1.4		-1.3		-1.8
%flo_TNT	PR	Aisne-Marne	WP_20	-37		0.2		-0.9		-0.5		-3.9
%max_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-16		-0.2		-0.2		-0.1		-0.5
%max_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-46		-0.4		-0.2		-0.3		-0.4
%max_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-16		0		-0.4		-0.4		-0.9
%max_TNT	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-39		-0.4		-0.5		-0.1		-1.1
%max_TNT	PR	Aisne-Marne	WP_10	-22		-0.7		-0.2		0.1		-1.6
%max_TNT	PR	Aisne-Marne	WP_10	-45		-2		-1.5		-1.2		-2.1
%max_TNT	Tmoy	Aisne-Marne	WP_20	3		1.9		2.6		2.3		3.8

(suite à la page suivante)

(début à la page précédente)

DI	CI	Régions	WP length	Doy	2046-2065				2081-2100			
					RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ	RCP4.5	Δ	RCP8.5	Δ
%_F_flo	HR	Aisne-Marne	WP_10	-40		-3.1		-2.4		-1.7		-3.6
%_F_flo	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-46		-0.4		-0.2		-0.3		-0.3
%_F_flo	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-37		-0.4		-0.4		-0.4		-0.9
%_F_flo	PR	Aisne-Marne	WP_10	-43		-2.3		-1.2		-1.3		-1.7
%_F_flo	PR	Aisne-Marne	WP_20	-37		-0.1		-1		-0.8		-3.8
%_F_flo	PR	Bourgogne_89	WP_20	-36		-2.7		-0.7		-1.4		-5.9
%_F_flo	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	0		1.6		1.8		1.8		2.8
%_F_flo	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	-20		2.1		2.9		2.5		4.2
%_F_flo	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.8		1		0.7		1.3
%_F_flo	Tmin	Bourgogne_89	WP_10	-30		0.7		0.8		0.6		1.1
%_F_max	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-44		-0.5		-0.2		-0.3		-0.3
%_F_max	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-37		-0.5		-0.4		-0.4		-0.9
%_F_max	PR	Aisne-Marne	WP_10	-46		-1		-1		-0.6		-1.7
%_F_max	PR	Bourgogne_89	WP_10	0		-1.2		-1.3		-2.5		-3
%_F_max	PR	Aisne-Marne	WP_20	-37		-0.1		-1		-0.8		-3.7
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-29		1.3		1.5		1.4		2.5
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_89	WP_20	4		1.9		2.6		2.2		3.7
%_F_max	Tmoy	Bourgogne_89	WP_30	8		1.7		1.9		1.7		2.9
%_F_max	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.7		0.8		0.6		1.1
%_F_max	Tmin	Bourgogne_89	WP_20	10		2		2.8		2.4		4
%_F_max	Tmin	Bourgogne_89	WP_30	9		1.6		1.7		1.6		2.7
%_G_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_10	-35		-0.4		-0.3		-0.3		-0.8
%_G_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_10	50		-0.3		-0.4		-0.4		-0.8
%_G_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_10	-34		-0.3		-0.3		-0.4		-0.8
%_G_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_20	-30		-0.3		-0.2		-0.1		-1.4
%_G_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_20	-38		-0.6		-0.3		-0.5		-1.6
%_G_ver	PR	Aisne-Marne	WP_10	-38		-0.7		-0.6		-0.3		-1.5
%_G_ver	PR	Bourgogne_21	WP_10	-32		-1.1		-0.1		0.1		-3.5
%_G_ver	PR	Bourgogne_71	WP_10	-1		3.5		1.8		4.6		-0.3
%_G_ver	PR	Aisne-Marne	WP_20	-36		0.5		-0.9		-0.5		-4
%_G_ver	PR	Bourgogne_21	WP_20	-30		1.5		3.8		2.7		-5.3
%_G_ver	Tmoy	Bourgogne_21	WP_10	-29		1.3		1.4		1.2		2.3
%_G_ver	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-29		1.4		1.4		1.3		2.4
%_G_ver	Tmin	Bourgogne_21	WP_10	-28		0.8		0.8		0.7		1.1
%_G_ver	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.7		0.7		0.6		1
%_G_ver	Tmin	Bourgogne_21	WP_20	-21		1.4		1.8		1.5		2.6
%_G10_ver	HR	Aisne-Marne	WP_10	-40		-3		-2.3		-1.7		-3.6
%_G10_ver	PRs1	Aisne-Marne	WP_10	-40		-0.6		-0.3		-0.3		-0.5
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_10	-36		-0.5		-0.3		-0.3		-0.9
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_10	6		-0.2		-0.2		-0.3		-0.6
%_G10_ver	PRs1	Aisne-Marne	WP_20	-36		-0.5		-0.5		-0.5		-1.1
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_20	60		-0.1		-0.2		-0.2		-1.4
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_20	-32		0.5		0		0.1		-1.2
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_20	25		-0.7		-0.4		-0.6		-1.6
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_21	WP_30	-28		0.7		0.1		0.8		-1.2
%_G10_ver	PRs1	Bourgogne_71	WP_30	22		0		-0.2		-0.1		-1.8
%_G10_ver	PR	Aisne-Marne	WP_10	-38		-1.2		-0.5		-0.3		-1.5
%_G10_ver	PR	Bourgogne_21	WP_10	51		-1.6		0.5		0.3		-3.3
%_G10_ver	PR	Bourgogne_71	WP_10	-32		-0.6		0.9		0.4		-3.3
%_G10_ver	PR	Bourgogne_71	WP_10	0		3.2		0.6		2.9		-1.9
%_G10_ver	PR	Aisne-Marne	WP_20	-37		0.4		-0.9		-0.6		-3.9
%_G10_ver	PR	Bourgogne_21	WP_20	-24		4.3		6.1		5.1		-3.9
%_G10_ver	PR	Bourgogne_21	WP_30	18		11.9		10.8		13.2		0.3
%_G10_ver	Tmoy	Bourgogne_71	WP_10	-28		1.4		1.4		1.3		2.4
%_G10_ver	Tmin	Bourgogne_21	WP_10	-29		0.7		0.7		0.6		1
%_G10_ver	Tmin	Bourgogne_71	WP_10	-28		0.7		0.8		0.6		1.1

Annexe 4.7 : Évolution future des indicateurs de maladies simulés (MI) qui sont associés à des indicateurs de maladies (DI) et à des régions. Les MI sont décrits par : 1\ deux moyennes historiques (“Safran (1986-2005)” et “Safran (2000-2019)”) calculées sur la base des pixels Safran associés à chaque région (cf. [Figure 1.1](#)), 2\ quatre évolutions futures (Δ) sur deux horizons (“2046-2065” et “2081-2100”) et selon les deux trajectoires étudiées (“RCP4.5” “RCP8.5”). Δ = moyenne des différences “future - passée” des modèles climatiques disponibles (cf. [Tableau 1.3](#)). Chaque rectangle est proportionnel au nombre de modèles climatiques utilisés pour calculer Δ et la partie colorée représente la proportion d’entre eux avec une différence significative (avec p -value<0.05). La couleur verte (rouge) est utilisée quand l’évolution du MI entraînerait une diminution (augmentation) du DI (corrélations décrites en [partie 4](#)). Toutes les combinaisons DI-MI-Régions sont affichées ici, contrairement à la [Figure 4.16](#) qui ne présente que celles quand, pour au moins une des quatre évolutions futures, un minimum de 50% des modèles utilisés présentent une différence significative et une évolution du MI de même signe (= un des quatre rectangles au moins à moitié coloré par une même couleur).

DI	MI	Régions	Safran (1986-2005)	Safran (2000-2019)	2046-2065				2081-2100			
					RCP45	Δ	RCP85	Δ	RCP45	Δ	RCP85	Δ
1st_F	nINFR_0.03_%	Bourgogne_21	86.58	91.5		-1.64		-2.17		-2.01		-2.47
1st_F	nINFR_0.06_%	Bourgogne_21	77.48	82.5		-3.55		-4.77		-3.88		-6.35
1st_F	WO_COL	Bourgogne_21	48.42	45.29		5.54		8.22		7.12		14.89
1st_F	nINFR_0.03_%	Bourgogne_89	90.2	93.73		-1.1		-1.16		-0.72		0.63
1st_F	nINFR_0.06_%	Bourgogne_89	83.69	87.26		-3		-3.11		-2.47		-1.12
1st_F	nINFR_0.1_%	Bourgogne_89	71.84	74.09		-4.29		-5.39		-4.04		-4.32
1st_F	nINFR_0.03_%	Bourgogne_71	89.1	93.56		-1.39		-2.12		-1.84		-1.96
1st_F	WO_COL	Bourgogne_71	48.31	45.59		6.61		9.32		8.22		15.53
1st_F	nINFR_0.03_%	Bourgogne	88.63	92.93		-1.38		-1.82		-1.52		-1.27
Nb_trait	N_ver	Bourgogne_89	130.25	128.4		-0.67		0.06		-0.1		-0.94
Nb_trait	nb_LAT_ver	Bourgogne_89	14.22	14.19		0.79		0.98		0.88		1.14
Nb_trait	nb_LAT	Bourgogne_71	4.78	4.59		0.88		1.14		1.03		1.97
%_G_ver	nb_LAT_ver	Bourgogne_21	13.78	13.38		0.65		0.66		0.66		0.65
%_G_ver	nb_LATc_ver	Bourgogne_21	6.9	6.78		0.23		0.22		0.23		0.23
%_G_ver	nb_LAT_t_ver	Bourgogne_21	14.42	14.05		0.78		0.76		0.78		0.8
%_G_ver	DI_h_ver	Bourgogne_21	0.97	0.97		0		0		0		0
%_G_ver	DI_l_ver	Bourgogne_21	0.45	0.43		0.02		0.01		0.01		0
%_G_ver	DI_h	Bourgogne_71	0.02	0.02		0.04		0.06		0.05		0.15
%_G_ver	DI_l	Bourgogne_71	0	0		0		0		0		0
%_G_ver	N_ver	Bourgogne_71	128.5	123.8		0.66		1.46		1.54		2.91
%_G10_ver	nb_LAT_ver	Bourgogne_21	13.78	13.38		0.65		0.66		0.66		0.65
%_G10_ver	nb_LATc_ver	Bourgogne_21	6.9	6.78		0.23		0.22		0.23		0.23
%_G10_ver	nb_LAT_t_ver	Bourgogne_21	14.42	14.05		0.78		0.76		0.78		0.8
%_G10_ver	DI_h_ver	Bourgogne_21	0.97	0.97		0		0		0		0
%_G10_ver	DI_l_ver	Bourgogne_21	0.45	0.43		0.02		0.01		0.01		0
%_G10_ver	DI_l	Bourgogne_71	0	0		0		0		0		0

Titre : Évolution du risque phytosanitaire au vignoble dans le nord-est de la France en lien avec le changement climatique : observations et modélisation

Mots-clés : Changement climatique ; Viticulture ; Oïdium ; Modélisation

Résumé : Dès aujourd'hui, l'agriculture doit s'adapter et anticiper le changement climatique. L'impact de ce dernier est d'ores et déjà observé sur la biologie des cultures et de leur production. Au-delà des plantes, cette modification du climat impacte aussi les organismes pathogènes et donc les interactions hôte/pathogène. Ainsi, construire des stratégies d'adaptation nécessite non seulement de considérer les cultures mais aussi les organismes avec lesquels elles interagissent. L'objectif de cette thèse est de caractériser l'impact du changement climatique sur le risque phytosanitaire lié à l'oïdium de la vigne (*Erysiphe necator*) dans les régions viticoles de Bourgogne et de Champagne. Elle interroge plus particulièrement deux aspects centraux liés au risque épidémique : la période de sensibilité de la vigne à cette maladie ainsi qu'aux impacts des conditions climatiques sur le développement du pathogène. Sur la période actuelle, après comparaison avec des observations à la parcelle, différents modèles sont utilisés pour simuler la phénologie de la vigne et le développement de l'oïdium. Sur le XXI^{ème} siècle, des projections climatiques issues de Modèles de Circulation Générale (GCM) à la résolution grossière (100-150 km) sont simultanément désagrégées et débiaisées statistiquement afin de produire des données à la résolution de 8 km et conformes à ce qui est observé sur la période historique (1961-2005). Ces données permettent d'alimenter ces modèles simulant l'évolution des stades phénologiques de la période sensible de la plante et des conditions de développement du pathogène. La méthode développée est testée sur la période historique puis projetée sur l'ensemble du XXI^{ème} siècle. Elle permet d'appréhender des incertitudes liées à la modélisation climatique (22 GCM), aux trajectoires d'émission de gaz à effet de serre (RCP4.5 et 8.5), à la modélisation phénologique (3 modèles) ainsi qu'à la simulation des paramètres météorologiques influençant l'intensité de l'oïdium (températures, précipitations, humidité relative). Au sein des vignobles de Champagne et de Bourgogne, plusieurs facteurs, dont l'avancée et le raccourcissement de la période sensible associée à une modification des conditions climatiques durant celles-ci, sont identifiés comme jouant un rôle sur la pression oïdium ainsi que sa potentielle évolution au cours du XXI^{ème} siècle. Les résultats de cette étude permettront de mieux appréhender et anticiper les risques liés à ce pathogène tout en considérant des stratégies d'adaptation au changement climatique.

Titre : Climate change impacts on phytosanitary risk evolution in north-eastern France vineyards: observations and modeling

Keywords : Climate change ; Grapevine ; Powdery mildew ; Simulation

Abstract : From now on, agriculture must adapt and anticipate climate change, whose impact has already been observed on the biology of crops and their production. Beyond plants, this climate change also impacts pathogen development and therefore host/pathogen interactions. Thus, building adaptation strategies requires considering not only the crops but also the organisms with which they interact. The objective of this thesis is to characterize the impact of climate change on the phytosanitary risk related to grapevine powdery mildew (*Erysiphe necator*) in the wine regions of Burgundy and Champagne. More particularly, it questions two central aspects related to the epidemic risk: the grapevine sensitive period to disease and the impacts of climatic conditions on pathogen development. For the current period, after comparison with field observations, different models are used to simulate grapevine phenology and powdery mildew development. For the XXIst century, climate projections from General Circulation Models (GCMs) at coarse resolution (100-150 km) are simultaneously statistically downscaled and bias-corrected in order to produce data at 8 km resolution, consistent with observation over the historical period (1961-2005). These data are used to feed models simulating the evolution of the phenological stages of the plant sensitive period and the development conditions of the pathogen. The developed method is tested on the historical period and then projected on the whole XXIst century. It allows to apprehend uncertainties related to climate modeling (22 GCMs), to forcing pathways (RCP4.5 and 8.5), to phenological modeling (3 models) as well as to the simulation of meteorological parameters influencing the intensity of powdery mildew (temperatures, precipitations, relative humidity). Within the vineyards of Champagne and Burgundy, several factors, including the advancement and shortening of the sensitive period associated with a change in climatic conditions during these periods, are determined to play a role in powdery mildew pressure and its potential evolution during the 21st century. The results of this study will contribute to a better understanding and anticipation of the risks related to this pathogen while considering strategies for adaptation to climate change.