

THÈSE / UNIVERSITÉ RENNES 2 HAUTE BRETAGNE
Sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

Pour obtenir le titre de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ EUROPÉENNE DE BRETAGNE

Mention : Géographie
École doctorale Sciences Humaines et Sociales

Présentée par :

Renan Le Roux

Préparée à :
Unité Mixte de Recherche 6554 CNRS, LETG
Unité Mixte de Recherche 1287 INRA, EGFV

Modélisation climatique à l'échelle des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique

Soutenue le 8 décembre 2017
devant le jury composé de :

Sylvain Bigot
Professeur, Université Grenoble Alpes / *rapporteur*

João Carlos Andrade dos Santos
Professeur, CITAB/UTAD Vila Real / *rapporteur*

Nathalie Ollat
Ingénieur de recherche, UMR 1287 INRA Bordeaux / *examinateur*

Benjamin Bois
Maître de conférence, Université de Bourgogne / *examinateur*

Valérie Bonnardot
Maître de conférence, *Université Rennes 2 / examinateur*

Cornelis van Leeuwen
Professeur, Bordeaux Sciences Agro / co-directeur de thèse

Hervé Quénol
Directeur de recherche, UMR 6554 CNRS-LETG / directeur de thèse

Le Roux, Renan. Modélisation climatique à l'échelle des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique - 2017

REMERCIEMENTS

Si ces trois années de travail et d'élaboration de cette thèse resteront pour moi une excellente expérience marquée par de très bons souvenirs, c'est avant tout grâce aux nombreuses personnes qui m'ont entouré et accompagné pendant ce temps.

Dans un premier temps, je souhaite remercier chaleureusement Nathalie Ollat, Valérie Bonnardot, Sylvain Bigot, João Santos et Benjamin Bois d'avoir accepté d'évaluer mon travail et d'être les membres de mon jury.

C'est avec une attention particulière que je remercie Hervé Quénol, mon directeur de thèse, qui m'a accordé sa confiance depuis mon premier stage en 2012. Du laboratoire aux terrains de nuit, en passant par les balades dans les collines de Waipara, son soutien a été permanent, aussi bien personnellement que professionnellement. Je remercie pareillement mon co-directeur de thèse, Kees van Leeuwen, toujours là pour m'orienter et dont la passion pour la viticulture n'a d'égale que sa générosité. Un grand merci à Laure également pour son aide précieuse (et ses bons plans pour les restos de Saint-Émilion). D'une manière générale j'associe à ces remerciements tous les membres de Bordeaux Sciences Agro et de l'ISVV présents lors de mes nombreux séjours à Bordeaux.

Parmi les nombreuses personnes que j'ai rencontrées au cours de cette thèse, l'équipe du Centre for Atmospheric Research de l'université de Canterbury a eu un impact considérable dans l'évolution de mon travail. Mes séjours en Nouvelle-Zélande ont été les expériences marquantes de ces trois années. Mes remerciements vont à Marwan, Peyman et à Andy qui m'ont fait apprécier la qualité de vie Néo-Zélandaise.

Cette thèse a été réalisée dans l'enceinte Rennaise du LETG. Je tiens à remercier l'ensemble de ses membres, chacun participant à la très bonne ambiance qui y règne : Samuel, Thomas C, Alban, Valérie, Olivier, Solène, Vincent et Vincent (NDVI ²), Damien, Laurence, Antoine, Anne-Julia, Simon, Karel, Johan, Sébastien, Hervé, Romain, Adeline, Thomas H, Clémence et Jean (« Low battery »). Une pensée également pour mes collègues doctorants : Véro, Edwige, Perrine, Marianne, Adeline, Amit, Arthur, Solen, Igor, Pauline, Xavier et Étienne. Merci également à Roselyne pour son aide constante. J'étends ces remerciements aux membres brestois du LETG et plus particulièrement à Cyril, Mathias et Céline qui m'ont accueilli à plusieurs reprises sous le soleil finistérien. Je n'oublie pas Cyril, président de TerraClima, qui a été le premier à m'encadrer sur

cette thématique et avec qui j'espère continuer de collaborer longtemps. Je remercie également Nicolas Jégou pour son aide en statistique et Malika pour ses conseils en début de thèse.

La forte présence de mes amis a été un atout considérable pour le bon déroulement de cette thèse. Parmi eux, je tiens spécialement à remercier JR et Séverine (et gribouille), qui m'ont hébergé à de multiples reprises à Bordeaux, et m'ont fait découvrir la ville (surtout chez Alric), j'en profite pour remercier Antoine et Erwan qui m'ont également logé dans la capitale Girondine, ainsi que Malick et Florence pour leur accueil à Paris. Une mention spéciale à Julie et Étienne, dont je ne compte plus le nombre de repas chez eux (sans compter les périodes d'hébergement et les voyages). Un grand merci aussi à Lily, présente depuis toujours, et à Mylène et Nico pour ces week-ends de décompression à Caen et à Belle-île. De même merci à mes différents colocs du 16 avenue des Français libre, Julie, Bernard, Maïlys et Maud pour ces bons moments partagés. Je ne peux omettre de remercier tous les « cousins » de Rennes et les amis de Granville, ainsi que les anciens « sigaudit », c'est certainement avec vous tous que j'ai le plus profité de la thématique de cette thèse. Merci également à ceux qui ont pris le temps de relire des parties de ce travail, Julie C, Julie B, Clément, Pauline, Laura, Nico, Félix et Pomme. Enfin, je tiens à remercier ma famille et plus spécifiquement mes parents, qui m'ont toujours soutenu dans ce projet.

LISTE DES SIGLES ET DES ACRONYMES

ADVICLIM	Adaptation of viticulture to climate change High resolution observations adaptation scenarii for viticulture
AIC	Akaike Information Criterion
ALADIN	Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational
AWS	Automatic Weather Station
ARPEGE	Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle
BIC	Bayesian Information Criterion
CORDEX	Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment
CMIP-5	Coupled Model Intercomparaison Project
CP	Colin Lingwood
EURO-CORDEX	European Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment
GES	Gaz à Effet de Serre
GDD	Growing degrees-day
GFV	Grapevine Floraison Veraison
GIEC	Groupe d'expert intergouvernemental sur l'évolution du climat
GST	mean Growing Season Temperature
Ha	Hectare
IF	Indice de Fraîcheur des nuits
IH	Indice de Huglin
INAO	Institut NAtional de l'Origine et de la qualité
IOA	Index of Agreement
IPSL	Institut Pierre Simon Laplace
IW	Indice de Winkler
LACCAVE	Long-term adaptation to climate change in viticulture and enology
LMDz	Laboratoire de Météorologie Dynamique Zoom
MCR	Modèles de Climat Régional

MCG	Les modèles de circulations générales
mha	Milliers d'hectares
MLR	Multiple Linear Regression
MSE	Mean Square Error
NIWA	National Institute of Water and Atmospheric Research
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OLR	Interpolated Outgoing Longwave Radiation
OIV	L'Organisation Internationale de la vigne et du Vin
OMM	Organisation Mondiale de la Météorologie
PRECIS	Providing REgional Climates for Impacts Studies
RAMS	Regional Atmospheric Modeling System
RCP	Representative Concentration Pathway
RMSE	Root Mean Square Error
SAFRAN	Système d'analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige
SIG	Système d'Information Géoggraphique
SOM	Self-Organize Map
SODAR	Sonic Detection And Ranging
SRES	Special Report on Emission Scenarios
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
TERVICLIM	Observation et modélisation spatiale du climat des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique
TERADCLIM	Adaptation au changement climatique à l'échelle des terroirs viticoles.
Tn	Température minimale
Tx	Température maximale
UNESCO	United Nations Éducational Scientific and Cultural Organization
WRF	Weather Research and Forecasting

SOMMAIRE

INTRODUCTION GÉNÉRALE....1

PREMIÈRE PARTIE : CONTEXTE DE L'ÉTUDE....5

CHAPITRE 1 : Observation et modélisation du climat dans un contexte de changement climatique....7

CHAPITRE 2 : La filière viticole dans un contexte de changement climatique....25

SECONDE PARTIE : MODÉLISATION DYNAMIQUE À MÉSO-ÉCHELLE....41

CHAPITRE 3 : Approche méthodologique de la modélisation dynamique en contexte viticole..43

CHAPITRE 4 : Application de modèle climatique à haute résolution pour l'étude de la variabilité climatique d'une région viticole....49

CHAPITRE 5 : Modélisation dynamique du climat avec descente d'échelle statistique....57

CHAPITRE 6 : Incertitudes des modèles climatiques dynamiques....71

TROISIÈME PARTIE : MODÉLISATION STATISTIQUE À L'ÉCHELLE LOCALE 95

CHAPITRE 7 : Modélisation locale des températures : Approche méthodologique....97

CHAPITRE 8 : Comparaison de deux modèles statistiques de spatialisation des températures. 107

CHAPITRE 9 : Application de la modélisation statistique pour l'étude de la variabilité locale des températures....125

QUATRIÈME PARTIE : MODÉLISATION MULTISCALAIRE DU CLIMAT DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE....143

CHAPITRE 10 : Modélisation du changement climatique à méso-échelle....145

CHAPITRE 11 : Modélisation du changement climatique à l'échelle locale....155

DISCUSSION, CONCLUSION ET PERSPECTIVES....165

BIBLIOGRAPHIE....169

LISTE DES FIGURES....187

LISTE DES TABLEAUX....193

TABLE DES MATIÈRES....195

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Depuis les débuts de l'histoire, l'homme a toujours cherché à comprendre et à prévoir le climat qui l'entoure. Son importance dans l'agriculture en a fait l'un des facteurs principaux de l'installation humaine. Très tôt, les hommes ont mesuré les variables climatiques pour s'adapter à leurs variations (Beltrando, 2000). D'empirique, l'étude du climat est passée à des approches théoriques, puis numériques avec l'apparition des ordinateurs et la création des modèles climatiques. Ces modèles représentent aujourd'hui l'un des outils majeurs pour comprendre le fonctionnement et l'évolution du système climatique. Ce système est complexe, fait de multiples interactions entre les différents milieux environnementaux terrestres (atmosphère, hydrosphère, cryosphère, lithosphère et biosphère). Ces interactions ont lieu à diverses échelles spatiales et temporelles ; le climat évolue naturellement par cycle long de plusieurs centaines de milliers d'années à l'échelle planétaire, tandis que le micro-climat d'un secteur varie rapidement au cours d'une même journée. Ces échelles spatiales et temporelles sont interdépendantes, les échelles supérieures amènent des propriétés communes aux échelles inférieures et ces dernières modifient les échelles supérieures par effet de rétro-action (Le Treut, 2005). La prise en compte de cet emboîtement des échelles climatiques est essentielle pour affiner la résolution spatiale des modèles climatiques et fournir une information de plus en plus précise. Les modèles de circulation générale (MCG) sont les modèles climatiques qui couvrent l'ensemble de la planète à des résolutions spatiales relativement faibles (~150 km) (Jones, C. D. *et al.*, 2011). Ils sont complétés par des modèles régionaux, permettant d'atteindre des résolutions de l'ordre du kilomètre sur un secteur précis (Hourdin *et al.*, 2006 ; Skamarock *et al.*, 2008). Mais des difficultés persistent pour la représentation des échelles les plus fines. En effet, à l'échelle locale, le climat est perturbé par une multitude de facteurs (topographie, bâti, rivières) difficiles à prendre en compte avec les modèles numériques. Or, de nombreuses études basées sur des réseaux de mesure denses et des interpolations spatiales ont montré qu'à cette échelle le climat pouvait présenter des variations importantes dans le temps et dans l'espace (Lhotellier, 2005 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Quénol, 2011 ; Scherrer et Körner, 2011 ; Bonnardot *et al.*, 2012 ; Ashcroft et Gollan, 2012).

Depuis le début du XXe siècle, le système climatique connaît un changement sans précédent. L'augmentation des émissions de gaz à effet de serre (GES) d'origine anthropique dans l'atmosphère a modifié rapidement les propriétés du climat terrestre (Crowley, 2000). La conséquence principale est une augmentation généralisée des températures moyennes autour du globe (+0.74 °C entre 1905 et 2005 (IPCC, 2013)). La rapidité du changement et son impact global en font un évènement exceptionnel dans l'histoire du climat terrestre, perturbant la logique des échelles spatio-temporelle climatiques.

L'augmentation des GES dans l'atmosphère continuant aujourd'hui, les tendances devraient très probablement se poursuivre pour la fin du XXIe siècle. La modélisation du (des) climat(s) futur(s) est un enjeu majeur pour la pérennité de nombreuses activités humaines et constitue donc un axe de recherche important pour les climatologues et les modélisateurs du climat. Le facteur anthropique étant la cause principale du changement climatique actuel (Crowley, 2000 ; IPCC, 2013), l'évolution des sociétés humaines représente une source importante d'incertitude dans la modélisation climatique. Plusieurs scénarios socio-économiques probables ont été créés par le Groupe d'Expert Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) pour le siècle à venir. Ces scénarios intègrent notamment la mise en place de différentes politiques visant ou non à réduire les émissions de GES. Suivant ces scénarios, les scientifiques ont modélisé les températures futures à l'échelle de la planète à l'aide des modèles de circulation générale, révélant une nouvelle augmentation des températures moyennes terrestres d'ici à 2100 de 2 °C à 6 °C. Le changement climatique va nécessairement avoir des répercussions sur les sociétés, que ce soit sur la santé publique (Patz *et al.*, 2005) ou les activités économiques. Les pratiques agricoles sont parmi les activités les plus vulnérables face à ce changement climatique (Adams *et al.*, 1998 ; Beddington *et al.*, 2012).

La viticulture apparaît comme particulièrement sensible à l'augmentation des températures. La phénologie de la vigne est en effet étroitement liée à la température de l'air (Gladstones, 1992 ; van Leeuwen *et al.*, 2008 ; Parker *et al.*, 2011). Le climat représente une part significative du terroir d'un vignoble (van Leeuwen, 2010b). Les modifications des conditions thermiques dues au changement climatique vont affecter les propriétés de ces terroirs et donc les styles de vins produits. Les viticulteurs ont à leur disposition différentes méthodes et stratégies d'adaptation plus ou moins contraignantes (van Leeuwen et Destrac-Irvine, 2017). Mais la variabilité du climat aux échelles locales engendre une forte diversité des terroirs viticoles, même au sein d'espaces restreints. L'adaptation de la filière requiert une amélioration de la résolution spatiale des modèles du changement climatique afin d'améliorer les connaissances sur le futur climat des terroirs viticoles. Or, aujourd'hui la résolution des modèles de changements climatiques n'est pas suffisante pour permettre aux viticulteurs de mettre en place des scénarios d'atténuation adaptés à l'échelle de leur vignoble (Dunn *et al.*, 2015).

Pour pallier les manques de données disponibles à l'échelle des terroirs viticoles dans le contexte de changement climatique, le projet de recherche LIFE-ADVICLIM (*Adaptation of viticulture to climate change : High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture*) a été mis en place en 2014. Ce projet « *a pour objectif d'étudier des scénarios d'adaptation et d'atténuation, à l'échelle des terroirs viticoles, pour différents vignobles représentatifs de la diversité climatique des régions viticoles européennes*. »[1] Il fait suite à une série de programmes visant à comprendre et estimer les impacts du changement climatique sur les terroirs viticoles (TERVICLIM[2],

1 http://www.adviclim.eu/fr/project-2/

TERADCLIM[3], LACCAVE[4]). Cette thèse s'inscrit directement dans le projet LIFE-ADVICLIM en se focalisant sur le développement et l'analyse de méthodes représentant au mieux la variabilité des températures à l'échelle des terroirs viticoles, pour répondre à la question de recherche suivante :

Comment intégrer la variabilité locale des températures dans les différents scénarios du changement climatique ?

Ce travail de thèse s'organise en quatre parties. La première partie est constituée d'une synthèse bibliographique mettant en avant les avantages et inconvénients des différents types de modélisation dans le cadre du changement climatique (Chapitre 1). La vigne étant un excellent marqueur du climat, la synthèse se porte ensuite sur les fortes relations existant entre cette culture et les variables climatiques, en insistant particulièrement sur le rôle des températures sur sa phénologie (Chapitre 2). Pour répondre à l'objectif principal, cette étude est ensuite déclinée en plusieurs objectifs subsidiaires constituant autant de parties (Figure 1) :

- La seconde partie vise à utiliser et à évaluer les modèles dynamiques à aire limitée qui sont aujourd'hui les modèles climatiques intégrant les scénarios RCP (pour Representative Concentration Pathway) avec la résolution spatiale la plus fine. Le premier but de cette partie est de tester l'utilisation de modèle à aire limitée dans un contexte viticole pour mettre en lumière les variations du climat à l'échelle d'une appellation viticole (Chapitre 5). Un second objectif vise à diminuer les temps de calcul de la modélisation *via* le développement d'une méthode de descente d'échelle statistique (Chapitre 6). Enfin l'incertitude du modèle est évaluée *via* une étude multi-scalaire (Chapitre 7).
- Une troisième partie est consacrée au développement de modèle statistique visant à spatialiser les températures à une échelle très fine dans des appellations viticoles, en utilisant un réseau de mesures spécifiquement installé à ces fins (Chapitre 8 et 9). Ces modélisations servent ensuite à mener une étude spatiale et temporelle de la variabilité des températures au sein d'une appellation viticole, et à mettre en évidence les liens entre les échelles climatiques (Chapitre 10).
- Une dernière partie est consacrée à une approche multi-scalaire du changement climatique et de ses conséquences sur les indices bioclimatiques viticoles (Chapitre 11) à l'aide des sorties du programme EURO-CORDEX (European Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment) et du modèle ALADIN (Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational), puis une première méthode de modélisation des températures à échelle fine en fonction des scénarios RCP est développée (Chapitre 12). Cette méthode utilise à la fois

2 TERVICLIM (2008-2012) : Observation et modélisation spatiale du climat des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique.

3 TERADCLIM (2011-2013) : Adaptation au changement climatique à l'échelle des terroirs viticoles.

4 LACCAVE (2012-2015) : Long-term adaptation to climate change in viticulture and enology ADVICLIM (2014-2019) : Adaptation of viticulture to climate change : High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture

des propriétés des modèles dynamiques présentés dans la partie 2 et des modèles statistiques présentés dans la troisième partie.

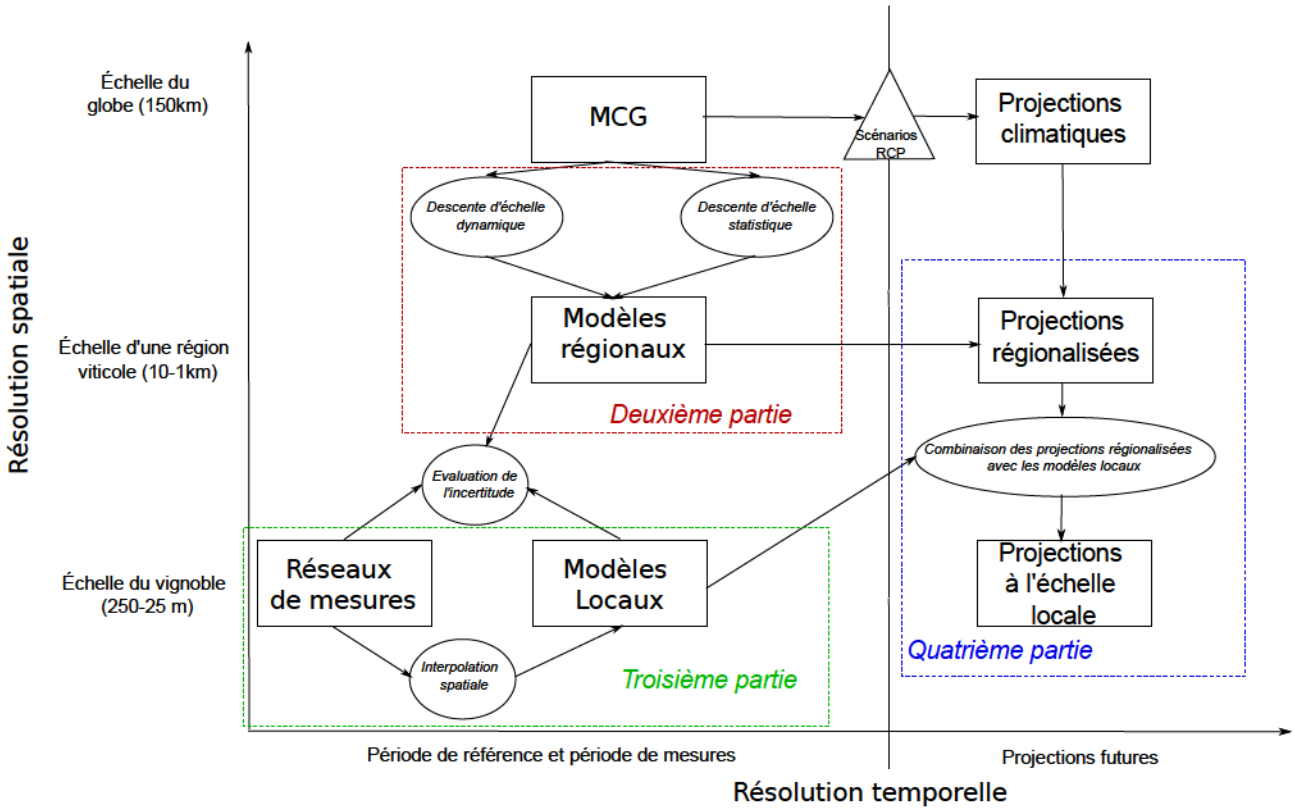


Figure 1: Schéma illustrant la méthodologie globale de la thèse

PREMIÈRE PARTIE : CONTEXTE DE L'ÉTUDE

Comprendre, mesurer et représenter le climat a toujours fait partie intégrante des sociétés humaines. Depuis l'ère industrielle jusqu'à l'ère numérique que nous connaissons, l'évolution de la technologie et des connaissances a permis d'améliorer considérablement la mesure et la représentation du système climatique. Ce système complexe est le résultat de multiples interactions entre les différentes composantes environnementales (atmosphère, hydrosphère, cryosphère, lithosphère et biosphère). L'ensemble de ces interrelations amène une forte variabilité spatio-temporelle du climat.

De nombreux modèles numériques permettent aujourd'hui de simuler et de représenter le système climatique ainsi que ses variations spatiales et temporelles. Chacun possède ses avantages et ses incertitudes dans la représentation. Toutefois, des difficultés persistent dans la modélisation numérique du climat aux échelles spatiales les plus fines. En effet, les mécanismes des échelles les plus locales sont difficiles à représenter et à modéliser de manière numérique. Des réseaux d'observations et des modèles statistiques dédiés à l'étude des climats locaux ont pourtant montré que, même sur des espaces restreints, le climat présente des variations spatiales importantes.

Depuis le siècle dernier, le système climatique connaît une perturbation sans précédent, imputée en partie aux activités humaines. Les rejets de gaz à effet de serre dans l'atmosphère ont modifié ses propriétés et engendré un changement climatique rapide. Une hausse des températures à l'échelle de la planète a déjà été observée lors du siècle précédent. Les scientifiques, en s'appuyant sur différents scénarios socio-économiques probables, prévoient que cette hausse des températures se poursuivra aux cours du XXIe siècle. Cette évolution du climat pose la question des répercussions sur l'environnement (biodiversité, niveau des océans…) et sur les activités humaines (***chapitre 1***).

L'agriculture est l'un des secteurs les plus vulnérables aux variations climatiques. La viticulture apparaît comme particulièrement sensible car c'est l'une des cultures agricoles les plus étroitement liée au climat. De nombreux indices bioclimatiques, basés essentiellement sur des sommes de températures sont étroitement corrélés avec la phénologie de la vigne et les caractéristiques des raisins. La vigne est donc un excellent marqueur du changement climatique. La variation importante des températures aux échelles locales est un des facteurs de la diversité et de la typicité des vins produits. L'estimation des impacts du changement climatique à cette échelle est ainsi l'un des enjeux majeurs pour la filière vitivinicole ***(Chapitre 2)***.

CHAPITRE 1 : OBSERVATION ET MODÉLISATION DU CLIMAT DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE

1.1 Le fonctionnement du climat

1.1.1 Le système climatique

Par définition, « la climatologie s'intéresse aux valeurs moyennes des variables météorologiques [5]». Cet état moyen de l'atmosphère en un lieu est la conséquence de nombreuses interactions émanant des grands milieux environnementaux terrestres : atmosphère, hydrosphère, lithosphère, cryosphère et biosphère, mais également extraterrestres : rayonnement solaire, météorites. Cet ensemble compose le système climatique.

Le rayonnement solaire fournit la source d'énergie principale reçue par la Terre. L'intensité de cette énergie est répartie de façon inégale autour de la planète, elle est maximale à l'équateur et minimale aux pôles. Cette différence d'apport énergétique engendre de nombreuses réactions physiques, chimiques et biologiques entre les différents milieux environnementaux visant à équilibrer ce bilan radiatif (Figure 2).

Figure 2 : Schéma représentant les différentes composantes du système climatique et leurs interactions. Source : IPCC, 2007

5 MétéFrance : http://www.meteofrance.fr/climat-passe-et-futur/comprendre-le-climat-mondial/les-mots-de-la-climatologie

Cette recherche d'équilibre du bilan radiatif terrestre engendre une forte variabilité spatiale et temporelle du climat. Cependant, depuis le début du XX[e][6] les activités humaines ont modifié les propriétés de l'effet de serre terrestre *via* le rejet de quantités importantes de GES dans l'atmosphère, engendrant une modification profonde du système climatique.

1.1.2 Le changement climatique contemporain

Les scientifiques de la communauté internationale observent un changement rapide du climat depuis la fin du XIXe siècle. Créé en 1988, le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) a pour but d'établir « une expertise collective scientifique sur le changement climatique » (CNRS, 2013). Régulièrement, le GIEC publie des rapports (1990, 1995, 2001 et 2014) sur les derniers constats liés aux questions du changement climatique ainsi que sur les avancées des modélisations, et propose différents scénarios d'évolutions possibles du climat. Les derniers rapports de 2013 et 2014 s'appuient sur les travaux de près de 800 scientifiques et plusieurs milliers de publications récentes pour dresser un bilan du changement climatique à l'échelle mondiale ainsi que ses impacts environnementaux et socio-économiques.

1.1.2.1 Évolution du climat au XXe siècle

Depuis la fin du XIXe siècle, un changement climatique est observé à l'échelle du globe affectant les différents milieux environnementaux. Les températures de surface au-dessus des continents et des océans ont augmenté en moyenne de 0.85 °C entre 1880 et 2012, mais avec une accélération dans les années 1980. Les 30 dernières années ont été les plus chaudes des 800 dernières années (IPCC, 2013). Les espaces les plus fortement touchés par l'augmentation des températures sont le nord du Canada, la Sibérie et les façades atlantiques de la zone intertropicale (Figure 3).

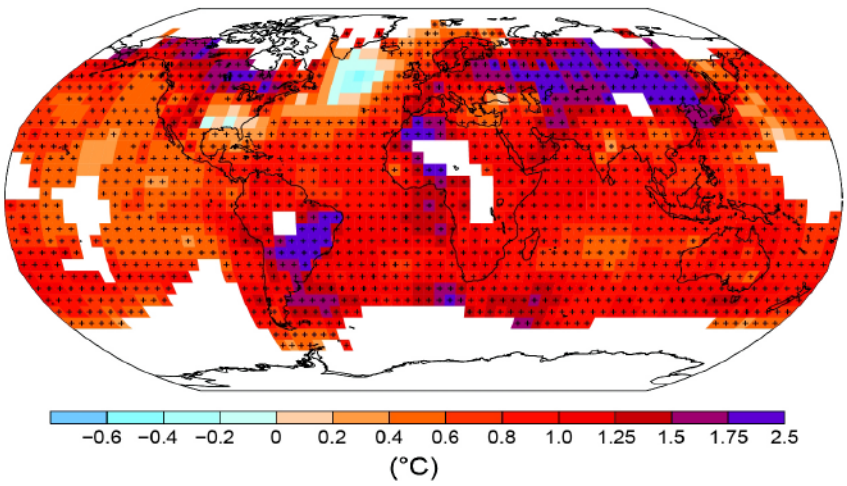


Figure 3: Anomalies de températures pour la période 1900-2005. Source : IPCC 2013

6 Certains auteurs ont démontré des impacts anthropiques sur le climat avant 1900 (Abram *et al.*, 2016).

L'augmentation des températures moyennes provoque une fonte des glaciers (particulièrement visible au sud du Groenland) et une réduction de la banquise estivale, influant sur le niveau marin. Le niveau moyen de la mer a augmenté entre 1901 et 2010 notamment depuis 1993 (3.2 mm/an entre 1993 et 2010 contre 1.7 mm/an entre 1901 et 2010). La couverture neigeuse au printemps a fortement diminué dans l'hémisphère Nord et la masse totale des glaciers a diminué de près de la moitié au cours de cette période (Figure 4).

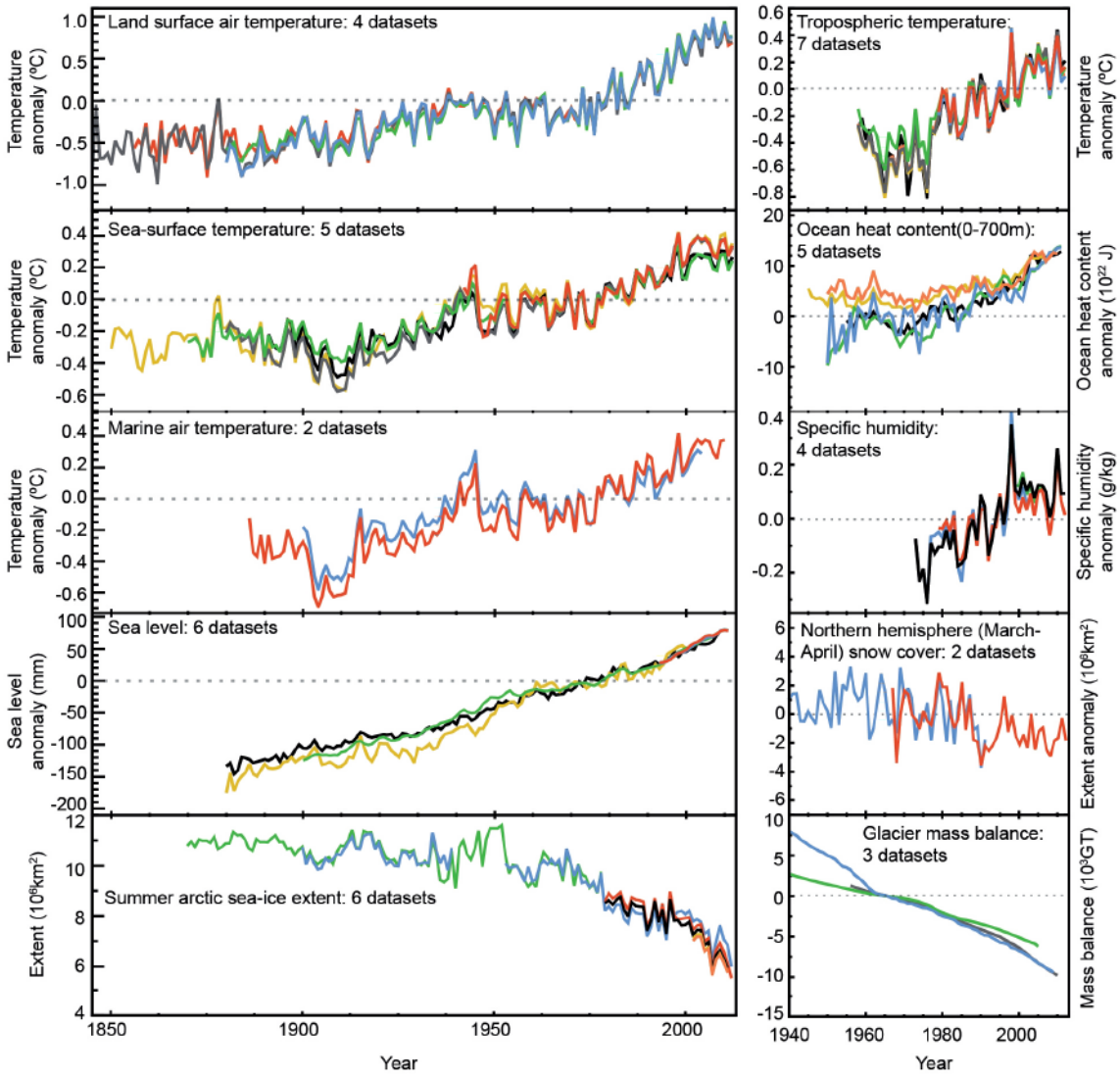


Figure 4: Évolution de différents variables climatiques et environnementales entre 1850 et 2005. À gauche de haut en bas : la température moyenne de l'air au-dessus des continents, la température moyenne de la surface des océans, la température moyenne de l'air au-dessus des océans, le niveau de la mer et l'étendue de la banquise arctique. À droite les anomalies de températures de l'air, le réchauffement des océans, l'humidité spécifique, la couverture neigeuse au printemps dans l'hémisphère Nord et la masse des glaciers. Source : IPCC 2013

1.1.2.2 Causes du changement climatique actuel

Par le passé, les changements climatiques étaient principalement contrôlés par un changement de l'activité solaire modifiant l'apport énergétique reçu par la terre (Lean *et al.*, 1995 ; Shindell *et al.*, 2001). L'activité volcanique peut également être un facteur de perturbation climatique (Crowley, 2000), les rejets de matières volcaniques en suspension dans l'atmosphère modifiant le bilan radiatif terrestre. Depuis l'ère industrielle, les activités anthropiques ont émis dans l'atmosphère d'importantes quantités de GES, renforçant ainsi l'effet de serre terrestre (IPCC, 2013). Les scientifiques s'accordent pour dire que ces émissions de GES sont la principale raison du changement climatique en cours (Crowley, 2000 ; IPCC, 2013). Pour affirmer cela, les modélisateurs du climat ont simulé les températures de la planète une première fois sans tenir compte des émissions de GES dues aux activités humaines, et une seconde fois en ajoutant ces émissions dans le système climatique. Ces deux modélisations ont ensuite été comparées aux données mesurées au cours de la même période. Les résultats montrent que lorsque les émissions ne sont pas intégrées au système climatique les modèles sous-estiment les températures de l'air et des océans, alors qu'elles sont bien reproduites lorsque les émissions de GES d'origines anthropiques sont intégrées (Figure 5).

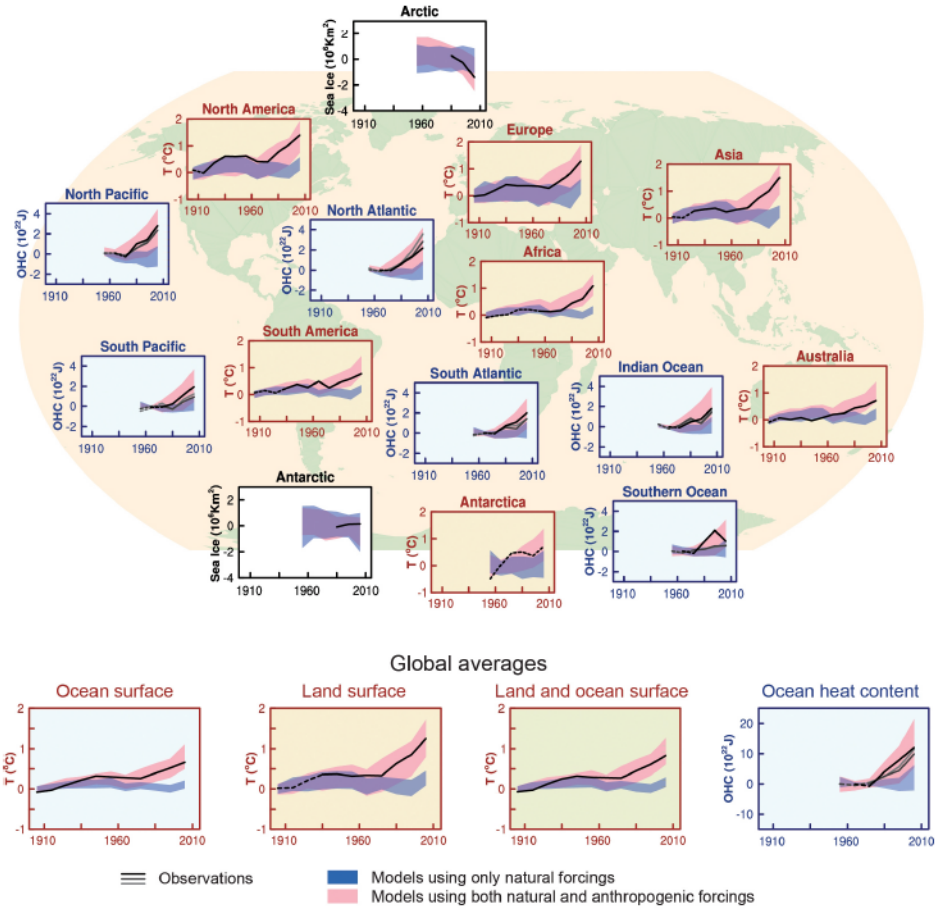


Figure 5: Comparaison des résultats de modélisation prenant en compte i) uniquement les facteurs naturels (en bleu) ii) intégrant les émissions de GES d'origines anthropiques (en rouge) avec les données observées (en noir). Source : (IPCC, 2013)

Ce facteur anthropique, absent de tous les précédents changements climatiques questionne sur la nature, le fonctionnement, les conséquences actuelles et futures du changement climatique. La particularité principale du changement actuel est la rapidité de la modification du système climatique. En effet, les phénomènes climatiques se produisant sur des temps longs sont généralement associés à de grands espaces et inversement. La rapidité du changement en cours rompt cette logique spatiale des échelles spatio-temporelles du climat. Il s'agit d'un événement agissant sur l'espace global avec une temporalité relativement faible. Pour analyser la variabilité spatiale du climat dans ce contexte de changement climatique, il est nécessaire de comprendre le fonctionnement et l'imbrication des différentes échelles spatio-temporelles du climat.

1.2 Les échelles du climat

Le climat d'un espace donné est la résultante de l'ensemble des phénomènes climatiques agissant à des échelles spatiales diverses. Plus le niveau d'observation s'affine plus le nombre d'éléments influant sur le climat est grand. De nombreux auteurs ont tenté de classer ces phénomènes selon une classification spatio-temporelle basée sur des distances et des limites de temps fixes (Choisnel, 1984 ; Orlanski, 1975), mais les phénomènes atmosphériques font partie d'un continuum et des limites fixes sont difficiles à définir. Néanmoins, les échelles spatiales sont fortement corrélées aux échelles temporelles (Figure 6). Par exemple, à l'échelle régionale ou méso-échelle, les événements climatiques se produisent sur des distances de quelques kilomètres à quelques dizaines de kilomètres et ont une temporalité de quelques heures à quelques jours.

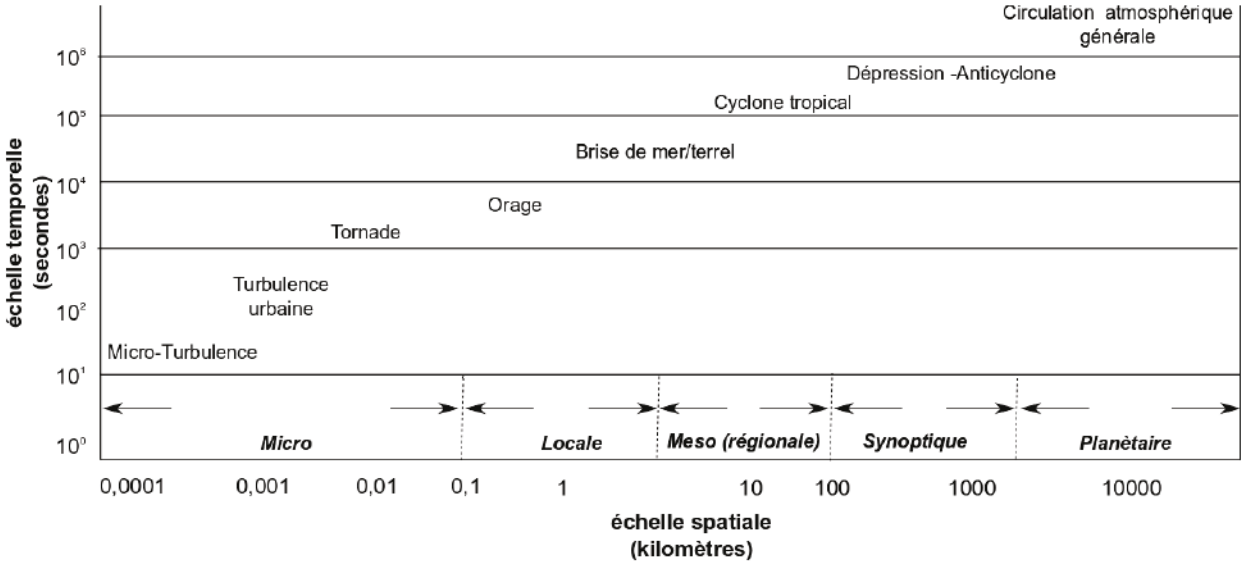


Figure 6: Relations entre les différentes échelles spatio-temporelles et les événements climatiques d'après Oke, (2002)

L'échelle synoptique et l'échelle planétaire (rassemblées sous le terme d'échelle globale) concernent les grandes circulations atmosphériques et marines, régissant la répartition des grands climats du globe (polaire, équatorial, océanique…) (De Parcevaux et Huber, 2007). Les conditions atmosphériques de large échelle affectent les propriétés du climat sur de grands espaces, conférant aux échelles climatiques inférieures des propriétés communes (Quénol, 2011). Ces grands ensembles climatiques sont constitués d'une multitude de sous-ensembles aux spécificités propres. Les éléments de surfaces vont perturber les conditions atmosphériques au niveau de la couche limite (Oke, 2002) amenant une grande diversité de climats régionaux et locaux.

L'échelle régionale (méso-échelle) tient compte des phénomènes atmosphériques tels que les vents régionaux influencés par les chaînes de montagnes ou la proximité de l'océan (foehn, brise de mer), un grand lac ou une grande forêt. Par exemple, un grand lac peut influencer le climat d'une une région (température, humidité, vent…) sur plusieurs dizaines de kilomètres carrés (Spero *et al.*, 2016 ; Diallo *et al.*, 2017)

À l'échelle locale, ces mêmes phénomènes atmosphériques sont modifiés par de nombreux facteurs d'échelles plus fines, menant à une grande variabilité spatio-temporelle du climat. Par exemple, à l'intérieur d'une chaîne de montagnes, une vallée peut provoquer des débits locaux au cours de cycles journaliers (brise de vallée) (Brötz *et al.*, 2014 ; Arduini *et al.*, 2016). L'échelle microclimatique concerne les variations climatiques observées sur de courtes distances. Elles sont souvent causées par la micro-topographie ou par des obstacles isolés. Par exemple, la présence d'un remblai en bas de pente va favoriser la formation de lac d'air froid lors des situations d'inversions thermiques (Bridier *et al.*, 2004).

La prise en compte des échelles spatio-temporelles est essentielle dans l'étude du système climatique terrestre. Toute perturbation dans les mécanismes d'une échelle climatique spécifique se répercutera sur les autres échelles, à des degrés et des temporalités variées. Aux échelles régionales et locales, la rugosité et le type de surface sont des facteurs qui peuvent créer une grande variabilité spatiale du climat. Afin d'analyser l'impact du changement climatique aux échelles régionales et locales, l'influence de ces différents facteurs doit être priorisée et intégrée dans les protocoles de mesure et de modélisation du climat.

1.3 Les réseaux de mesures et les modèles climatiques

1.3.1 Les outils de mesures des variables climatiques

Les différents réseaux d'observation du climat suivent des normes bien spécifiques suivant le niveau d'échelle considérée. Les réseaux de mesures nationaux (type Météo France) sont inscrits à l'Organisation Mondiale de la Météorologie (OMM, http://worldweather.wmo.int/fr/pilot.html), organisation des Nations Unies. Le 1 mars 2016, 134 services météorologiques fournissent des prévisions pour 1870 villes à l'OMM. Ces stations météorologiques doivent répondre aux normes

de l'OMM pour pouvoir comparer les différentes stations. Les postes de mesures doivent être sur une surface enherbée et suffisamment éloignés de tout obstacle pour que la mesure ne soit pas perturbée par les éléments locaux. En outre, les capteurs doivent être disposés à des hauteurs réglementaires (2 m pour la température par exemple). Ces stations installées pour certaines depuis plusieurs décennies, permettent d'avoir une mesure de l'évolution du climat (IPCC, 2013).

À l'échelle locale et micro, des réseaux de mesures plus denses ont été mis en place pour mesurer les variations locales des variables climatiques (Gottfried *et al.*, 1999 ; Bennie *et al.*, 2008 ; Suggitt *et al.*, 2011 ; Bonnefoy, 2013). Dans ces situations, le réseau est installé à proximité d'éléments perturbateurs du climat de l'échelle locale (topographie, bâti…).

L'atmosphère étant composée de plusieurs couches, les mesures verticales des variables météorologiques sont également importantes pour la compréhension du fonctionnement du climat. L'utilisation de montgolfière a permis les premières mesures en altitude, aujourd'hui réalisées principalement à l'aide de ballons sonde (Ovarlez *et al.*, 1987 ; Sankar et Norman, 2009) ou d'appareils spécialisés dans ce type de mesure comme le SODAR (Sonic Detection And Ranging) (Nigro *et al.*, 2011 ; Katurji *et al.*, 2015).

Les techniques de télédétection (drone, satellite, aéroportée) complètent aujourd'hui ces dispositifs, permettant l'étude de phénomène climatique de l'échelle synoptique (Kaufman *et al.*, 2002 ; Funatsu et Waugh, 2008) aux échelles les plus fines (Bendig *et al.*, 2012 ; Kloog *et al.*, 2012 ; Zhu *et al.*, 2013 ; Jolivot *et al.*, 2017). Cependant, plus la résolution spatiale s'affine, plus la couverture spatiale et la résolution temporelle diminuent, ne permettant pas d'avoir une mesure continue sur de grands espaces.

Ces réseaux d'observations dressent un état des lieux du climat présent et passé. Toutefois elles ne peuvent être disponibles en tout point de l'espace et du temps. Le recours à la modélisation du climat est indispensable pour obtenir une information homogène dans l'espace et le temps. Avec le développement des ordinateurs et l'augmentation conséquente de la puissance de calcul, les modèles météorologiques et climatiques sont aujourd'hui des outils largement utilisés par les spécialistes. Dans le cadre du changement climatique, les modèles présentent surtout l'avantage de pouvoir simuler l'évolution du climat futur, les observations restant néanmoins indispensables pour la validation de ces modèles sur les périodes de références (présent, passé). Il existe aujourd'hui différents modèles climatiques, adaptés aux différentes échelles spatiales et temporelles.

1.3.2 Les modèles climatiques

Un modèle est, par définition, une simplification d'un phénomène étudié afin d'en faciliter la compréhension et l'interprétation. Les modèles climatiques et météorologiques sont parmi les plus complexes, du fait du grand nombre de variables et des interactions à prendre en compte. Il existe une grande variété de modèles, dynamiques ou statiques, pouvant représenter une ou plusieurs

variables climatiques à des échelles très diverses, couvrant l'ensemble de la planète ou un seul hectare de terrain.

Même s'ils reposent sur les mêmes principes physiques, il convient dans un premier temps de distinguer les modèles météorologiques et les modèles climatiques. Bien souvent, ces deux types de modèles sont les déclinaisons d'une même base physique.

Les modèles météorologiques ont pour but de prédire les conditions climatiques dans un futur proche (quelques jours). Pour cela, le modèle est initialisé à partir de conditions climatiques mesurées en un instant *t*. Cette initialisation est répétée régulièrement (quelques heures) pour rester au plus proche de l'évolution réelle de la situation atmosphérique. De plus, la circulation des océans est considérée comme statique (l'évolution est trop lente pour modifier de manière perceptible les conditions atmosphériques à cette échelle temporelle).

Un modèle climatique a pour objectif de simuler l'évolution du climat sur des temps beaucoup plus longs. La circulation thermohaline de l'océan et les échanges entre les milieux environnementaux sont pris en compte. L'initialisation est réalisée à une date *t* et le modèle fonctionne en autonomie à partir de cette date, créant une planète « virtuelle » numérique. Les résultats sont ensuite comparés aux données observées pour valider le modèle. Ces modèles permettent de reconstruire le climat passé de la Terre, mais permettent également de construire des scénarios d'évolution future du climat en agissant sur les variables du système climatique (GES, températures…). Les sections suivantes ne s'intéresseront qu'aux modèles climatiques.

1.3.2.1 Les modèles de circulations générales (MCG)

À l'échelle du globe, les modèles de circulations générales simulent le climat sur l'ensemble de la planète. Ces modèles physiques reposent sur les équations fondamentales de l'atmosphère, principalement les équations de mécaniques des fluides de Navier-Stokes (Navier, 1821 ; Stokes, 1845). Les premiers modèles, datant des années 60, étaient purement atmosphériques. L'augmentation de la puissance de calcul et les données fournies par l'imagerie satellitaire ont permis d'intégrer de plus en plus d'éléments interagissant dans le système climatique

Il existe aujourd'hui une quinzaine de modèles globaux reposant sur des principes similaires. Les continents et les océans ainsi que l'atmosphère sont découpés en cubes élémentaires de plusieurs centaines de kilomètres de résolution horizontale et quelques centaines de mètres de résolution verticale (Figure 7).

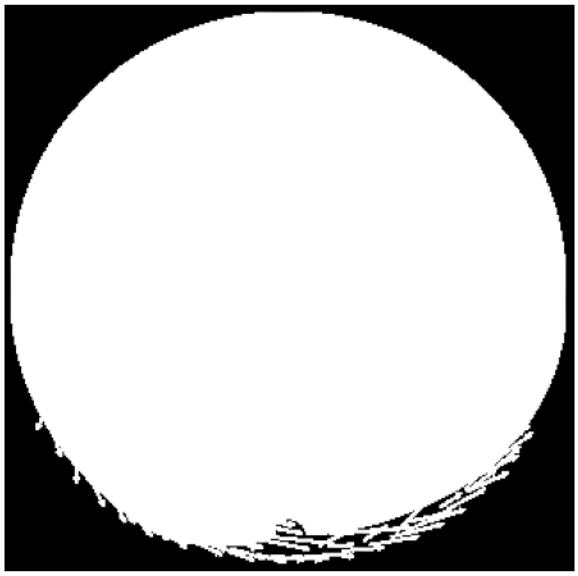


Figure 7: Représentation de la planète par un modèle climatique. Source : IPSL

Par exemple pour le HadAM3 (Hadley Centre model), la résolution est de 2.5° en latitude et 3.75° en longitude, ce qui correspond à l'équateur à une grille de 278 km de résolution nord/sud et 417 km est/ouest (Pope *et al.*, 2000). Ces modèles couplés Océan-Atmosphère sont utilisés pour simuler le climat passé (Haywood *et al.*, 2009) et futur de la Terre. Ils sont également utilisés pour représenter les phénomènes climatiques d'échelle globale comme l'évolution de la mousson indienne (Prodhomme *et al.*, 2013). Ce sont les références pour la modélisation climatique globale et ils conditionnent l'ensemble des caractéristiques des modèles simulant le climat aux échelles inférieures (Giorgi et Mearns, 1991).

Ces modèles possèdent cependant une résolution trop faible pour être employés dans les études climatiques à l'échelle régionale ou locale, et leur utilisation est donc difficilement envisageable pour des études d'impacts. Des modèles spécifiques à certaines régions ont de ce fait été développés pour affiner la résolution spatiale.

1.3.2.2 Modèles régionaux dynamiques

Les modèles de climat régional se concentrent sur une partie restreinte du globe. De la même manière que les MCG, les modèles régionaux résolvent numériquement l'évolution des variables climatiques (Cretat *et al.*, 2011). Les données aux bords du domaine d'analyse sont fournies par les données de modèles globaux. Ils simulent mieux les processus physiques de cette région que les MCG et représentent mieux les contrastes climatiques de cette échelle. En effet, les nuages, les fronts, ainsi que la topographie fine ne vont souvent pas être pris en compte par les MCG, or ces paramètres sont très importants dans plusieurs échanges thermiques (Herrera *et al.*, 2006).

Deux grands types de modèles régionaux existent, les modèles à aire limitée et les modèles à résolution variable. Les modèles à aire limitée ne concernent qu'une région du globe. Pour atteindre

les résolutions les plus fines (de l'ordre du kilomètre), le modèle va fonctionner par un système de grilles imbriquées. La grille la plus large est directement emboîtée dans un MCG qui fournit l'information aux bords du domaine d'étude (Giorgi *et al.*, 2004). Les grilles suivantes sont forcées par la grille supérieure, intégrant à chaque pas des données de topographie, de végétation, hydrographiques, et les caractéristiques des sols avec de plus en plus de détails. Il existe de nombreux modèles à aire limitée, comme Weather Research and Forecasting (WRF) (Skamarock *et al.*, 2008), Regional Atmospheric Modeling System (RAMS, Pielke *et al* (1992)), Providing REgional Climates for Impacts Studies (PRECIS, Jones *et al.*, (2004))

Un des écueils majeurs des modèles à aire limitée est le manque d'interactions entre le modèle à et le MCG lui fournissant les données en entrée. En d'autres termes, il n'est pas possible de corriger les biais éventuels du MCG avec le modèle régional, et ce même dans l'aire limitée considérée, en plus des « problèmes de bord » liés au saut de résolution (Goubanova, 2017)

Les modèles à résolution variable couvrent spatialement l'ensemble de la planète avec une résolution similaire aux MCG, mais présentent une résolution plus fine sur la zone d'étude. Il existe peu de modèles à résolution variable, on pourra citer par exemple Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle (ARPEGE (Déqué *et al.*, 1994)) et le modèle Laboratoire de Météorologie Dynamique zoom (LMDz (Sadourny et Laval, 1984)). Bien que ne présentant pas de problèmes liés aux effets de bords, ces modèles ont cependant des inconvénients similaires aux modèles à aire limitée, notamment la répercussion des erreurs du MCG dans la région ciblée. Autre désavantage, ils présentent souvent des résolutions spatiales plus faibles que les modèles à aire limitée. Il est également possible de coupler des modèles à résolution variable avec des modèles à aire limitée comme c'est le cas pour ALADIN qui est utilisé pour désagréger le modèle ARPEGE permettant d'obtenir une résolution spatiale de 10 km (Horanyi *et al.*, 1996).

Une problématique commune aux modèles dynamiques régionaux est la puissance de calcul nécessaire pour les faire fonctionner sur de longues périodes, celle-ci s'accroissant avec la résolution. Des méthodes basées sur des relations statistiques, demandant des temps de calcul inférieurs, ont été développées pour représenter le climat à des résolutions plus fines.

1.3.2.3 Désagrégation statistique

Aussi appelée désagrégation empirique, cet ensemble de méthode repose sur le principe que le climat régional va être la résultante d'une relation statistique entre les variables d'échelle globale (prédicteur) et l'ensemble des variables de l'échelle régionale (prédictant). Il existe une grande diversité de ces méthodes. Les méthodes dites de fonction de transfert vont chercher à trouver une relation directe entre les sorties des modèles globaux et les variables régionales (topographie, hydrographie), notamment à l'aide de régression (Schoof et Pryor, 2001 ; Bürger et Chen, 2005 ; Martin *et al.*, 2013). Les méthodes basées sur les réseaux de neurones sont également utilisées pour la désagrégation statistique des températures et des précipitations (Snell *et al.*, 2000 ; Schoof et

Pryor, 2001). Une autre approche de la descente d'échelle statistique est la méthode des types de temps, dont l'hypothèse principale est résumée par Pagé (2008) : « chaque régime de temps particulier (représenté par une variable de circulation atmosphérique de grande échelle : le/les prédicteur(s)) est associé à une distribution spécifique des variables climatiques locales (par exemple la température et les précipitations à petite échelle : le/les prédictant(s)) ».

Le principal avantage de ces méthodes est leur faible nécessité en temps de calcul. De plus, elles permettent d'obtenir des résolutions plus fines que les méthodes dynamiques. Leur principale faiblesse réside dans le fait que l'hypothèse de base n'est pas vérifiable, c'est-à-dire que les relations statistiques développées pour le climat actuel restent égales pour les éventuels climats futurs. En outre, les données nécessaires pour mettre en place ces relations peuvent être difficiles à acquérir dans des régions éloignées ou des régions présentant une topographie complexe. Elles présentent également l'inconvénient de nécessiter une évaluation systématique de l'incertitude, souvent au cas-par-cas (IPCC, 2013). Ces méthodes statistiques sont également employées pour spatialiser le climat directement à partir de données d'observation, permettant d'atteindre des résolutions spatiales très fines (de l'ordre de la dizaine de mètres).

1.3.2.4 Interpolation spatiale des données climatiques

En utilisant des données ponctuelles fournies par les réseaux de mesures (stations, capteurs) les méthodes d'interpolation spatiale permettent d'obtenir une information continue dans l'espace. Ainsi, Wu et Li (2013) ont représenté les températures sur l'ensemble du territoire des États-Unis en appliquant un kriggeage sur les données issues des stations météorologiques disponibles. Une des méthodes statistiques les plus employées, similaire aux fonctions de transfert, correspond à la méthode des régressions linéaires ou non linéaires, avec comme variable à expliquer un paramètre climatique, et comme variables explicatives l'environnement du site d'étude (Bridier *et al.*, 1995 ; Elvebakk *et al.*, 2003 ; Lhotellier, 2005 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Joly *et al.*, 2009). Ces types de modélisations fournissent souvent des résultats précis du fait de l'utilisation des observations comme données d'entrée. Afin d'obtenir une résolution spatiale encore plus fine, dans le cadre d'études de climats locaux ou micro locaux, il est possible de s'appuyer sur des réseaux spécifiquement installés pour spatialiser les variables climatiques.

L'un des points forts de ces méthodes est leur indépendance vis-à-vis des modèles d'échelles supérieures. Leurs incertitudes sont uniquement contraintes par la qualité de la donnée mesurée (supposée fiable) et la capacité de la méthode employée à reproduire le phénomène étudié (erreur facilement quantifiable). Mais la très forte dépendance aux données d'observations disponibles limite cependant fortement leur généralisation.

Les champs d'applications des modèles et méthodes décrits ci-dessus sont associés à une échelle spatiale particulière. L'utilisation d'outils appropriés à l'échelle climatique étudiée est fondamentale (Tableau 1).

Tableau 1: Modèles climatiques, résolutions spatiales , échelles et domaines d'application, d'après Quénol et al.,2014

Modèles	Résolution spatiale	Echelle	Application
GCM	500 à 50 km	Globale	Modélisation de la circulation atmosphérique globale. Modélisation du changement climatique
Modèle à résolution variable	200 à 10 km	Globale et régionale	Prévision météorologique, Modélisation du changement climatique
Modèle à aire limitée	50 km à 200 m	Régionale à locale	Prévision météorologique, Modélisation du changement climatique
Descente d'échelle statistique	quelques kilomètres à quelques dizaines de mètres	Régionale à locale	Affinement de la résolution spatiale des modèles régionaux
Interpolation des données d'observations	Quelques centaines de mètres à quelques mètres	Locale à micro	Modélisation du climat locale

L'utilisation des modèles est indissociable de l'étude du changement climatique. Leurs utilisations, couplés à des scénarios socio-économiques a permis de mettre en place des projections du climat pour les décennies à venir.

1.4 Modélisation du changement climatique

La concentration de gaz à effet de serre d'origine anthropique continuant à augmenter dans l'atmosphère terrestre, le réchauffement climatique en cours va se prolonger dans les décennies à venir. Malgré quelques voix dissonantes, une très grande majorité des scientifiques et des politiques s'accordent pour dire que l'évolution actuelle du climat est l'un des enjeux majeurs, si ce n'est le principal, des sociétés actuelles et futures. Un des défis des climatologues et des modélisateurs du climat est d'estimer le climat futur. Les projections climatiques prévues pour les décennies à venir et leurs impacts sur l'environnement et les sociétés sont modélisées en fonction de différents scénarios socio-économiques probables.

1.4.1 Les projections du changement climatique au XXIe siècle

La section précédente a montré que les modèles climatiques dynamiques étaient capables de représenter le climat passé de la Terre, mais également d'estimer le climat futur de la planète. Il est extrêmement difficile de proposer un scénario unique pour l'évolution du climat au cours du siècle à venir. D'une part, la variation du climat n'est pas entièrement prévisible par les modèles, et d'autre part l'évolution des sociétés humaines, influant sur la concentration de GES, est extrêmement imprévisible à long terme. Plusieurs scénarios ont été créés, intégrant différentes évolutions des systèmes anthropiques (politique environnementale, démographie…) et leurs impacts sur les milieux environnementaux et par conséquent sur le système climatique (Figure 8).

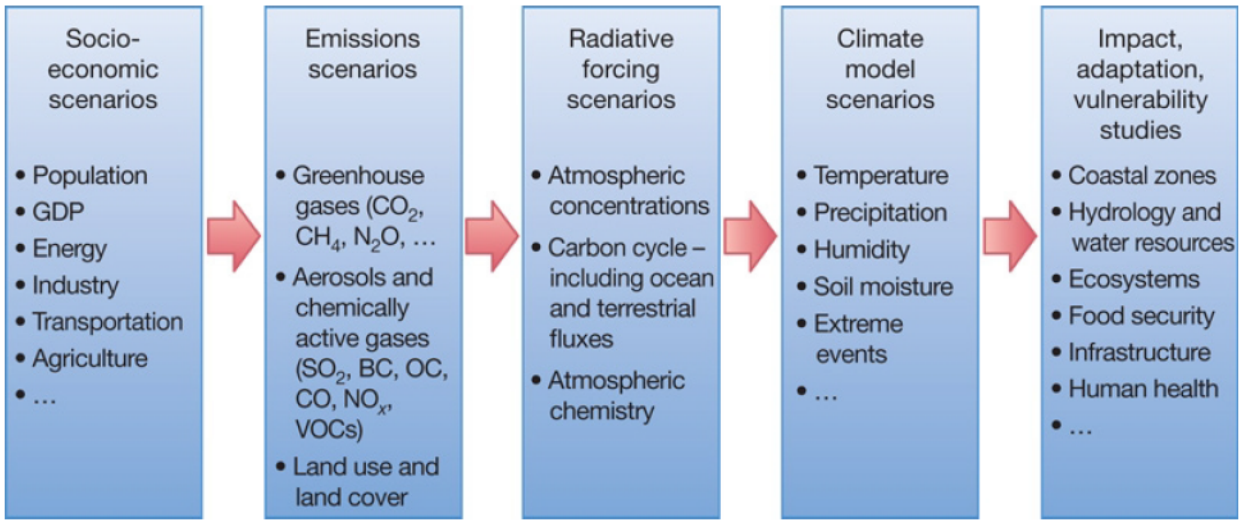


Figure 8: Approche séquentielle des causes et des conséquences du changement climatique pour la création des scénarios futurs du changement climatique. Source : Moss et al, 2010

Les scénarios les plus récents sur les évolutions possibles des concentrations de GES sont les scénarios RCP (Representative Concentration Pathways). Ils remplacent les Special Report on Emission Scenarios (SRES). Ces scénarios sont issus d'un projet international rassemblant 30 centres climatiques : le CMIP-5 (Coupled Model Intercomparaison Project) qui vise à évaluer les sorties des modèles de circulation générale océan-atmosphère (Jones, C. D. *et al.*, 2011). Quatre scénarios majeurs ont été retenus (Moss *et al.*, 2010 ; IPCC, 2013) :

- RCP 8.5 : Scénario qui prévoit une augmentation des émissions GES au cours du prochain siècle sans mise en place d'une politique de limitation des GES. C'est donc le scénario qui prévoit le réchauffement global le plus important.
- RCP 6.0 : Scénario qui prévoit une augmentation des émissions des GES jusque dans les années 2080 puis une diminution des émissions.
- RCP 4.5 : Scénario identique au RCP 6.0, excepté que la diminution des émissions est prévue vers 2040.
- RCP 2.6 : Premier scénario qui prévoit une diminution rapide de la production de GES, suite à la mise en place d'une politique globale de réduction des émissions de GES, qui permettrait de limiter le réchauffement à 2 °C à l'horizon 2100.

Les modèles climatiques ont été initialisés en tenant compte de ces différents scénarios afin d'obtenir des projections probables de l'évolution du climat aux cours du XXIe siècle. Les écarts sont considérables suivant les scénarios. À titre d'exemple, une augmentation des températures moyennes de près de 6 °C est prévue par le scénario RCP 8.5 et une augmentation des températures limitée à 2 °C est simulé par le scénario RCP 2.6. De plus, le réchauffement attendu n'est pas uniforme dans l'espace, il est plus intense dans l'hémisphère Nord, particulièrement au pôle (Figure 9).

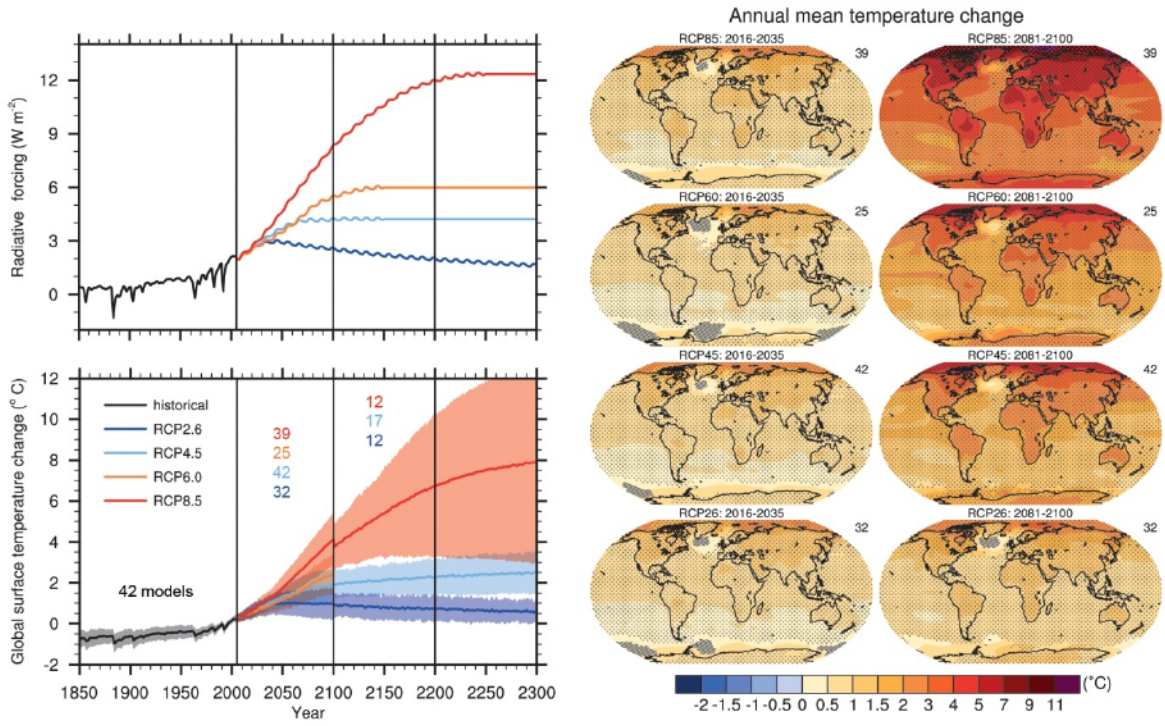


Figure 9: Evolution des températures en fonction des différents scénarios RCP. Source : IPCC 2013

Il est possible d'utiliser les modèles régionaux à aire limitée ou à résolution variable pour régionaliser les scénarios RCP, étant donné qu'ils sont basés sur des principes similaires aux MCG. Le projet CORDEX a ainsi pour objectif de régionaliser les projections climatiques des scénarios RCP sur l'ensemble de la planète. Il se décline en plusieurs sous-projets dépendant de la région d'étude, par exemple le projet EURO-CORDEX vise à régionaliser les projections climatiques en Europe.

En France, le modèle à aire limitée ALADIN a permis de modéliser l'évolution des températures en fonction de ces scénarios avec une résolution de 9 km. L'augmentation des températures n'est pas spatialement uniforme. Elle est moins intense sur la façade Atlantique que dans l'est du pays (Figure 10).

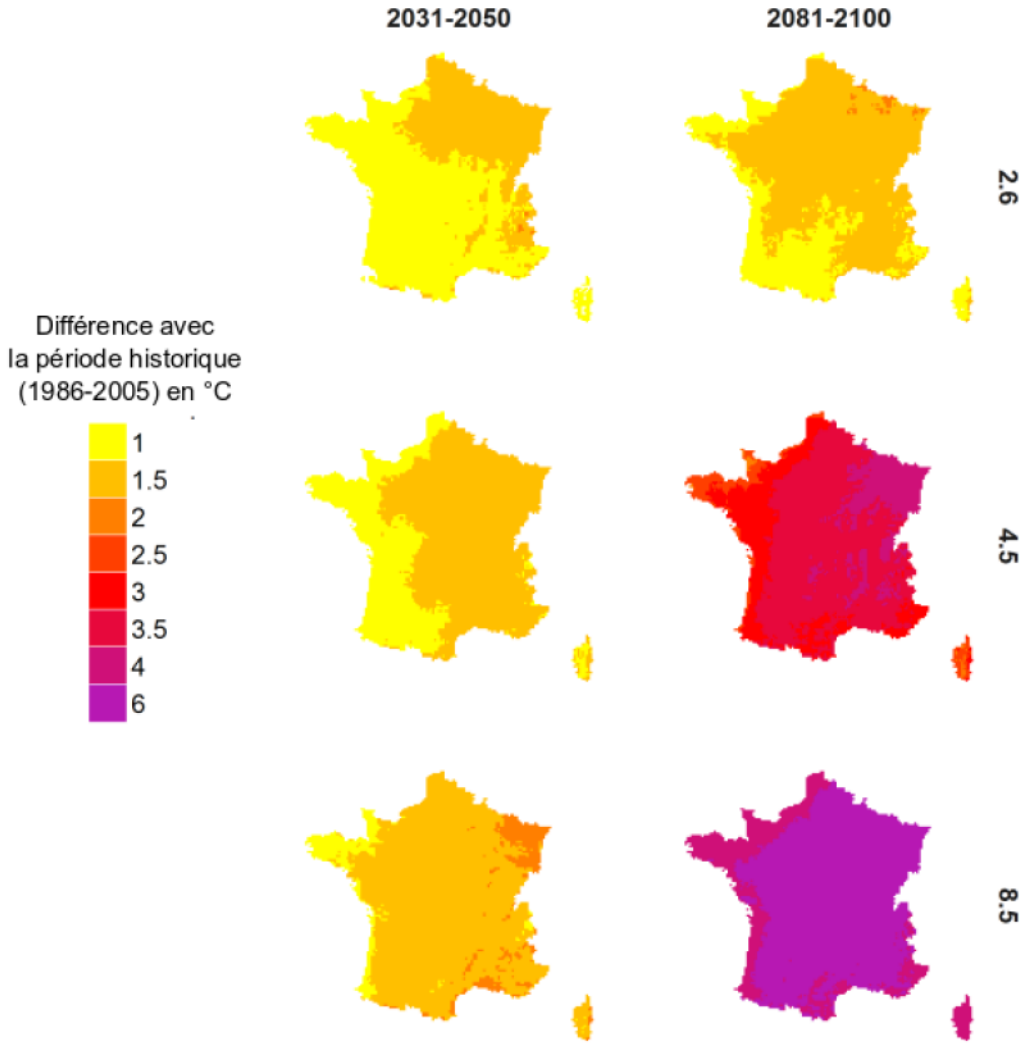


Figure 10: Modélisation des températures par le modèle ALADIN en France métropolitaine en fonction des scénarios RCP. Source : Le Roux, 2016

Aucun des modèles, dynamiques ou statiques, ne peut représenter parfaitement le climat d'un lieu donné. Les écarts importants entre les différents scénarios de changement climatique proviennent des incertitudes liées à la modélisation climatique. La connaissance et la quantification de ces dernières sont ainsi capitales pour connaître la marge d'erreur des modèles.

1.4.2 Incertitudes de la modélisation climatique

Il existe de multiples sources d'incertitudes dans tous les exercices de modélisation. Dans le cas de la modélisation du changement climatique, il est possible de les classer en trois grandes catégories. (Jouzel *et al.*, 2014).

- **Les incertitudes scientifiques et techniques (Incertitude épistémique)**. Cette première source d'incertitude est intrinsèque à l'utilisation de modèles numériques et aux connaissances scientifiques du fonctionnement du climat. Même si le nombre de paramètres

pris en compte n'a cessé d'augmenter au cours du temps, il est difficilement imaginable que les modèles numériques dynamiques puissent représenter l'ensemble des processus climatiques. Les processus de sous-mailles (inférieur à la résolution du modèle) sont notamment difficiles à intégrer dans ces modèles (nuages orageux, inversions thermiques locales) (Le Treut, 2005). L'amélioration de la résolution spatiale des MCG et l'utilisation croissante des modèles régionaux atténuent ces effets de sous-mailles, mais ne permettent pas pour l'instant de rétro-action pour corriger les modèles des échelles supérieures. De plus, certains phénomènes et mécanismes ne sont pas parfaitement connus des spécialistes et sont donc difficiles à représenter.

- **L'incertitude liée à la variabilité naturelle du climat (incertitude stochastique)**. Une seconde source d'incertitude de la modélisation climatique provient de la variabilité interne du climat. Certains phénomènes tel que El Nino ou l'oscillation Nord Atlantique se produisent de façon irrégulière dans le temps (Cassou, 2004). En effet, les multiples interactions et processus climatique confèrent un caractère chaotique à l'évolution du climat, notamment sur des échelles temporelles à cours et moyens termes. Les modèles peuvent représenter ces grandes oscillations sur une période longue (100 ans) mais sont incapables de prévoir leurs dates de début et leurs dates de fin (Météo France, s.d.).
- **L'incertitude réflexive :** L'intégration de scénarios socio-économiques dans les projections climatiques futures amènent une nouvelle source d'incertitude. En effet, l'évolution des sociétés humaines est extrêmement difficile à anticiper à long terme.

Ces différentes sources d'incertitude peuvent se cumuler avec l'affinement de la résolution spatiale et avec l'utilisation de modèles d'impacts (modèles hydrologiques, agronomiques…). Ceci explique les différences obtenues dans les résultats issus de modélisation utilisant plusieurs modèles climatiques avec un même postulat de départ. On parle alors de cascade d'incertitude (Figure 11), défini sur le portail DRIAS[7] comme suit :

« Les méthodes de régionalisation et les études utilisant des modèles d'impact (ex : modèle hydrologique, modèle de rendement agricole) s'appuient sur des simulations de modèles climatiques globaux, eux-mêmes conditionnés par des hypothèses de développement socio-économiques, formant ainsi une chaîne de modélisation. Chaque maille de cette chaîne introduit une source d'incertitude, de sorte que cette dernière augmente au fur et à mesure que l'on descend dans la chaîne de modélisation. On parle alors de cascade d'incertitudes. Il est donc important de garder à l'esprit que l'augmentation de la résolution spatiale des simulations, ou le calcul d'indices plus intégrés que des variables atmosphériques se fait au détriment d'une incertitude plus grande. »

7 http://www.drias-climat.fr/accompagnement/sections/177

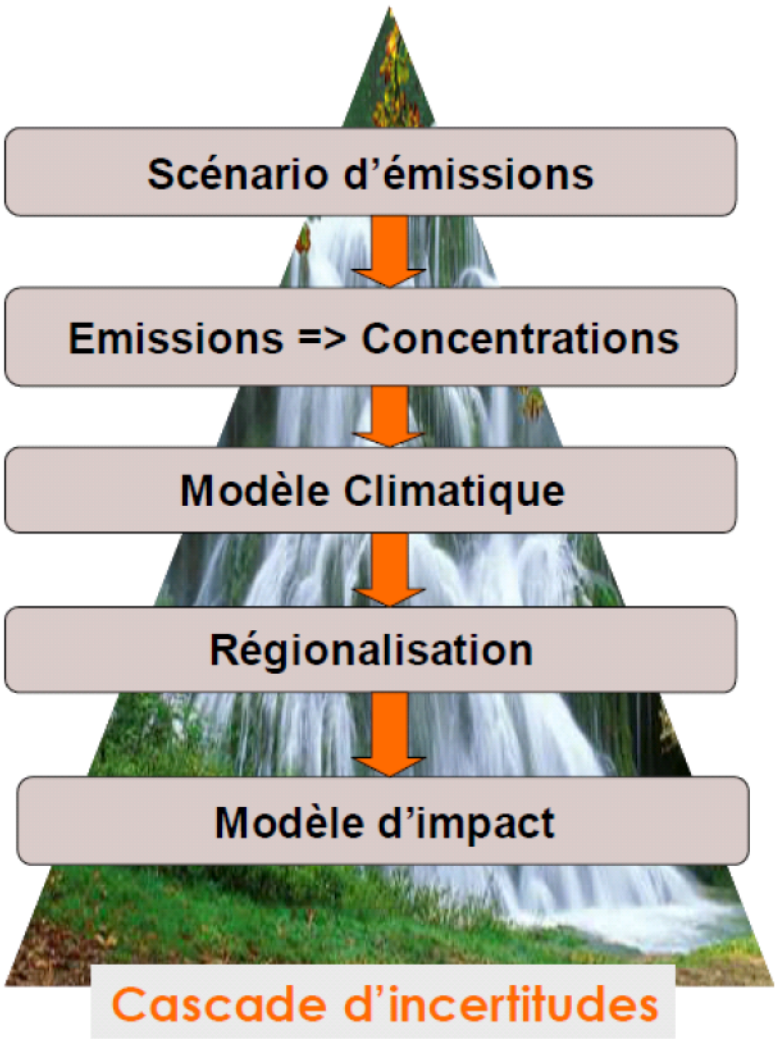


Figure 11: Schéma de cascade d'incertitude. Source : Drias, d'après Boé, 2007

L'évaluation de la qualité des modèles et l'estimation des sources d'incertitude sont aujourd'hui une part importante du travail des modélisateurs du climat (Le Treut, 2005 ; Knutti et Sedláček, 2013). Les projections futures du climat répondent donc à une approche fortement probabiliste. Certaines sources d'incertitudes doivent être maximisées pour ne pas omettre des futurs possibles (incertitude stochastique) alors que d'autres doivent être minimisées pour limiter le caractère aléatoire de la projection (incertitude épistémique et régionalisation).

À court et moyen terme, les incertitudes liées aux projections climatiques sont principalement dues aux incertitudes des modèles et à la variabilité naturelle du climat. Cependant, sur le long terme (2081-2100), l'incertitude majeure provient des scénarios socio-économiques (Hawkins et Sutton, 2009), ceci expliquant les différences plus importantes pour l'horizon lointain entre les différents scénarios.

1.5 Conclusion

Le système climatique terrestre est un système environnemental complexe. Les multiples processus d'interactions entre les composantes du milieu fait que le climat varie fortement à toutes les échelles spatiales et temporelles. Pour comprendre ce système, si important pour les activités humaines, les scientifiques ont mis en place de nombreux réseaux de mesures permettant d'observer l'évolution du climat suivant ces différentes échelles. Avec l'accroissement de la puissance de calcul informatique, l'homme a pu créer des modèles représentant de manière simplifiée le système climatique. Chacune possédant des avantages et des inconvénients en fonction de leurs champs d'applications.

Le changement climatique en cours perturbe le système climatique et engendre des modifications sur l'ensemble de l'environnement, avec des répercussions sur la biodiversité (Rosenzweig *et al.*, 2008), mais également des impacts importants sur les sociétés humaines (Mendelsohn *et al.*, 2006 ; Rodhain, 2008). Les différents scénarios socio-économiques créés par les scientifiques du GIEC amènent à des évolutions très différentes du climat pour le siècle à venir. La réduction de l'incertitude liée à la modélisation (incertitude épistémique) est un enjeu important pour la création de modèles d'impacts du changement climatique les plus probables possibles (modèle agricole, hydrologique…). La diminution de l'incertitude des modèles d'impact nécessite une réduction de la résolution spatiale des projections climatique futures, pour mieux intégrer la variabilité locale du climat, qui peut être importante sur de courtes distances.

Un des secteurs le plus vulnérable face au changement climatique est le secteur agricole. En effet, la majorité des pratiques agricoles sont très dépendantes de leur environnement : sol, climat, géologie. Du fait de sa variabilité spatiale et temporelle, le climat a très souvent un rôle prépondérant dans la qualité et la quantité des récoltes (Doering *et al.*, 2002). Le maintien et la durabilité des pratiques agricoles est un des enjeux capital pour le siècle à venir que ce soit sur le plan économique, scientifique ou politique (Beddington *et al.*, 2012 ; Rickards *et al.*, 2014). Parmi les différentes cultures agricoles, la viticulture est l'une des plus vulnérables face aux variations climatiques (Jones, G., 2006a). En effet, la vigne est très sensible aux conditions climatiques et son développement est étroitement lié à la variabilité spatiale du climat (du global au local). Le développement de projections climatiques prenant en compte cette variabilité du climat est nécessaire dans une démarche d'adaptation de la profession.

CHAPITRE 2 : LA FILIÈRE VITICOLE DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE

2.1 Généralités

2.1.1 Contexte historique et géographique du vignoble mondial

Depuis plusieurs millénaires, la vigne a été cultivée pour produire du raisin ou du vin. Mais c'est au cours de l'antiquité, particulièrement avec l'empire romain que la vigne cultivée pour la production de vin se répand à travers l'Europe, une grande majorité des vignobles actuels ayant une origine romaine.

La culture de la vigne hors de l'Europe s'est développée pendant la période de colonisation avec l'implantation de vignobles en Amérique du Nord et en Amérique du Sud, mais également en Afrique du Sud, en Australie et en Nouvelle-Zélande. Plus récemment, de nombreux vignobles ont été plantés en Asie, essentiellement en Chine, pour répondre à l'augmentation de la demande de la consommation des dernières décennies dans ces pays. Aujourd'hui, la culture de la vigne est largement répandue à travers le monde, avec un total de surface cultivée de 7534 milliers d'hectares (mha) (OIV, 2015). L'Europe concentre la majorité des vignobles avec 3362 mha, les trois principaux pays viticoles étant l'Espagne (1021mha), la France (786 mha) et l'Italie (682 mha). L'extension rapide du vignoble chinois fait de la Chine le pays hors Europe avec la plus grande surface cultivée (830 mha), suivi par les États-Unis (419 mha), l'Argentine (225 mha), le Chili (211mha) et l'Australie (149 mha).

2.1.2 La vigne cultivée pour la production de vin

La vigne est un arbrisseau grimpant appartenant à la famille des Vitacées. Parmi les 19 genres de cette famille, le genre *Vitis*, originaire des zones chaudes et tempérées de l'hémisphère Nord, est utilisé traditionnellement pour la viticulture et particulièrement l'espèce *Vitis Vinifera (Reynier, 2011)*. *Vitis Vinifera* se décline en plus de 5000 variétés et le terme de cépage, très employé en viticulture, correspond à une variété cultivée. Excepté dans certains secteurs précis (Chili), la vigne n'est plus plantée directement sur ses racines. Le phylloxera, un puceron ravageur originaire des États-Unis s'attaquant aux racines de la vigne, arriva en Europe à la fin du XIXe et provoqua d'importants dommages sur le vignoble européen. Depuis, les vignes sont plantées sur un porte-greffe, d'une autre espèce de *Vitis* où issu d'hybridation entre espèces, résistant au phylloxera.

La vigne est une plante vivace, elle ne meurt pas au cours de l'hiver (excepté en cas de température très basse) et sa durée de vie peut atteindre plusieurs dizaines d'années. Elle accomplit chaque saison un cycle de croissance et un cycle de reproduction menant à la production des raisins

utilisés pour la vinification et la production du vin, ou bien pour des raisins de table ou des raisins secs.

2.1.2.1 La phase de dormance

Sous les latitudes tempérées dans lesquelles elle est majoritairement cultivée, la vigne connaît une phase de repos hivernal de début novembre à mars dans l'hémisphère Nord et de mars à septembre dans l'hémisphère Sud. Ce repos est relatif, il s'agit d'une préparation à la future saison végétative avec l'évolution des réserves glucidiques (Carbonneau *et al.*, 1992). Au cours de cette période, les ceps sont peu sensibles aux températures négatives. Toutefois, des températures extrêmes (< 20 °C) peuvent engendrer la mort du pied de vigne.

2.1.2.2 Le débourrement

À la fin de l'hiver, les futurs rameaux commencent à apparaître au milieu de la « bourre », un filament protégeant l'intérieur du bourgeon (Blouin, 2007). La date du débourrement varie suivant le cépage et la latitude. Après le débourrement débute une période de risque de gel printanier (Madelin, 2004) pouvant endommager les futures grappes et entraîner des pertes sur la récolte du millésime. La date de débourrement dépend fortement des températures de l'hiver et du début du printemps, mais aussi de facteurs biologiques et culturaux, notamment le matériel végétal (Keller *et al.*, 2010).

2.1.2.3 La floraison

Dans l'hémisphère Nord, les fleurs de la vigne s'épanouissent pendant les mois de mai et de juin, permettant la fécondation des ovules. Dans la majorité des cas, le pollen féconde les ovules d'un même cep (fécondation autogame), même si le vent permet parfois la fécondation entre ceps. La floraison est favorisée par un bon ensoleillement et des températures supérieures à 20 °C, mais les extrêmes de chaleur (> 38 °C) limitent le phénomène de pollinisation (Winkler, 1962). Les précipitations peuvent également perturber la floraison, l'eau empêche les capuchons floraux de tomber et de libérer les organes reproducteurs et limite le déplacement du pollen. Une fois, la fécondation opérée, les futures baies se forment (nouaison).

2.1.2.4 La véraison

Environ deux mois après la floraison, les baies ramollissent et une brusque accumulation de sucre dans les grappes a lieu, accompagnée d'un changement de couleur des raisins. Les raisins rouges passent alors du vert au rouge (Figure 12) et les raisins blancs, du vert opaque à un vert plus transparent. Généralement, la croissance des rameaux ralentit autour de la véraison, sous l'effet d'une diminution de la disponibilité en eau (Reynier, 2011). Le déclenchement de la véraison est sous étroite dépendance de la température, si bien que la date de véraison peut être convenablement modélisée avec une somme thermique (Parker *et al.*, 2011). Il a par ailleurs été remarqué que, plus

la fréquence des températures supérieures à 25 °C est élevée durant la période précédant la véraison, plus celle-ci sera précoce (Jones, G. et Davis, 2000b). Cependant, la date de véraison dépend moins fortement des températures que les stades précédents (débourrement et floraison). La capacité hydrique du sol, déterminante pour la température autour du système racinaire, va également jouer un rôle (van Leeuwen *et al.*, 2004).



Figure 12: Grappe de Merlot en cours de véraison. @ Le Roux 2016

2.1.2.5 La maturité

Après la véraison, les sucres s'accumulent jusqu'à la récolte. Il n'existe pas de marqueur physiologique précis de la maturité, car l'accumulation et la dégradation des composés clés (sucres, acides organiques, composés phénoliques, arômes et précurseurs d'arômes) n'est pas synchrone. La date de vendanges est déterminée par le viticulteur lorsqu'il estime que les raisins ont atteint leurs maturités optimales. Néanmoins, pour comparer les avancées de maturité, le seuil de 200 g de sucre par litre est souvent retenu. La maturation du raisin s'étale sur un peu plus d'un mois mais sa durée est très variable suivant le cépage. Les arômes du raisin se développent, les sucres s'accumulent, l'acidité chute et le poids des baies augmente (Huglin et Schneider, 1998 ; Blouin, 2007). Une fois la maturité technologique (sucre et acide), phénolique (maturité des pépins et des pellicules) et aromatique atteinte, les vendanges peuvent débuter. Ces différents stades phénologiques requièrent des conditions environnementales particulières pour permettre l'achèvement du cycle phénologique. La phénologie de la vigne est en effet fortement contrainte par l'environnement dans lequel elle évolue.

2.2 Rôle de l'environnement sur la phénologie de la vigne

La phénologie de la vigne est contrainte l'environnement physique l'entourant. Les différents facteurs environnementaux n'agissent pas indépendamment les uns des autres, mais au travers d'un système complexe d'interrelations. C'est cette quasi-infinité de situations environnementales

possibles qui permet l'expression d'une très grande diversité des vins à travers le monde. Le système environnement/vigne est au cœur de la notion de terroir.

2.2.1 Notion de terroir

La notion de terroir regroupe les propriétés spécifiques de l'environnement local (sol, climat, plante) et des pratiques culturales et vinicoles sous lesquelles le vin d'une propriété est produit. L'Organisation Internationale de la vigne et du Vin (OIV) donne la définition suivante d'un terroir viticole :

« Le terroir vitivinicole est un concept qui se réfère à un espace sur lequel se construit un savoir collectif des interactions entre un milieu physique et biologique identifiable et les pratiques vitivinicoles qui y sont appliquées. Ces interactions révèlent une originalité et aboutissent à une réputation pour les produits vitivinicoles originaires de cet espace. Les valeurs du territoire font partie du terroir et sont mises en évidence par des caractéristiques paysagères spécifiques » (OIV, 2015)

Trois acteurs majeurs de l'effet terroir se distinguent : le sol, le climat et la plante. Les différents types de sol sur lesquels la vigne se développe influencent la phénologie de la plante et le type de vin produit. Les propriétés hydriques du sol jouent notamment un rôle majeur dans l'alimentation en eau de la plante (Keller *et al.*, 2010 ; Renouf *et al.*, 2010 ; van Leeuwen, 2010b). Le climat conditionne l'effet millésime, c'est-à-dire la différence du type de vin produit en fonction de l'année en cours, mais également les dates d'apparitions des différents stades phénologiques de la vigne. Le viticulteur intervient pour nuancer les impacts environnementaux (Webb *et al.*, 2012) à travers ses pratiques culturales : itinéraire technique (système de conduite et entretien du sol) et choix du matériel végétal (variété cultivée, clone et porte-greffe), afin de produire chaque année le meilleur vin possible, représentatif de l'appellation et de la propriété. L'étude d'un terroir viticole doit passer par une approche systémique mettant en relation ces trois grands facteurs assurant la typicité du vin produit (Figure 13). De nombreuses publications et ouvrages traitent dans le détail les influences de ces différents facteurs du terroir sur la phénologie de la vigne, la composition des raisins et l'impact final sur le vin produit (Huglin et Schneider, 1998 ; Blouin, 2007 ; Keller, 2010 ; van Leeuwen, 2010a, 2010b).

Figure 13: Approche systémique de l'étude d'un terroir viticole. Source : van Leeuwen, 2010

Parmi ces trois variables, le climat est celui qui présente la plus grande variabilité temporelle. Il est admis de considérer que les propriétés du sol évoluent peu à l'échelle temporelle humaine et le facteur végétal (vigne) du terroir est intrinsèquement sous contrôle anthropique. Par conséquent, l'étude des facteurs climatiques est primordiale pour les viticulteurs.

2.3 Interaction vigne-climat

La variabilité temporelle inter-annuelle du climat conditionne tout d'abord fortement la récolte en cours, expliquant les différences de vins produits en fonction des années : il s'agit de l'effet millésime. Mais le climat joue également un rôle très important sur la phénologie et le développement de la vigne, avec des interrelations étroites entre les variables climatiques et le comportement de la plante (Tonietto et Carbonneau, 2004).

2.3.1.1 Les précipitations

Dans les régions viticoles où l'irrigation n'est pas pratiquée, ce qui est le cas dans la majorité des vignobles en France, l'alimentation en eau de la plante dépend des précipitations et de la réserve en eau des sols. La recharge en eau des sols au cours de l'hiver doit être suffisante pour assurer le bon fonctionnement de la plante dans la première partie du cycle annuel de la vigne. La vigne est une plante méditerranéenne, ses besoins en eau sont relativement limités et la qualité du vin produit est en général favorisée par de faibles précipitations au cours de la saison estivale (Neethling, 2016). Des cumuls trop importants de précipitations au moment de la floraison peuvent la perturber en

empêchant la chute des capuchons floraux et la fécondation et, par conséquent, le développement de la future grappe. Des précipitations abondantes et régulières au cours de l'été favorisent également le développement de maladies tel que le mildiou, l'oïdium ou le Botrytis, entraînant des pertes de récolte quantitatives et qualitatives importantes (Jermini *et al.*, 2015).

2.3.1.2 Rayonnement solaire

La principale source d'énergie lumineuse et thermique sur Terre provient du rayonnement solaire. La photosynthèse de la plupart des plantes et donc de la vigne dépend fortement de la quantité d'énergie reçue par ce rayonnement (Huglin et Schneider, 1998). La photosynthèse transforme l'énergie lumineuse en énergie chimique permettant la synthèse des sucres (Jackson, 2008). Le rayonnement solaire joue également un rôle direct sur la composition du raisin, en particulier sur les composés phénoliques. À ce niveau, son rôle est cependant difficile à distinguer de l'effet des températures même si certains auteurs ont réussi à isoler son action (Spayd *et al.*, 2002).

2.3.1.3 Température de l'air

La température de l'air est une variable majeure dans le développement de la vigne (Gladstones, 1992 ; De Parcevaux et Huber, 2007 ; Mira de Orduña, 2010 ; Jones, G. et Alves, 2012). Les températures vont être déterminantes pour la précocité de l'apparition des stades phénologiques, en particulier pour la floraison et la véraison (van Leeuwen *et al.*, 2008 ; Parker *et al.*, 2011). La quantité de chaleur joue également sur l'accumulation des sucres pendant la période de maturation à la fin de l'été, plus les températures seront élevés au cours de cette période, plus le taux de sucre sera important (Ribéreau-Gayon *et al.*, 2006). La température optimale pour laquelle la photosynthèse est maximum est de 25 °C (Allewelt, 1980 ; Zufferey, 2000). Au-delà de ce seuil, la photosynthèse est ralentie. Le zéro végétatif, température en deçà de laquelle la phénologie de la plante est stoppée est classiquement fixé à 10 °C (Winkler, 1962). Cependant, cette limite varie suivant le matériel végétal (cépage, porte-greffe) et reste discutée (Pouget, 1968). Des travaux de modélisation récents montrent que ce seuil est certainement plus faible que 10 °C (Moncur *et al.*, 1989 ; Parker *et al.*, 2011).

Des températures extrêmes représentent également un risque climatique pour la culture de la vigne. Des températures trop élevées (> 35 °C) entraînent une perte d'anthocyanes (Mori *et al.*, 2007) et peuvent abîmer les baies (échaudage) et les feuilles (Webb *et al.*, 2012). Inversement, au cours de l'hiver, des températures inférieures à – 20 °C peuvent entraîner la mort du pied de vigne (Reynier, 2011). Une fois le débourrement effectué, des températures négatives en dessous de -2.5 °C peuvent entraîner des dégâts importants et conduire à une perte partielle ou totale de la récolte (Dami *et al.*, 2011). Enfin, les températures, l'évapotranspiration potentielle et les précipitations conditionnent le bilan hydrique (Morlat, 1992 ; Ojeda *et al.*, 2002 ; van Leeuwen Bois *et al.*, 2009), facteur primordial pour le potentiel qualitatif des vendanges.

La température est donc la variable climatique principale influant la phénologie de la vigne. Des indices basés sur les températures ou sur des sommes thermiques ont été créés afin de caractériser et classer les différents climats viticoles, mais également pour modéliser la phénologie de la vigne.

2.4 Les indices bioclimatiques

L'emploi d'indices pour caractériser le potentiel climatique de différents terroirs viticoles est essentiel. Dans une résolution de 2015, l'OIV recommande l'usage d'un certain nombre d'indices, en se basant sur la bibliographie sur ce sujet.

2.4.1 Average growing season temperature (GST)

Cet indice se base sur la température moyenne du 1er avril au 31 octobre dans l'hémisphère Nord (1er octobre au 30 avril pour l'hémisphère Sud). Il comporte 4 classes fixant les limites de la culture de la vigne entre 13 °C et 21 °C de températures moyennes pour la saison végétative (Jones, G., 2006a). Pour chacune de ces classes, les cépages théoriquement les plus adaptés ont ensuite été associés (Figure 14).

Figure 14: Classes thermiques de « Average Growing Season Temperature » et les cépages adaptés à ces différentes classes. Source : Jones 2006.

2.4.2 L'indice de Winkler

Le potentiel thermique d'une région viticole est souvent estimé non pas en fonction d'une température moyenne, mais d'une accumulation de températures (degrés-jours). Le concept des degrés-jours consiste à calculer la différence entre une température journalière et une température

seuil pour la plante, considérée comme le 0 de la végétation. L'Indice de Winkler (IW) (Amerine et Winkler, 1944) a été créé dans un premier temps pour caractériser le climat des vignobles californiens, puis étendu aux autres régions viticoles. Il se calcule en additionnant les températures supérieures à 10 °C, du 1er avril au 31 octobre dans l'hémisphère Nord et du 1er octobre au 30 avril dans l'hémisphère Sud. Une classification du climat des vignobles en fonction des sommes thermiques accumulées a ensuite été réalisée (Tableau 2).

$$IW = \sum_{01/04}^{31/10} (Tmj - 10)$$

Avec IW : Indice de Winkler et Tmj : Température moyenne journalière

Tableau 2: Classification des différents climats viticoles, d'après Winkler, 1962

Classe	degrés-jours au 31/10 (°C)
I	< 1371
II	1371-1646
III	1650-1926
IV	1927-2205
V	> 2205

2.4.3 L'indice Héliothermique de Huglin

L'indice héliothermique de Huglin (Huglin, 1978) prend en compte, en plus d'une somme de températures, la durée du jour *via* un coefficient afin d'intégrer la durée d'insolation moyenne dans le calcul. Par exemple la valeur du coefficient pour la région de Bordeaux est égale à 1,04. Il est calculé du 1er avril au 30 septembre dans l'hémisphère Nord et du 1er octobre au 31 mars pour l'hémisphère Sud. Il est basé sur la somme des températures maximales et moyennes au-dessus de 10 °C. Il maximise ainsi dans son calcul le poids des températures maximales, dont Huglin considère qu'elles jouent un rôle important dans l'avancement de la croissance de la vigne (Huglin et Schneider, 1998). Six classes de climat viticole ont été déterminées à partir de cet indice par Tonietto et Carbonneau (2004), fixant la limite climatique inférieure de la culture de la vigne à 1500 degrés-jours (Tableau 3).

Tableau 3: Classification des zones viticoles basée sur les valeurs de l'Indice de Huglin (Tonietto et Carbonneau, 2004).

Caractéristiques	Rangs	Valeurs
Très chaud	IH +3	IH > 3000
Chaud	IH +2	2400 < IH < 3000
Tempéré chaud	IH + 1	2100 < IH < 2400
Tempéré	IH -1	1800 < IH < 2100
Frais	IH -2	1500 < IH < 1800
Très frais	IH -3	IH < 1500

2.4.4 Grapevine Flowering Veraison model (GFV)

La phénologie de la vigne est très sensible aux températures. Le modèle phénologique GFV (Parker *et al.*, 2011, 2013) a pour objectif d'estimer la date de la floraison et de la véraison en fonction de sommes thermiques pour une très large gamme de cépages dans le monde. Il a été créé à partir de 81 variétés de vignes et sur des relevés de 2278 dates de floraison et de 2088 dates de véraison, en 123 lieux différents, et sous un large spectre de macro climats. Il se calcule en additionnant les températures journalières moyennes supérieures à 0 °C à partir du 60e jour de la saison (1er mars ou 29 février en cas d'année bissextile) dans l'hémisphère Nord et à partir du 28 août dans l'hémisphère Sud. Une valeur de degrés-jours propre à chaque cépage est attribuée permettant d'estimer la date de floraison et de véraison (Tableau 4).

Tableau 4: Sommes thermiques (F), basées sur le Grapevine Flowing Veraison model (GFV), pour lesquelles les principaux cépages rouges du Bordelais atteignent la floraison et la véraison (Parker et al., 2011)*

Floraison	F*	RMSE	r^2
Merlot	1269	5.6	0.79
Cabernet-Sauvignon	1299	5.2	0.72
Cabernet franc	1245	5.1	0.72
Véraison	**F***	**RMSE**	**r^2**
Merlot	2636	6.6	0.73
Cabernet-Sauvignon	2689	6.9	0.64
Cabernet franc	2692	7.1	0.63

2.4.5 Indice de fraîcheur des nuits

L'indice de fraîcheur des nuits (Tonietto et Carbonneau, 2004) a été créé pour étudier l'influence des conditions nocturnes sur la maturation des baies au cours du mois précédant les vendanges. Les températures nocturnes influent sur la biosynthèse des composés aromatiques durant la phase de maturation, dans les 30 jours précédant la récolte (Vaudour, 2003). Il correspond dans l'hémisphère

Nord à la température minimale moyenne du mois de septembre, et à la température minimale moyenne du mois de mars dans l'hémisphère Sud. Quatre classes ont été définies suivant la température moyenne nocturne au cours de la période de maturation (Tableau 5).

Tableau 5: Classification des zones viticoles basée sur l'indice de fraîcheur des nuits (Tonietto et Carbonneau, 2004)

Caractéristiques	Rangs	Valeurs
Nuits chaudes	IF1	IF>18 °C
Nuits tempérées	IF2	14 °C < IF < 18 °C
Nuits fraîches	IF3	12 °C < IF < 18 °C
Nuits très fraîches	IF4	IF < 12 °C

2.5 Limites thermiques de la culture de la vigne

L'étude des températures est donc indissociable de l'étude d'un terroir viticole. Historiquement la vigne est majoritairement cultivée dans les zones tempérées avec des températures moyennes comprises entre 12 °C et 22 °C (Figure 15).

Figure 15: Principales régions viticoles (en noir) et secteurs compris entre l'isotherme 12 °C et l'isotherme 22 °C (1950-1999) (en gris). Source : Jones, 2012

Des vignobles sont cependant implantés au-delà de ces limites thermiques. Dans les secteurs tropicaux, la culture de la vigne en altitude permet d'atténuer les températures trop élevées. Par exemple, sur l'île de la Réunion située en climat tropical (21°S), des vignes sont implantées dans le cirque de Cilaos, à 1300 m d'altitude. Le gradient thermique altitudinal limite les extrêmes chauds au cours de l'été austral, et les températures nocturnes sont suffisamment basses pendant la maturation pour permettre une bonne synthèse des arômes. En deçà de l'isotherme 12 °C, comme au Québec au Canada, les viticulteurs utilisent des cépages très précoces pour répondre aux courtes saisons végétatives et emploient diverses pratiques pour protéger les vignes des températures extrêmes de l'hiver qui peuvent descendre jusqu'à -30 °C (ex : buttage au pied, enfouissement sous la neige) (Jolivet et Dubois, 2000a, 2000b).

Le changement climatique en cours va remanier les positions en latitude et en altitude des isothermes actuelles. La composante climatique des terroirs risque d'être altérée, influant sur la typicité des vins produits.

2.6 Changement climatique et viticulture

L'étroite relation entre la vigne et les températures et l'augmentation générale des températures moyennes au cours des dernières décennies a modifié la composante thermique des terroirs viticoles. Une nouvelle augmentation des températures moyennes est attendue d'ici à la fin du XXIe siècle. L'étude de ce changement et des conséquences sur les cultures viticoles est essentielle pour la pérennité de la profession.

2.6.1 Augmentation des températures dans les vignobles

La communauté scientifique a commencé à s'intéresser aux conséquences du changement climatique sur l'environnement viticole principalement à partir des années 2000, alertant sur une altération possible des terroirs viticoles par le changement climatique (Schultz, 2000). De nombreuses études ont montré une augmentation des températures moyennes dans les vignobles mondiaux (Jones, G. *et al.*, 2005 ; Tondut *et al.*, 2006), ainsi qu'une augmentation des valeurs des indices bioclimatiques (White *et al.*, 2006 ; Santos *et al.*, 2012) (Figure 16). Les limites théoriques de culture de la vigne sont remontées en latitude, expliquant l'émergence relativement récente de nouveaux vignobles septentrionaux, par exemple en Angleterre (Jones, 2004). Cette augmentation des températures a modifié les conditions de développement de la vigne et de maturation du raisin.

Figure 16: Indices de a) Winkler et de c) Huglin calculés en Europe sur la période 1980-2009 et les différences entre les médianes des calculées pour les indices de b) Winkler et d) Huglin sur la période 1950-1979. Source : Santos et al., 2012

2.6.2 Changement climatique : impact sur la vigne et le vin

La modification des conditions climatiques au cours de la seconde moitié du XXe siècle et au début du XXIe a d'ores et déjà modifié la phénologie de la vigne, provoquant une avancée dans la saison des différents stades phénologiques (Jones, G. *et al.*, 2005 ; Webb *et al.*, 2008 ; van Leeuwen Bois *et al.*, 2009 ; Mira de Orduña, 2010). Cette avancée des stades phénologique est particulièrement marquée pour la floraison et la véraison (Duchêne et Schneider, 2005). Les vendanges débutent par conséquent plus tôt (Adelsheim *et al.*, 2016). Une trop grande précocité dans les vendanges peut mener à un mauvais équilibre sucre/acides, et une modification de l'expression aromatique (Pons *et al.*, 2017). L'augmentation des températures nocturnes pendant la période de maturation engendre des problèmes similaires (Madelin *et al.*, 2010). Le nombre et la durée des épisodes de sécheresse dans les vignobles a également augmenté lors des 60 dernières années. Plus qu'une raréfaction des précipitations, c'est l'augmentation de l'évapotranspiration due à l'augmentation des températures qui en est responsable. Le bilan hydrique devient de plus en plus déficitaire (van Leeuwen et Destrac-Irvine, 2017).

2.6.3 Vers une transformation radicale de la viticulture ?

Dans le dernier rapport du GIEC, il est jugé hautement probable que l'augmentation des températures se poursuive tout au long du XXIe siècle avec une intensité variable (de 2 °C à 6 °C) suivant les scénarios d'émission de GES. L'adaptation à ces futures conditions plus chaudes est un des défis important pour la pérennité de la filière vitivinicole. Hannah et al (2013) prévoient une forte baisse de la possibilité de cultiver la vigne dans de nombreux vignobles actuels et la création de nouveaux vignobles dans des secteurs plus propices (en latitude et en altitude) (Figure 17).

Figure 17: Changement du potentiel viticole pour le scénario RCP 8.5 pour sur la période 2041-2060 avec en rouge les vignobles actuels dont le potentiel diminue, en vert où ce potentiel se maintient et en bleu les nouveaux secteurs potentiellement favorables à la culture de la vigne. Source : Hannah et al., 2013

Cependant, cette étude est basée sur une série d'indices bioclimatiques, et ne prend pas en compte la probable adaptation des acteurs de la filière viticole. Van Leeuwen *et al* (2013) ont montré que dans certains vignobles actuels le vin produit est toujours de qualité, alors les limites théoriques de ces indices sont d'ores et déjà dépassées. Face à un environnement changeant, les solutions d'adaptations sont nombreuses. Van Leeuwen et Destrac-Irvine (2017) ont présenté une série de réponses possibles à disposition de la profession viticole pour limiter les impacts de l'augmentation des températures : modification de pratiques viticoles (diminution du rapport feuille/fruit), sélection de matériel végétal plus tardif (cépage, clone, porte-greffe), modification des systèmes de conduite.

De plus, l'utilisation de sorties de modèles climatiques globaux avec une résolution de plusieurs centaines de kilomètres n'est pas appropriée pour la caractérisation de la composante climatique d'un terroir viticole. Même si la connaissance de l'évolution du climat global est essentielle pour mener des études d'impact du changement climatique, la diversité des climats régionaux et locaux des terroirs viticoles doit être intégrée pour plusieurs raisons :

- L'adaptation au changement climatique sera principalement réalisée par les viticulteurs, à l'échelle de leur exploitation. La résolution des modèles globaux n'est pas adaptée pour la mise en place des stratégies d'adaptation à cette échelle (Dunn *et al.*, 2015).
- Le climat à l'échelle locale est indissociable des spécificités d'un terroir viticole et de la typicité des vins produits. Or, le climat peut présenter des variations importantes sur de courtes distances, participant aux forts contrastes dans les vins produits au sein d'une même région viticole.

2.7 Conclusion

La forte relation entre la phénologie de la vigne et le climat, spécifiquement les températures, place la viticulture comme particulièrement sensible au changement climatique prévu pour les décennies à venir. Les effets de l'augmentation des températures sur les vignobles sont déjà quantifiables. L'étude des impacts de l'augmentation des températures sur les vignobles doit prendre en compte le système terroir et les interactions qui opèrent en son sein (climat, vigne, sol).

La connaissance du climat à l'échelle des terroirs viticoles est essentielle dans un contexte de changement climatique. La variabilité du climat local peut être un atout dans les stratégies d'adaptations de la filière face au changement en cours. Pour cela le développement de modélisations des scénarios du changement climatique intégrant les échelles locales est nécessaire.

Conclusion de la première partie

À l'échelle du globe, les températures ont augmenté rapidement au cours du XXe siècle, du fait des importants rejets de GES par les activités anthropiques. D'ici à la fin du XXIe siècle, une nouvelle augmentation (entre 2 °C et 6 °C) des températures moyennes de la planète est attendue. La viticulture et le style de vin produit sont fortement tributaires de la température de l'air. Lors des décennies à venir, les viticulteurs vont faire face à une modification des propriétés climatiques de leurs terroirs viticoles.

Pour permettre aux acteurs de la filière de mettre en place des stratégies d'adaptation adéquates au changement climatique, il est nécessaire d'avoir une bonne connaissance de l'évolution du climat à l'échelle des terroirs viticoles. Les modèles climatiques simulent des futures possibles du climat en fonction de différents scénarios socio-économiques. La régionalisation via l'utilisation de modèle régionaux a fortement amélioré fortement la résolution spatiale des projections des scénarios de changement climatiques, facilitant les estimations de ses impacts sur les pratiques viticoles aux échelles globales et régionale.

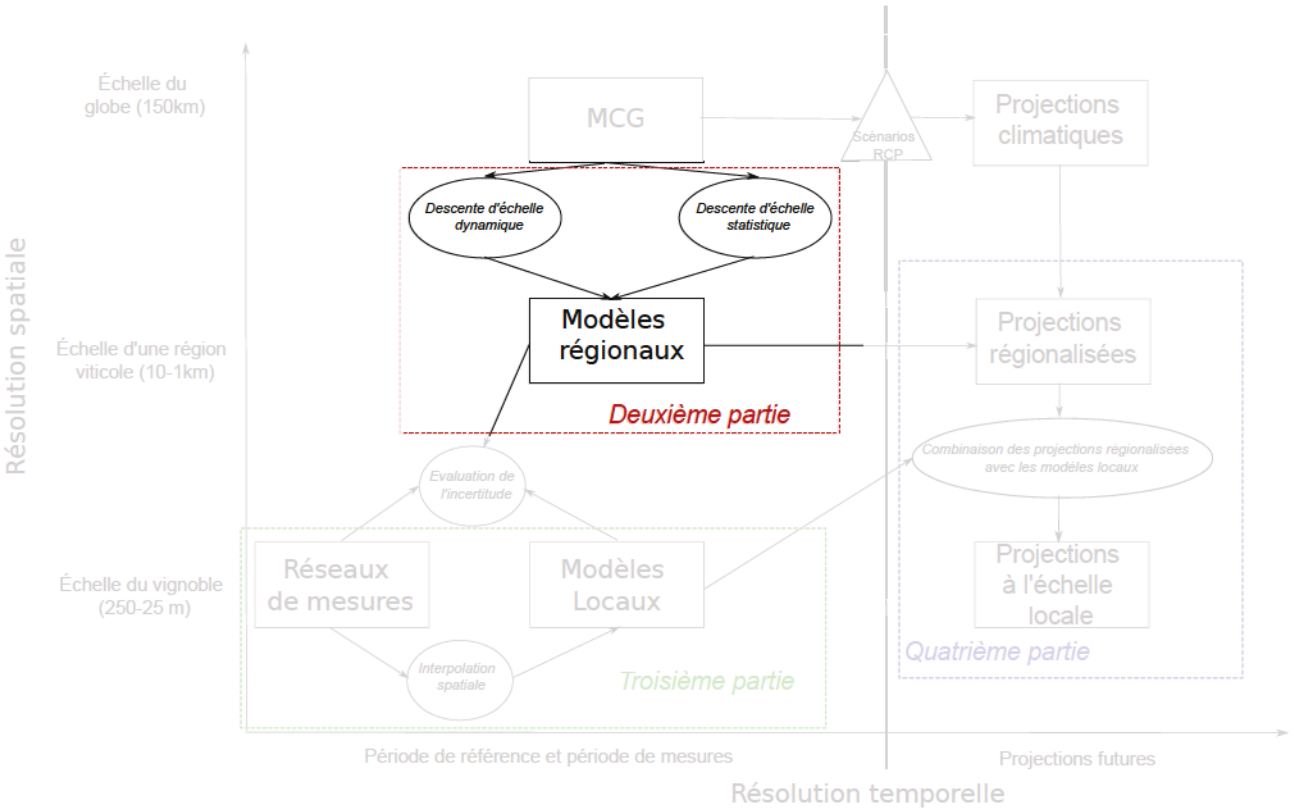
Mais les temps et la puissance de calcul des modèles dynamiques augmentent considérablement avec l'affinement de la résolution spatiale, de même que l'incertitude épistémique lié à la modélisation. En effet ces modèles présentent des difficultés à représenter les phénomènes climatiques les plus locaux. Leurs résolutions spatiales optimales restent souvent insuffisante pour prendre en compte la variabilité locale des terroirs viticole. En effet à l'échelle d'un terroir, les températures peuvent présenter des variations importantes sur de faible distances. Les méthodes d'interpolation spatiale utilisées via des réseaux de mesures installés dans des vignobles intègrent cette variabilité locale. Mais la nécessité d'utiliser des données de mesures ne permet pas de les projeter en fonction des scénarios du changement climatique. Or, la prise en compte de cette échelle locale dans les projections du changement climatique est essentielle pour le développement d'outil et de méthodes adaptés aux terroirs viticoles.

SECONDE PARTIE : MODÉLISATION DYNAMIQUE À MÉSO-ÉCHELLE

*Les modèles climatiques dynamiques à aire limitée possèdent des résolutions spatiales de plus en plus fines. Les modèles globaux fournissent les données aux limites des domaines des modèles régionaux, ces derniers peuvent être utilisés pour représenter le climat passé d'une région, mais ils sont également employés pour la prévision météorologique, ainsi que pour régionaliser les sorties des modèles de changement climatique. L'emploi de modèles dynamiques régionaux composés d'échelles imbriquées présente l'avantage de s'appuyer sur les équations physiques de l'atmosphère et fournissent un grand nombre de variables climatiques à différentes résolutions, permettant ainsi d'obtenir une information climatique détaillée à l'échelle d'une région viticole. Dans le cadre d'études viticoles, ces modèles caractérisent les variations du climat à méso-échelle en simulant les mécanismes provoquant la variabilité climatique. Depuis plusieurs années, le modèle à aire limitée WRF est utilisé avec une résolution spatiale de 1 km sur les vignobles de Marlborough en Nouvelle-Zélande. La modélisation est complétée par un réseau de mesures composé de stations météorologiques (**Chapitre 4**). Les sorties de températures à 2 m de ce modèle sont utilisées pour calculer les indices bioclimatiques viticoles sur plusieurs millésimes consécutifs. Le **chapitre 5** présente les principaux résultats issus de ces analyses.*

*Cependant, la mise en place de ce type de modèle requiert des temps et une puissance de calcul importants ainsi que des espaces de stockage conséquents. Ces derniers étant exponentiels avec l'affinement de la résolution spatiale et temporelle, la couverture spatiale diminue avec l'augmentation de la résolution spatiale. Le **chapitre 6** présente le développement d'une méthode de descente d'échelle statistique permettant d'obtenir des cartes de températures avec une résolution de 1 km en réduisant considérablement les temps de calcul.*

*Enfin, l'utilisation d'un modèle climatique va de pair avec l'évaluation de l'incertitude. Le **chapitre 7** évalue la capacité du modèle à reproduire les températures en s'appuyant sur le réseau de stations météorologiques en place. L'analyse des biais est faite à diverses échelles temporelles et sous différentes conditions atmosphériques. Puis une correction du biais moyen annuel est proposée afin d'affiner les valeurs des indices bioclimatiques obtenues dans le **chapitre 5**.*


Échelle du globe (150km)
Échelle d'une région viticole (10-1km)
Échelle du vignoble (250-25 m)
Résolution spatiale
MCG
Scénarios RCP
Projections climatiques
Descente d'échelle dynamique
Descente d'échelle statistique
Modèles régionaux
Deuxième partie
Projections régionalisées
Combinaison des projections régionalisées avec les modèles locaux
Projections à l'échelle locale
Quatrième partie
Evaluation de l'incertitude
Réseaux de mesures
Modèles Locaux
Interpolation spatiale
Troisième partie
Période de référence et période de mesures
Projections futures
Résolution temporelle

CHAPITRE 3 : APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA MODÉLISATION DYNAMIQUE EN CONTEXTE VITICOLE

Depuis plusieurs années, le modèle dynamique régional à aire limitée Weather Research and Forecasting (WRF) est utilisé pour modéliser le climat à méso-échelle dans plusieurs régions viticoles néo-zélandaises. Après avoir décrit le contexte général de la viticulture en Nouvelle-Zélande, ce chapitre se focalise sur une présentation du site d'étude et des dispositifs expérimentaux mis en place. La description et l'utilisation du modèle WRF dans ce contexte sont ensuite abordées.

3.1 Viticulture en Nouvelle-Zélande

La culture de la vigne en Nouvelle-Zélande a débuté avec l'arrivée des Européens à la fin du XIXe siècle. Mais l'industrie vitivinicole a réellement commencé à se développer à partir de la fin des années 1980, et se situe aujourd'hui au 18e rang mondial en termes d'hectolitres produits (OIV, 2015). Les vignobles sont répartis sur les deux îles. La topographie et la position latitudinale des régions viticoles de Nouvelle-Zélande engendrent une forte disparité au niveau climatique, allant du climat de type subtropical pour les régions viticoles les plus au nord, (avec une température moyenne pendant la saison végétative de 17.6 °C) à des climats de types tempérés beaucoup plus frais au sud de l'île du Sud dans la région de Central Otago (avec une température moyenne au cours de la saison qui s'élève à 14.3 °C) (Figure 18). La forte disparité spatio-temporelle des climats régionaux affecte de manière significative la quantité, les caractéristiques et la qualité des vins produits sur une année donnée (Trought, 2005). Les risques climatiques pour l'industrie viticole sont principalement le développement de maladie dû aux développements de moisissures (ex : botrytis et mildiou) dans les secteurs chauds et humides, et les gelées printanières dans les vignobles les plus austraux. Les conditions tempérées fraîches présentes dans les régions au sud de la Nouvelle-Zélande sont favorables à l'élaboration de vins fins (Sturman Schulmann *et al.*, 2014). En effet, la plupart des vins néo-zélandais primés présentent la particularité d'être cultivés dans des conditions plus fraîches que leurs équivalents internationaux (Imre et Mauk, 2009).

Figure 18: Température médiane annuelle en Nouvelle-Zélande. Source : NIWA

Marlborough est la principale région viticole de Nouvelle-Zélande avec 66 % de la surface totale cultivée et elle représente 65 % de la production (Imre et Mauk, 2009). Le cépage Sauvignon Blanc représente 77 % du vignoble dont la majorité de la production est destinée à l'exportation générant plus de 750 millions d'euros en 2012.

La situation géographique du site au nord-est de l'île du Sud (Figure 19), bordé par l'océan Pacifique et cerné de hautes montagnes engendre une forte variabilité climatique, impactant le style de vin d'une année donnée (Trought, 2005). Le climat frais au cours du printemps soumet les vignes au risque de gelées printanières. Les projets de recherche sur les relations climat/vigne se sont naturellement intéressés à cette région afin de développer des méthodes de mesures et de modélisations agroclimatiques

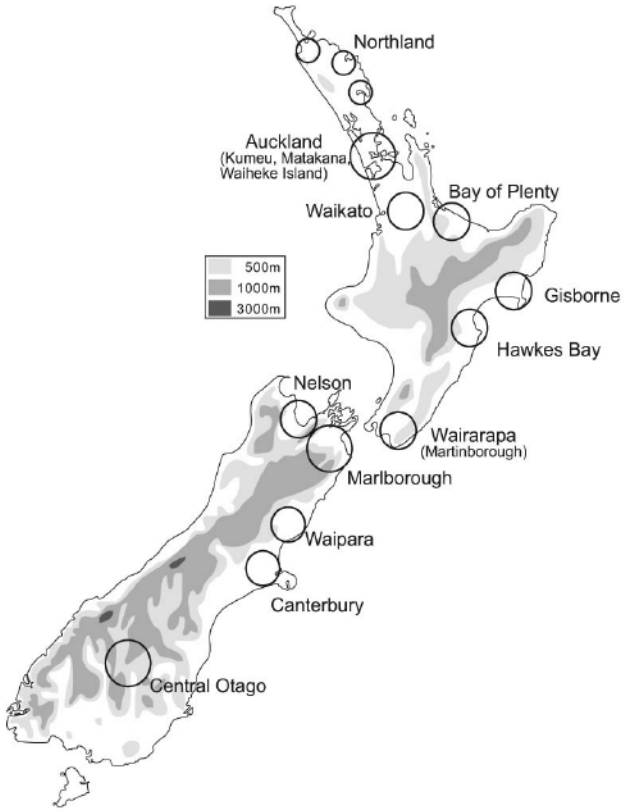


Figure 19: Localisation des principaux vignobles de Nouvelle-Zélande. Source : Sturman et al.,2016

3.2 Modélisation et mesure agroclimatiques dans les vignobles Néo-Zélandais

3.2.1 Site d'étude et réseau de mesure

Les vignobles de Marlborough sont bordés à l'est par l'Océan Pacifique et entourés de montagnes culminant à plus de 2000 m d'altitude les mettant en situation d'abri par rapport aux masses d'air humides dominantes en provenance de l'ouest de la Nouvelle-Zélande (Sturman et Tapper, 2006). Les vignes sont réparties le long de deux vallées principales, la vallée de l'Awatere et la vallée de Wairau (Figure 20). Les vignes sont plantées majoritairement sur les terrains les plus plats ou en pentes douces même si de plus en plus de coteaux plus abrupts sont reconvertis en vignobles (Imre et Mauk, 2009). Le climat est de type « tempéré chaud ». Les précipitations sont plus importantes l'hiver avec 70 mm en juillet et en août, tandis que l'été austral comporte un mois sec en février (35 mm), ce qui confère des traits méditerranéens au secteur. Mais les facteurs géographiques engendrent d'importantes variations climatiques. Les vignobles sont soumis à la fois aux effets de l'océan (brises de mer, inertie thermique) et du relief accidenté (écoulement d'air froid, effet de foehn).

Cette forte variabilité climatique va influencer la qualité et la quantité du vin produit dans la région. Une meilleure compréhension et quantification de ces variations climatiques est essentielle

pour l'adaptation du vignoble et des pratiques culturales face au changement climatique. La température est le principal paramètre pesant sur la variabilité interannuelle du rendement du vignoble, l'humidité du sol étant assurée par l'utilisation généralisée de l'irrigation sur le secteur. Au niveau des extrêmes climatiques, cette région est fortement soumise aux épisodes gélifs printaniers.

Pour mesurer cette variabilité spatiale du climat, un réseau de stations météorologiques a été installé dans les vignobles par différents organismes (University of Canterbury, National Institute of Water and Atmospheric research, Plant And Food Research, Climate Consulting) (Figure 20). Ce réseau de mesures, à l'échelle de cette région viticole, mesure ponctuellement la variabilité spatiale des températures. Cette approche est complétée par l'utilisation d'un modèle dynamique à aire limitée, le modèle WRF. L'utilisation couplée de la modélisation et de l'observation permet dans un premier temps de déterminer et de quantifier les sources d'incertitudes liées à la modélisation. Dans un second temps, lors de la modélisation prochaine des scénarios du changement climatique, les données mesurées pourront servir à la calibration du modèle et comme période de référence pour l'échelle régionale de ce secteur.

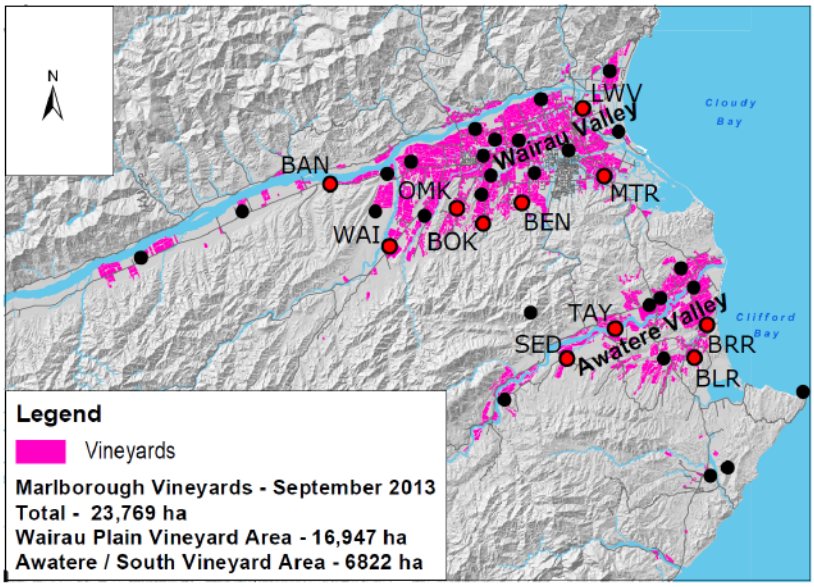


Figure 20: Surface occupée en vigne et stations de mesures climatiques dans les vignobles de Marlborough. Source : Sturman et al., 2016

3.2.2 Modélisation dynamique à méso-échelle dans les vignobles de Marlborough

Le Weather Research and Forecasting model (WRF) est un modèle numérique à aire limitée, la présentation de ce type de modèle a été faite dans le chapitre 1. WRF est un modèle open-source de prédiction météorologique et de simulation de l'atmosphère (Skamarock *et al.*, 2008). WRF est largement utilisé à travers le monde pour diverses applications telles que la prévision météorologique en temps réel ou des simulations climatiques régionales.

Le modèle fonctionne avec un système de grilles imbriquées à différentes résolutions spatiales permettant de limiter les temps de calcul notamment pour atteindre les résolutions les plus fines (Jacobson, 2005), le poids des sorties obtenues étant exponentiel avec l'affinement de la résolution (Tableau 6).

Tableau 6: Fiche technique descriptive des différentes grilles de WRF utilisée pour la modélisation climatique dans les vignobles de Marlborough

Domaine (Grille)	Résolution	Couverture	Poids (en Mo) pour une journée (pas de temps horaires)
1	27 km	Ensemble de la Nouvelle-Zélande	150
2	9 km	1/2 Nord de l'ile du Sud et 1/2 du Sud de l'ile du Nord	220
3	3 km	Nord-Ouest de l'ile du Nord	1100
4	1 km	Vignoble de Marlborough et Marlborough sounds	2500

La grille la plus large couvre l'ensemble de la Nouvelle-Zélande avec une résolution spatiale de 27 km permettant de représenter l'évolution des situations synoptiques autour du pays. La seconde grille comprend la moitié sud de l'île du Nord et la moitié nord de l'île du Sud à une résolution de 9 km. La grille suivante a une résolution de 3 km, elle est centrée sur le Nord de l'île du Sud, et représente l'environnement régional, notamment les massifs montagneux à l'ouest et le détroit de Cook au Nord. La grille la plus fine quant à elle couvre la région des vignobles de Marlborough avec une résolution de 1 km (Figure 21). La topographie locale est intégrée pour la représentation des perturbations induites par les conditions de surface à cette échelle (brise de mer, effet de foehn). Les conditions initiales aux bords de chaque niveau de grille sont forcées par les sorties de la grille de niveau supérieure, le domaine à 27 km étant initialisé avec les données NCEP FNL[8] qui fournissent les conditions aux limites du domaine toutes les 6 heures.

Figure 21: a) Couverture spatiale des quatre niveaux de grille de WRF b) secteur couvert par la résolution la plus fine (1 km) Source : Sturman et al., 2016

8 National Centers for Environmental Prediction/National Weather Service/NOAA/U.S. Department of Commerce. 2000, updated daily. *NCEP FNL Operational Model Global Tropospheric Analyses, continuing from July 1999*. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory. https://doi.org/10.5065/D6M043C6. Accessed 15-01-2013

Les sorties du modèle WRF fournissent les principales variables climatiques pour chacun de ces domaines à une résolution temporelle de 3 h pour les deux grilles les plus larges et au pas de temps horaire pour les résolutions les plus fines.

Les simulations climatiques ont débuté en 2008 et, le nombre de millésimes modélisés est désormais suffisant pour décrire les variations intra-annuelles et interannuelles de cette région. Pour chacun des millésimes étudiés, des indices bioclimatiques propres à la vigne ont été calculés à partir de la grille la plus fine (chapitre 4).

L'évaluation de l'incertitude du modèle est nécessaire pour s'assurer que le modèle représente correctement le climat régional de la région. La validation des valeurs modélisées a été effectuée en utilisant les données du réseau de stations météorologiques. Les indices calculés à partir des sorties du modèle WRF ont été comparées avec les données enregistrées par les stations. Les conditions climatiques générales ayant un rôle important dans la distribution des températures à l'échelle de la région de Marlborough (Sturman et Quénol, 2012), la qualité des modélisations a été évaluée sous diverses conditions atmosphériques déterminées à partir de la grille à 27 km de WRF (chapitre 6).

CHAPITRE 4 : APPLICATION DE MODÈLE CLIMATIQUE À HAUTE RÉSOLUTION POUR L'ÉTUDE DE LA VARIABILITÉ CLIMATIQUE D'UNE RÉGION VITICOLE

L'utilisation du modèle à haute résolution WRF permet de caractériser la variabilité du climat à l'échelle régionale. Ce modèle atteint des résolutions spatiales adaptées à l'échelle régionale mais nécessite des puissances de calcul et des espaces de stockage importants. Dans un contexte viticole, WRF a déjà été utilisé à plusieurs reprises, par exemple pour l'étude de la variabilité des températures en Bourgogne (Xu *et al.*, 2012) et dans le sud de l'Angleterre (Nesbitt *et al.*, 2016). En Nouvelle-Zélande, le modèle est utilisé pour l'étude de la variabilité climatique à méso-échelle des vignobles de Marlborough avec une résolution spatiale de 1 km, depuis le millésime 2008-2009.

Dans ce chapitre, les sorties des températures du modèle ont été utilisées pour calculer et cartographier les principaux indices bioclimatiques de cette région viticole (Sturman *et al.*, 2017). Le modèle phénologique GFV a également été employé pour modéliser les dates théoriques de floraison et de véraison du principal cépage cultivé dans le secteur : le Sauvignon blanc.

La forte variabilité spatiale des valeurs des indices révèle la complexité climatique de cette région viticole, jouant un rôle important sur les disparités dans la phénologie de la vigne. Mais cette complexité climatique questionne sur la capacité du modèle WRF à reproduire les phénomènes de sous-mailles (<1 km). L'utilisation du réseau de stations en place a permis de contrôler les résultats obtenus par la modélisation.

4.1 Modélisation des indices bioclimatiques à méso-échelle

Les simulations climatiques WRF ont été réalisées à un pas de temps horaire sur l'ensemble des millésimes depuis 2008-2009 (Figure 22). Les millésimes étudiés présentent des profils très différents, marqueur de la forte variabilité interannuelle des températures sur le site.

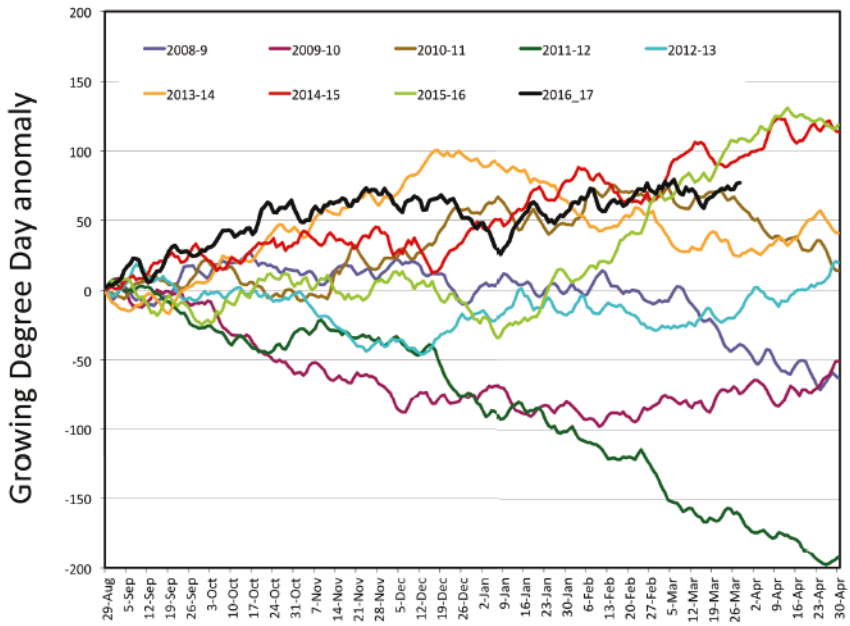


Figure 22: Anomalies de degrés-jours base 0 °C observées sur les vignobles de Marlborough (2008-2017) source : http://wineclimate.co.nz/

En utilisant ces sorties à 1 km de résolution, il est possible de calculer les indices bioclimatiques propres à la vigne et de mener une analyse spatiale des caractéristiques agroclimatique. Trois indices ont été retenus :

- « Mean growing sesaon temperature (GST) » (1 octobre au 03 avril)
- L'indice de Huglin (1 octobre au 31 mars)
- L'indice GFV

L'utilisation de l'indice GST et de l'indice de Huglin résume la variabilité des températures sur le secteur. Largement employés dans les études traitant des climats viticoles, ils facilitent la comparaison avec d'autres régions viticoles. L'indice GFV relie deux des principaux stades phénologiques de la vigne (floraison, véraison) avec l'accumulation des températures moyennes journalières au-dessus de 0°.

La cartographie de ces deux indices présente de nombreuses similitudes (Figure 23 et Figure 24). L'altitude et la distance à la côte ont une influence importante sur l'environnement thermique de la région. Cependant, des différences sont notables, l'indice GST révèle une bande littorale avec des valeurs beaucoup plus élevées tandis que l'indice de Huglin est plus élevé au centre de la vallée Wairau, secteur où se concentre la majorité des vignobles. Cette partie du site d'étude plus encaissée va être moins soumise aux effets rafraîchissants des brises de mer au cours de la journée (Bonnardot *et al.*, 2011). Inversement, la bande littorale va profiter de manière plus importante de

l'effet d'inertie thermique de l'Océan Pacifique au cours de la nuit, lui procurant des températures minimales plus élevées.

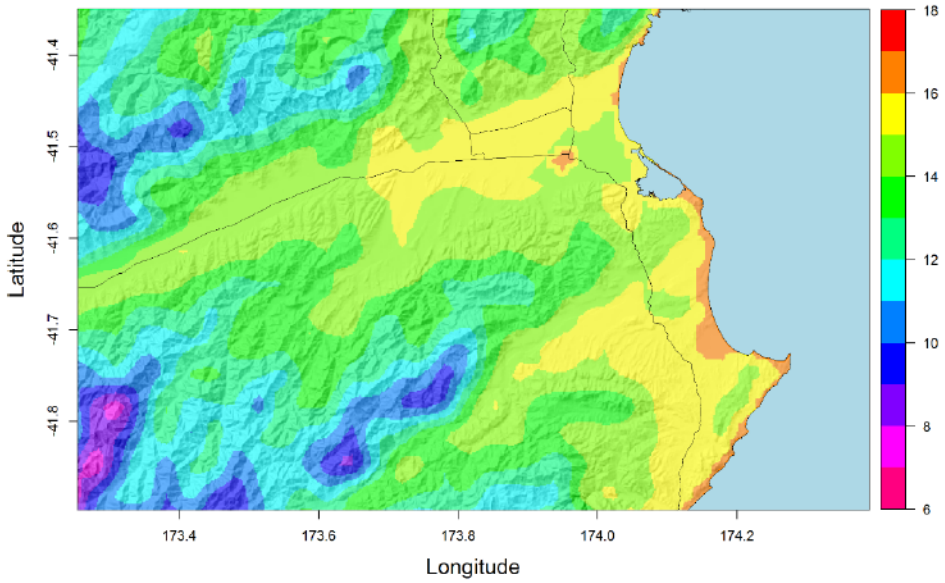


Figure 23 : Températures moyennes pendant la saison végétative dans les vignobles de Marlboroug (01-09 au 30-04, indice GST) de 2008-2009 à 2013-2014.Données WRF à 1km de résolution .Source : Sturman et al., 2017

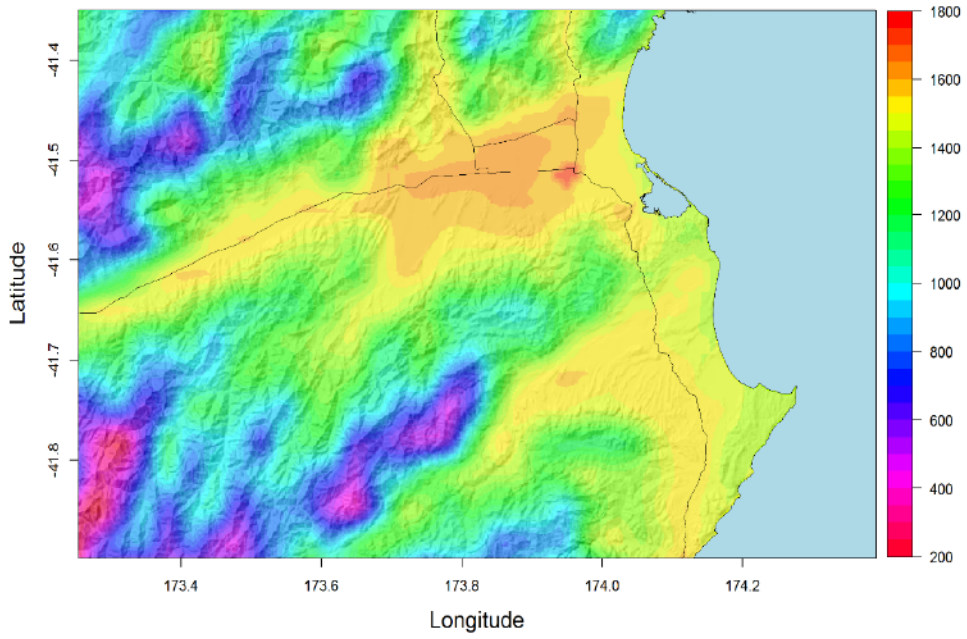


Figure 24: Indice de Huglin moyen de 2008-2009 à 2013-2014 dans les vignobles de Marlborough. Données WRF à 1km de résolution.Source : Sturman et al., 2017

Les vignobles de Marlborough sont disposés dans les secteurs présentant les valeurs modélisées de températures et de degrés-jours les plus élevées du site. Les secteurs plus en altitude ne permettent pas d'obtenir des conditions thermiques suffisantes pour la bonne maturation du raisin. Pour se développer correctement, la vigne requiert des accumulations de températures suffisantes pour un bon développement de sa croissance du débourrement à la maturation. L'indice GFV simule à partir d'une somme de degrés-jours la date à laquelle 50 % de la floraison est atteinte. Pour le Sauvignon blanc par exemple, la valeur est de 1282 degrés-jours. La cartographie de la floraison du Sauvignon blanc basée sur cet indice (Figure 25 et Figure 26) permet aux viticulteurs d'anticiper la croissance de la vigne pour chaque millésime étudié. Les figures mettent également en avant la variabilité interannuelle de chaque secteur. L'utilisation combinée de modèles de prédiction de la phénologie avec les sorties de modèles à haute résolution donne à la filière viticole une information quantifiée et spatialisée pour chaque millésime. La mise à jour de l'évolution des degrés-jours est faite quotidiennement par les équipes du « Centre for atmospherics Research » de Christchurch en Nouvelle-Zélande (http://wineclimate.co.nz/? page_id=47).

Figure 25: Dates pour lesquelles le Sauvignon Blanc est à mi-floraison pour le millésime 2013-2014 selon l'indice GFV dans les vignobles de Marlborough.Données WRF à 1km de résolution. Source : Sturman et al., 2017

Figure 26: Dates moyennes pour lesquelles le Sauvignon Blanc a atteint la mi-floraison pour les millésimes de 2008-2009 à 2013-2014 selon l'indice GFV dans les vignobles de Marlborough.Données WRF à 1km de résolution. Source : Sturman et al., 2017

4.2 Limites de la modélisation des indices bioclimatiques

La cartographie de l'indice GST a également été utilisée pour déterminer quels sont les cépages les plus adaptés d'après les classes optimales de températures moyennes de cet indice (Tableau 7). En cartographiant ces classes, la variété qui semble la plus adaptée aux conditions climatiques de la région est le Pinot noir alors que le cépage dominant est le Sauvignon blanc.

Tableau 7: Températures moyennes optimales (octobre à avril) pour les principaux cépages de Marlborough, d'après Jones (2006, 2007)

Cépage	Température moyenne optimale (octobre à avril) en°C
Pinot Gris	13 – 15.2
Chardonnay	14.2 – 17.2
Pinot noir	14- 16.2
Sauvignon blanc	14.8- 18

Il faut être très prudent avec l'interprétation des résultats, les modèles dynamiques, comme tous les modèles, sont une simplification de la réalité, et présentent une part de biais dans leurs estimations. Des études précédentes ont relevé un biais froid dans les sorties des températures moyennes annuelles de WRF (Nesbitt *et al.*, 2016 ; Steele *et al.*, 2015). Le réseau de stations présent sur le site d'étude est utilisé pour évaluer si les sorties utilisées pour les cartographies précédentes présentent également ce biais. (Tableau 8). Le modèle tend également à sous-estimer les températures moyennes et l'intensité du biais est très variable suivant les stations.

Tableau 8: Différences entre valeurs mesurées par le réseau de stations installé dans les vignobles de Marlborough et les valeurs modélisées par le modèle WRF pour le millésime 2013-2014

	Moyenne TN			Moyenne TX		
Station	AWS	WRF	WRF– AWS	AWS	WRF	WRF– AWS
Blenheim Airport	9.7	9.1	-0.7	21.5	20.2	-1.2
Dashwood	10.5	10.4	-0.1	20.6	18.9	-1.7
Bandalero	9.9	9.4	-0.6	21.5	19.4	-2.1
Blind River	11.0	10.6	-0.3	19.8	18.8	-1.0
Booker	10.3	8.9	-1.4	21.3	19.9	-1.4
Blind River Reserve	10.7	14.0	3.4	20.0	17.9	-2.1
Fairhall	9.0	8.9	-0.1	21.0	20.1	-0.9
Lions Back	9.8	10.3	0.5	20.2	19.1	-1.1
Oyster Bay	9.3	9.0	-0.3	22.4	20.2	-2.2
Rapaura	11.4	9.8	-1.6	19.7	20.0	0.3
Rarangi	10.7	10.9	0.2	21.1	18.9	-2.2
Seaview	11.0	10.7	-0.3	19.9	18.9	-1.1
Waihopai	9.2	9.0	-0.2	21.8	19.8	-1.9
Wairau Bar	10.9	13.0	2.1	20.7	18.1	-2.6
Ward	10.2	10.9	0.8	19.6	18.7	-0.9
Waihopai	9.4	8.8	-0.6	22.0	19.9	-2.1
Upper Wairau Valley	9.5	8.9	-0.5	21.5	19.3	-2.2
RMSE		**1.2**			**1.7**	
Index of agreement		**0.66**			**0.50**	

De plus cet indice repose uniquement sur les températures pour définir les limites optimales de cultures. Même si ces dernières ont un effet important sur le développement de la plante, d'autres facteurs permettent de nuancer son impact, notamment les pratiques culturales (Webb *et al.*, 2012). Dans plusieurs régions, certains cépages sont toujours cultivés et produisent des vins de qualité alors que les limites théoriques de culture de ces mêmes cépages ont déjà été dépassées du fait de l'augmentation des températures au cours des dernières décennies (van Leeuwen *et al.*, 2013). En outre, les Sauvignon blanc cultivés à Marlborough sont vendangés à des niveaux de maturité inférieurs aux autres Sauvignon blanc cultivés à travers le monde, ce qui est une expression de leur terroir et confère aux vins produits leur typicité.

4.3 Conclusion

Le modèle WRF a permis de spatialiser plusieurs indices bioclimatiques dans les vignobles de Marlborough. La distribution des valeurs de ces indices est très variable à la fois dans le temps et dans l'espace, reflétant la complexité climatique du site. La phénologie de la vigne en est par conséquent affectée, avec des décalages notables dans les dates d'occurrence de la floraison.

Mais les temps de calcul et l'espace nécessaire à la mise en place d'un tel modèle limitent sa reproductibilité sur des espaces plus larges. Dans certaines situations, ces difficultés techniques peuvent être réduites en utilisant des méthodes de descente d'échelle statistique. En se basant sur les relations statistiques entre les températures de la grille à 3 km et les variables environnementales (topographie, hydrologie) dérivée de la grille à 1 km, il est possible de créer un modèle de fonction de transfert permettant de cartographier les températures à 1 km de résolution en diminuant considérablement les temps de calculs. Cette approche est détaillée dans le **chapitre 6**.

De plus, la part d'incertitude due à l'utilisation du modèle limite la confiance dans les résultats obtenus. Le réseau de stations est utilisé pour mener une étude détaillée des biais dans le **chapitre 7**.

CHAPITRE 5 : MODÉLISATION DYNAMIQUE DU CLIMAT AVEC DESCENTE D'ÉCHELLE STATISTIQUE

L'utilisation de modèle dynamique n'est pas l'unique moyen d'affiner la résolution spatiale des modèles climatiques. De nombreuses méthodes statistiques ont également été développés pour réaliser les descentes d'échelles indispensables pour les études climatiques à des échelles plus fines (Herrera *et al.*, 2006). L'utilisation de méthodes statistiques en complément des descentes d'échelles dynamiques sont des moyens d'atteindre des résolutions plus fines et de couvrir de plus grands espaces, tout en limitant la puissance de calcul nécessaire (Wilby et Wigley, 1997 ; Ayar *et al.*, 2016).

En effet, les temps de calcul nécessaires au fonctionnement des modèles à aire limitée sont l'un des facteurs limitant leur utilisation et leur généralisation. La puissance de calcul et l'espace de stockage requis s'accroissent de manière exponentielle avec l'affinement de la résolution. Le développement de méthodes moins consommatrices en ressources informatiques est un axe de recherche important pour la régionalisation des modèles climatiques, notamment dans le contexte de changement climatique ou de nombreuses années de données sont nécessaires.

Ce chapitre est intégralement composé d'un article présentant une méthode de descente d'échelle statistique associée au modèle à aire limitée WRF, soumis à *Environemental Modeling and Software (révisions mineures)*.

5.1 Évaluation d'une méthode de descente d'échelle statistique

5.1.1 Résumé étendu

Deux méthodes de descentes d'échelle des températures du modèle WRF ont été comparées dans le but d'obtenir une résolution de 1 km sur les vignobles de Marlborough : une méthode dynamique et une méthode statistique. La descente d'échelle dynamique à 1 km est obtenue *via* la configuration de 4 grilles de WRF (descente d'échelle dynamique).

La descente d'échelle statistique est quant à elle réalisée avec une régression non linéaire SVR (Support Vector Regression) entre les températures de la grille à 3 km et les variables topographiques (altitude, pente, orientation, latitude et longitude) à 1 km de résolution. Le biais des deux méthodes est évalué à l'aide de 18 stations météorologiques automatiques sur le site et présentant peu de données manquantes *via* des indicateurs statistiques (RMSE [Root Mean Square Error], IOA [Index of agreement], coefficient de corrélation). L'impact de la taille du jeu d'entraînement est également avec les indicateurs statistiques dans un souci de reproductibilité sur des espaces plus réduits.

Les résultats révèlent que pour un échantillon d'entraînement de taille équivalente, il n'est pas nécessaire d'utiliser la descente d'échelle dynamique, bien plus coûteuse en ressources informatiques et en temps de calcul, la descente d'échelle statistique fournissant des résultats similaires.

5.2 Article : Comparison of statistical and dynamical downscaling results from the WRF model

Renan Le Roux[1], Marwan Katurji[2], Peyman Zawar-Reza[2], Hervé Quénol[1] and Andrew Sturman[2]

[1] LETG-COSTEL, UMR 6554 CNRS, Université de Rennes 2, Place du Recteur Henri Moal, Rennes, France

[2]Centre for Atmospheric Research, University of Canterbury, Christchurch, New Zealand

Highlights

- Two methods of downscaling 2 m air temperatures are compared
- Computation time for downscaling near-surface temperatures reduced
- Both methods evaluated using an independent observation network

Abstract

This study compares two methods of downscaling the Weather Research and Forecasting model output temperatures to 1 km resolution over the largest vineyard area in New Zealand. The WRF dynamical downscaling is obtained *via* a four-level nested grid configuration to create a 1-km grid. The statistical downscaling is achieved using a Support Vector Regression (SVR) between WRF 3-km output temperatures and terrain at 1 km resolution. The bias of the approaches is evaluated using automatic weather stations, the averages of both 1-km and 3-km model output are associated with a cold bias. The sensitivity of the methods to the input sample size is assessed using statistical indicators. The results demonstrate that for an equivalent sample size, there is no need to dynamically downscale the model temperatures from 3 to 1 km, as statistical downscaling seems to provide results very close to those of dynamical downscaling, while requiring less computer resources.

5.3 Introduction

Many atmospheric models can simulate climate at various scales over the Earth's surface. General Circulation Models (GCMs) with a low spatial resolution (~300 km) are mainly used for developing climate change scenarios and for large scale studies. Obviously, this kind of model cannot be used to represent climate variability at the local scale, such as in vineyard areas, so it is important to downscale from larger scale models to a much finer scale in order to investigate climate variability at a more appropriate resolution. Downscaling methods can be split into two broad groups : dynamical downscaling and statistical downscaling. The dynamical approach involves regionalizing GCM output to specific areas on the Earth's surface by combining the

primitive equations associated with continuity, momentum and thermodynamic processes with surface characteristics of the region of interest, such as terrain and land-use. A number of different regional models like RAMS (Regional Atmospheric Modeling System – (Pielke *et al.*, 1992)) or WRF (Weather Research and Forecasting – (Skamarock *et al.*, 2008)) have been widely used to dynamically downscale from the synoptic and larger scale atmospheric circulation in order to provide a high-resolution analysis of weather and climate in regions of complex terrain. Caldwell et al. (2009) evaluated WRF output over California at 12 km resolution. It was also used to study fire weather over New Zealand (Simpson *et al.*, 2014), while WRF has been used in vineyard case studies in both South Africa (Bonnardot et al., 2011 ; Soltanzadeh et al., 2016) and New Zealand (Sturman et al., 2014). One of the main issues for dynamical downscaling is the large amount of computing time needed to achieve fine scale resolution. A way to address this issue is to use statistical methods of downscaling. In this case, local climate is predicted through establishing a relationship between larger scale and local scale variables. There are several different methods of statistical downscaling, including the use of regression models and stochastic weather generators or weather typing, as documented by Wilby and Wigley (1997), Herrera et al. (2006), and Abatzoglou and Brown((2012). Although a number of different regression models exist, Support Vector Regression (SVR) was chosen for this study because of its capability to handle a large amount of multi-dimensional data without requiring significant quantities of computation time. Support Vector Regression has already been carried out in other situations with useful results (i.e. wetland vegetation mapping using temporal series by Betbeder et al., (2014)), atmospheric temperature prediction (Radhika et Shashi, 2009), and time series prediction (Sapankevych et Sankar, 2009). In climate model downscaling, it has been used for downscaling temperature (Anandhi *et al.*, 2009) and precipitation ((Tripathi *et al.*, 2006) ; (Chen *et al.*, 2010)). Dynamical and statistical present advantages and disadvantages, and a number of studies comparing and combining dynamical and statistical downscaling have been applied in climate modelling (Boé, Julien, 2007 ; Gutmann *et al.*, 2012 ; Campozano *et al.*, 2016). These kind of studies are essential to improve the resolution of climate model without increasing the resources required in the modelling process.

5.4 Methodology

5.4.1 Study area and data

The study area for this research is the Marlborough vineyard region, which is the largest wine producing area of New Zealand (23 000 ha are covered by vineyards, and the total study site represents around 6000 km²). The area is surrounded by high mountains (some of which reach over 2000 m) and is bordered by the Pacific Ocean on the eastern side (Figure 27). The complex terrain, combined with the oceanic influence, creates a very specific and complicated local climate influenced by both mountain-valley and land-sea breeze circulations. A network of automatic weather stations (AWS) has been established over recent years to analyse climate variability over

the area. It records climate variables such as temperature, relative humidity, pressure and wind speed and direction every 15 minutes. Some AWS have missing data due to technical issues, while others have only recently been installed. As a result, only 18 AWS with complete data sets over the study period (2013-09-01 to 2014-04-30) have been used in this study. This period was selected as it represents the winegrape growing season in the region.

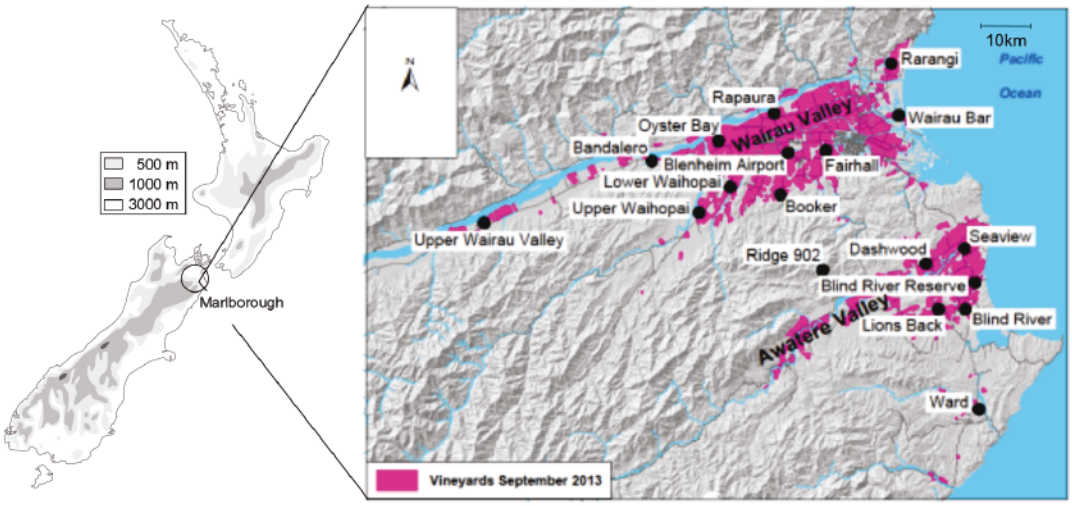


Figure 27: The location of automatic weather stations (AWS) over the Marlborough region operating over the study period of 2013-09-01 to 2014-04-30 (indicated by large black dots). The names of the sites used in this study are indicated.

5.4.2 Statistical and dynamical downscaling

The WRF model uses dynamical downscaling *via* a four-level nested grid configuration to create a 1-km grid. A data set of at least this resolution is required for analysing grapevine response to climate in vineyard regions because the vine is very sensitive to local conditions. The model was run twice per day producing hourly output data of meteorological parameters, including air temperature and pressure, wind speed and direction, and atmospheric humidity. However, this required access to powerful computer facilities and substantial computing time. Previous research indicates that climate is strongly influenced by complex terrain at the fine scale, creating significant spatial variability (Guyot, 1997). However it has been shown that regression functions can be used to represent the relationship between temperature and terrain (Schoof et Pryor, 2001). Cortes and Vapnik (1995) developed the machine learning theory on which SVR is based, and thanks to the use of kernel functions, SVR is able to estimate complex relationships between a dependent variable (temperature in this case, named Y in practice) and a range of independent variables (X). In this analysis, there are six of these latter variables, which were derived from a 1-km digital elevation model (DEM) : elevation, slope, aspect separated into two components (north/south and east/west), and geographic coordinates (latitude and longitude). These environmental parameters have been chosen based on previous work (Le Roux *et al.*, 2017).

The main idea of SVR consists of automatically identifying a number of N support vectors S_i (selected from the data) between which a non-linear regression function can be estimated through a kernel K. The regression function is as follows :

$$Y(X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{N} \beta_i K(X, S_i) + \varepsilon$$

Where S_i, $i=\{1, \ldots, N\}$ are the vector support parameters and β_i the associated coefficients. Variables S_i, N and β_i are automatically computed from the training set using the SVR approach. The only parameter to be selected is the kernel function K. As can be seen in the equation above, it is a function of the dot product between a variable X and each support vector S_i and is therefore always a number (of dimension 1). In the case of a linear regression, $K(X, S_i) = X^T S_i$ where $X^T S_i$ is simply a number representing the usual dot product between X and S_i. The main idea behind this formulation is its ability to choose a non-linear kernel able to model more complex relationships between the predicted Y variable (temperature) and the explanatory variables X (the six parameters mentioned above). A large number of possibilities are available for a kernel function K. In practice, we use a Gaussian kernel : $K(X, S_i) = \exp\left(-g \|X - S_i\|^2\right)$ where g is a parameter to set by cross validation. It has been shown that this kernel is able to extract very complex relationships between variables to predict Y based on the explanatory variables X (Takeda *et al.*, 2007) and is therefore very appropriate for the problem being addressed here. More details of this method are available in Freedman (2009), while Figure 28 illustrates the difference between the application of a linear regression model and SVR and Figure 29 provides a schematic overview of the methodology.

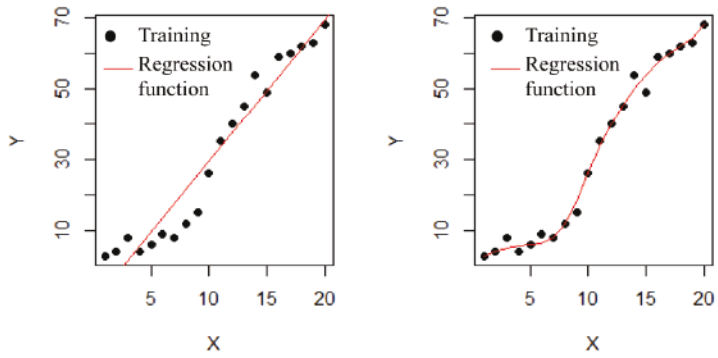


Figure 28: Estimation of a regression function (red) from training data (black dots) using linear regression (left) and SVR (right).

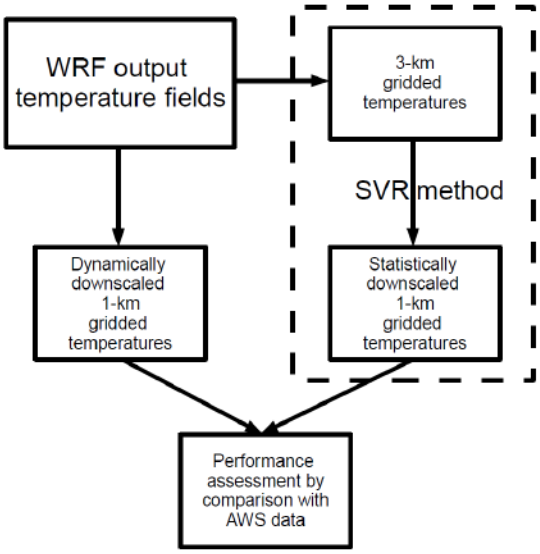


Figure 29: Schematic overview of the methodology used to compare the two downscaling approaches.

5.4.3 Sensitivity to sampling size

As the SVR method is based on the relationship between a number of explanatory variables and a dependent variable, training of the statistical downscaling is dependent on the size of the input dataset. Reducing the number of input points without reducing the accuracy of the downscaled outputs may be possible for studying smaller areas than the Marlborough vineyard region, while at the same time further reducing computation time. The initial dataset of approximately 2000 input points was sampled randomly to obtain a different sized training dataset, the first one with 50 % of the initial dataset (about 1000 points), a second one with 25 % (500 points), and another one with only 5 % (100 points). Then a final sub-sampling was undertaken using a K-means classification. K-means clustering (MacQueen, 1967) is a method commonly used to automatically partition a data set into k groups with similar characteristics. Wagstaff et al. (2001) summarized the method by stating that K-means proceeds by selecting k initial cluster centres and then iteratively refining them by :

- Each instance being assigned to its closest cluster centre
- Each cluster centre being updated to be the mean of the instances inside the cluster.

The algorithm converges when there is no further change in assignment of instances to clusters. This algorithm is applied to the terrain variables (elevation, slope, aspect, and location) with an equivalent sample being taken from each cluster (100 points). This last step is essential in order to know whether the locations of the input points play a role in the quality of the downscaling. The output of each statistical model was compared to the 18 AWS and the dynamical downscaling output.

5.5 Results

5.5.1 Comparison between statistical and dynamical outputs

Comparison of all the hourly values for every grid point (more than 30 million values in total) indicates that the two downscaling methods present very similar results. Most of the differences are very close to 0 (Figure 30a). The hexbin plot in Figure 30 b) is a form of bivariate scatterplot allowing the visualization of big dataset structures. Each data point is associated with a hexagon and the frequency of occurrence of points in each hexagon is counted and plotted using a colour ramp (Lewin-Koh, 2011). This plot confirms that there is good agreement between the two downscaling approaches, although dynamical downscaling seems to be warmer for the simulated minimum temperatures and a bit cooler for the maximum temperatures. The spatial variation of the average difference in temperature between the two methods is shown in Figure 31, confirming the fact that the dynamical downscaling method produces warmer values for low temperatures (mainly observed at higher altitude), while producing cooler values in lower areas. The WRF model also produces warmer values for the coastal strip and the Blenheim urban area.

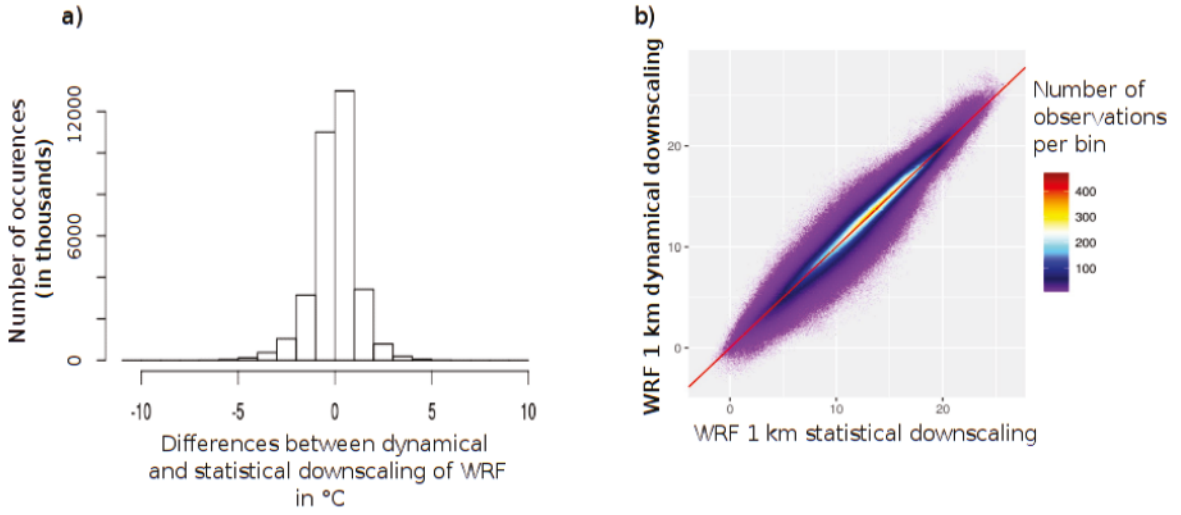


Figure 30: a) Frequency distribution of all differences between dynamical and statistical downscaling of WRF temperatures from 3 to 1 km (hourly data), and b) the relationship between dynamical and statistical downscaling of all WRF hourly output temperatures from 3 to 1 km.

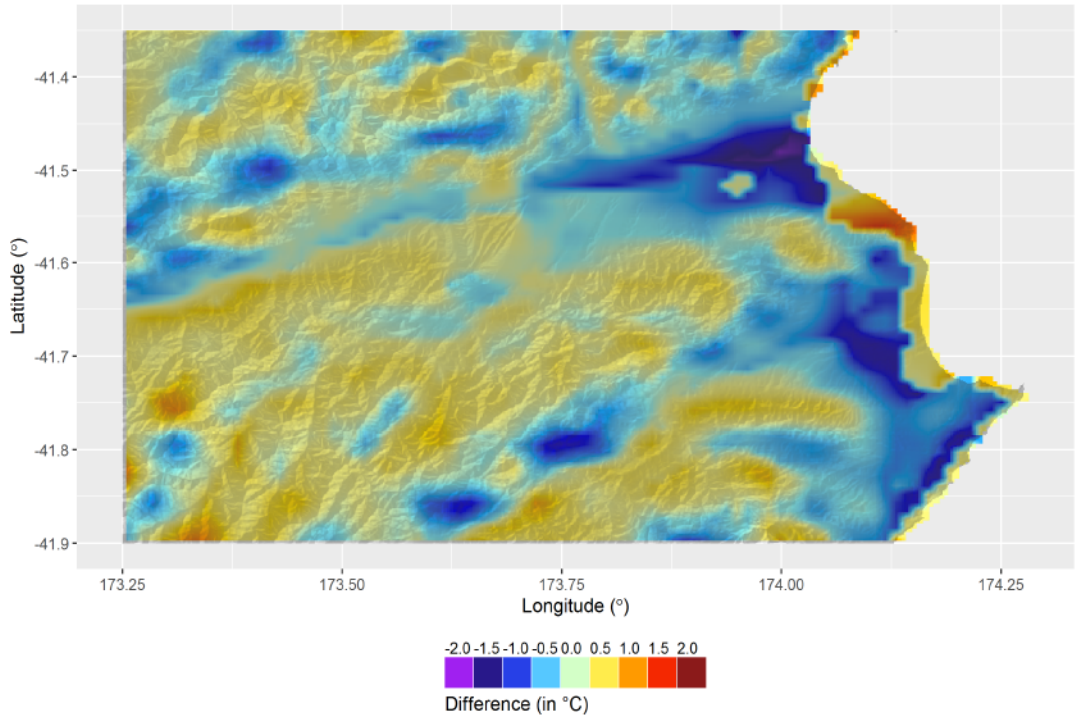


Figure 31: Map of the average temperature difference between the dynamical and statistical downscaling of WRF from 3 to 1 km over the Marlborough region, based on hourly data (positive values denote a warm bias associated with dynamical downscaling of the WRF model).

5.5.2 Assessing bias

Comparison of the two downscaling methods shows that some spatial differences are observed in the simulated near-surface temperatures produced by each method. The predictive power of each downscaling method is evaluated using the independent observation data set extract from the AWS network. Three classical indicators were computed to evaluate the accuracy of each method : coefficient of correlation (Pearson), the index of agreement (IOA) and the root mean square error (RMSE) (Tableau 9). The RMSE gives high weight to large errors, while the coefficient of correlation represents the strength of the linear relationship between two variables. The index of agreement is a standardized measure of model predictive ability (Willmott *et al.*, 2012), with a value of 1 indicating a perfect prediction, and 0 indicating no agreement at all between predicted and observed values.

Tableau 9: Statistical analysis of the difference between observed temperatures from the 18 AWS and modelled temperatures obtained using dynamical and statistical downscaling from 3 to 1 km.

	Coefficient of correlation		Index of agreement		Root mean square error	
	Dynamical	Statistical	Dynamical	Statistical	Dynamical	Statistical
Blenheim Airport	0.71	0.73	0.82	0.82	3.81	3.48
Dashwood	0.65	0.66	0.78	0.75	3.67	3.54
Bandalero	0.73	0.75	0.82	0.84	3.69	3.56
Blind River	0.65	0.63	0.79	0.72	3.39	3.38
Booker	0.75	0.77	0.84	0.85	3.55	3.29
Blind River Reserve	0.54	0.64	0.64	0.73	3.76	3.38
Fairhall	0.72	0.74	0.84	0.80	3.72	3.56
Lions Back	0.67	0.65	0.80	0.71	3.52	3.73
Oyster Bay	0.74	0.75	0.84	0.81	3.84	3.67
Rapaura	0.66	0.69	0.81	0.82	3.42	3.10
Rarangi	0.65	0.68	0.77	0.77	3.68	3.48
Ridge 902	0.62	0.61	0.74	0.75	4.09	4.01
Seaview	0.66	0.66	0.80	0.75	3.28	3.18
Upper Waihopai	0.74	0.77	0.84	0.85	3.75	3.57
Wairau Bar	0.60	0.68	0.70	0.73	3.62	3.39
Ward	0.68	0.67	0.80	0.74	3.34	3.46
Lower Waihopai	0.75	0.77	0.84	0.84	3.78	3.60
Upper Wairau Valley	0.73	0.76	0.83	0.85	3.76	3.58

The downscaled temperatures obtained from both methods is very similar to the 18 AWS based on hourly data, although the statistical downscaling produced better results in most cases. Ridge 902 and Blind River Reserve produced the worst results. Ridge 902 is located at 902 m above sea level and Blind River Reserve is very close to the sea and next to a river. Microclimatic effects due to the specific climatic environment at these locations might explain why neither of the two downscaling methods can reproduce the temperature variations at these AWS very well. A cold bias is evident in the maps of spatial mean bias of average temperature over the study period for both downscaling methods (Figure 32). This bias occurs in the main Wairau Valley, particularly at inland sites, but is less evident for statistical downscaling than for dynamical downscaling. Close to the coast, dynamical downscaling produced a cold or lack of bias, except for Blind River Reserve, where a warm bias was detected. On the other hand, statistical downscaling produced a weak warm bias or no bias for the coastal region except for the northernmost AWS (Rarangi). An anomalously warm bias occurred at Ridge 902 for both downscaling methods, as mentioned above.

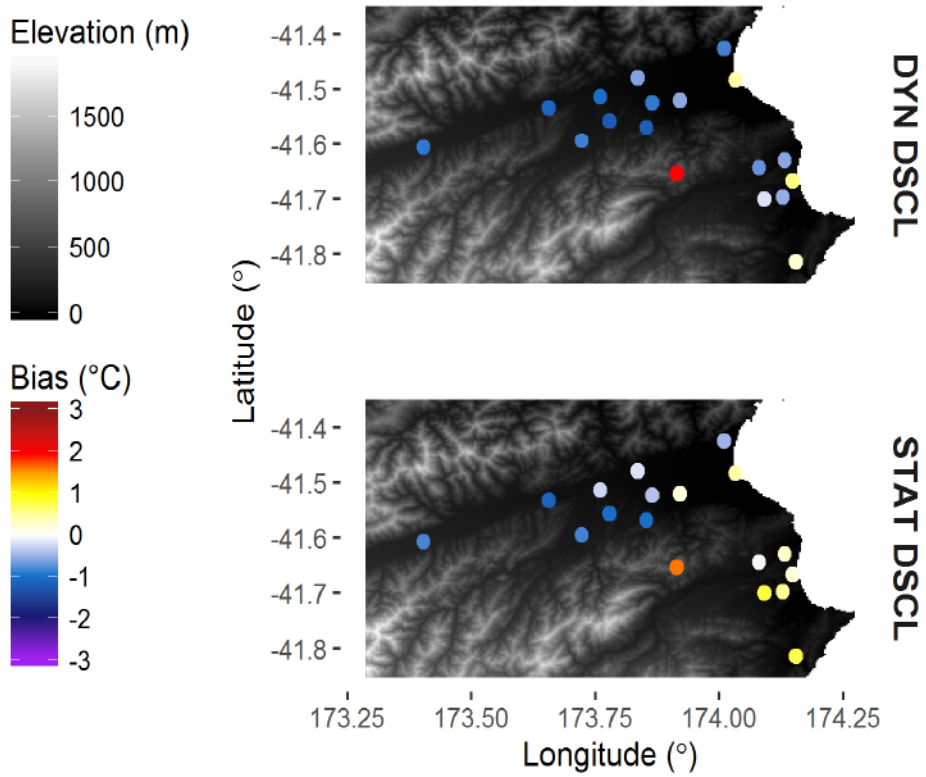


Figure 32: Average temperature bias between the two downscaling methods and AWS observations over the growing season (September to April), with dynamical downscaling above and statistical downscaling below.

5.5.3 Sensitivity

The same indicators applied in the previous section (IOA, coefficient of correlation and RMSE) were used to compare the impact of sample size on statistical downscaling (Figure 33). The boxplots represent the median and the 0.25/0.75 quantiles. Both the IOA and RMSE results improved as sample size increased (see T2_NZ_05, T2_NZ_25, T2_NZ_50 and T2_NZ in Figure 7). The terrain clustering based on the K-means approach described in Section 2.3 above did not seem to show sensitivity of the results to the location of sites in relation to the terrain (T2_NZ_kmeans in Figure 33). The coefficient of correlation increased as sample size decreased, meaning that the strength of the linear relationship increased with a smaller sample size. This may be explained by the fact that with more inputs points, the relationships between outputs and observations are increasingly non-linear.

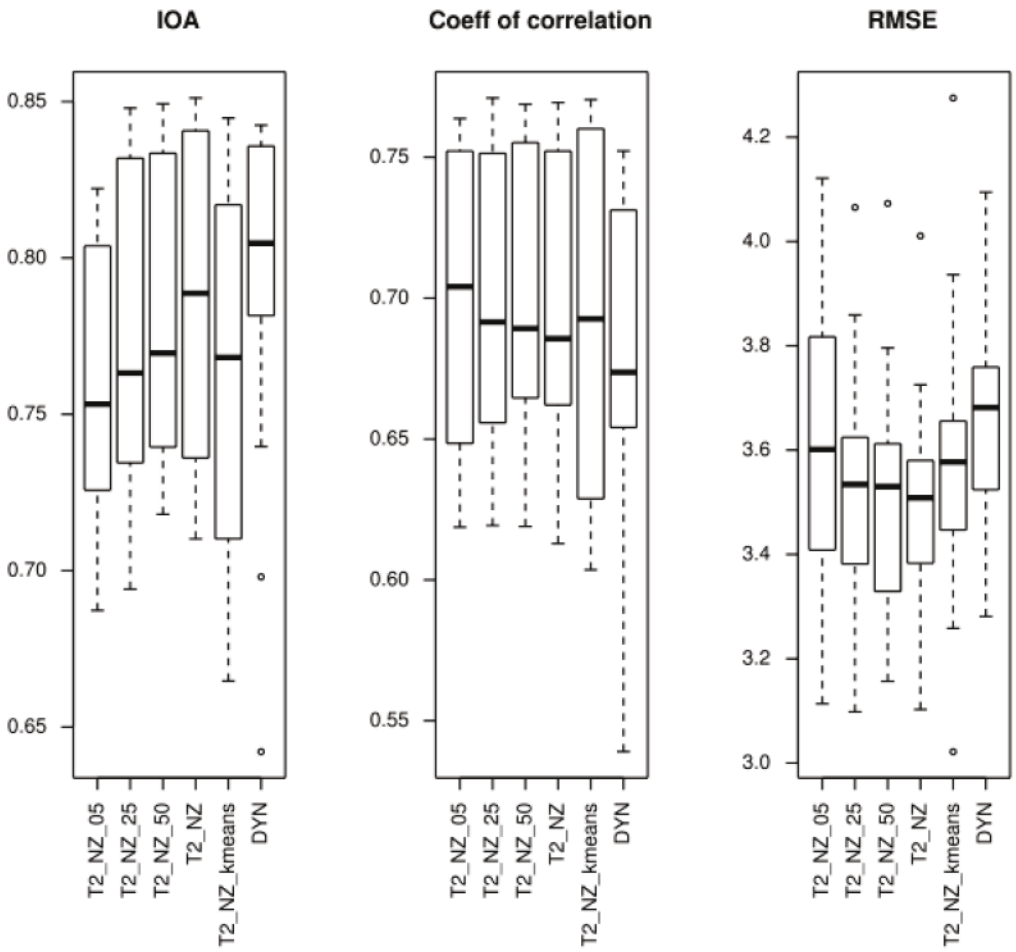


Figure 33: Boxplot of the statistical indicators showing the effect of different sample sizes used for statistical downscaling. T2_NZ represents the statistical downscaling using all of the initial dataset, T2_50 used 50 %, T2_25 used 25 % and T2_05 used 5 % of the initial dataset. T2_kmeans represents the sample extracted using the K-means classification, while DYN refers to the results of the dynamical downscaling.

5.6 Discussion and conclusion

In this paper, statistical downscaling from WRF 3-km temperature output using SVR has been compared to a dynamical method of downscaling to obtain 1-km spatial resolution. The SVR method is fully automatic and could be reproduced wherever high-resolution mesoscale models are needed. The climate and especially temperature variability of the Marlborough vineyard region has previously been described and related to vine phenology (Felix *et al.*, 2013 ; Sturman Schulmann *et al.*, 2014), and the WRF model has been run every 12 hours to provide a short-term forecast and the ongoing status of the grapevine growing season for 2013-14, 2014-15 and 2015-16 (http://wineclimate.co.nz/). Hence the research presented here does not directly improve knowledge of the temperature variability of this area. However, the results have demonstrated that statistical downscaling is able to provide results very close to those of dynamical downscaling (similar results

has been shown by Spak et al (2007). Statistical downcaling requires significantly less computer power (100 time less computation on a similar computer) and it is possible to statistically downscale from the 3 km grid to 1 km resolution over a larger area than for the 1 km dynamic downscaling. More efficient use of computing time and is beneficial for environmental studies because it allows the same approach to be applied in many different places, and repeated over multiple seasons. However, the statistical approach only allows the downscaling of one climatic variable at a time, and it is assumed that the relationship between this variable and environmental parameters (in this case terrain) are consistent over time (Herrera *et al.*, 2006 ; Sunyer *et al.*, 2012). Moreover, statistical downscaling required that WRF was run over the study site to produce the 3 km resolution data set needed to create the training set for SVR. Another issue is the sensitivity of the statistical downscaling to the sample size chosen for training the SVR model. Obviously, at some sample size the model fit would become close to perfect (the model is highly predictive) and as the number of training points decreases the predictive power will drop, so it is important to define the optimal number of samples required to achieve accurate temperature patterns. Although it is expected that dynamical downscaling should be more robust in representing the atmospheric processes involved, the results show that statistical downscaling produces an acceptable result in this case, with the added benefit of reducing the processing time involved. The complexity of the terrain provides a good challenge for this approach and emphasises the robustness of the methods used.

Ghosh and Mujumdar (2008) suggested the use of the Relevance Vector Machine (RVM) approach instead of SVR to downscale climate models. They observed that RVM outperforms SVR for regression-based statistical downscaling in terms of goodness of fit, and RVM involves a fewer number of relevant vectors and the chance of overfitting is less than that of SVRs. In this case, SVR has provided satisfactory results, but using and comparing RVM and SVR might be something to explore in future research. Statistical downscaling can also be used for other climate parameters and applications, as Boé et al (2007) demonstrated that statistical downscaling produced better results for temperature and precipitation when they ran an hydrological model. However Gutmann et al (2012) have shown that statistical downscaling cannot represent well the changes in the spatial pattern of winter precipitation over complex terrain. Quality of the downscaling for both methods appears very dependent on study site characteristics.

Although both methods used the same altitude data set, they are subject to a potential problem associated with the accuracy of the digital elevation model used, in this case only 1 kilometre resolution. It was noticed that the resulting smoothed terrain resulted in altitude errors when comparing both methods with measurements from automatic weather stations, as much as 300 metres.

This paper has demonstrated that statistical downscaling of temperature from WRF 3-km resolution output data to 1-km resolution using the SVR approach provides very similar results to those achieved by dynamical downscaling, but using fewer resources.

In a climate change context, where a lot of data are often required, combining regional dynamical models and statistical downscaling provides an interesting framework to estimate local future climate (Pierce *et al.*, 2012 ; Martin *et al.*, 2013 ; Tang *et al.*, 2016)

As climate is an important component of the terroir of vineyard regions, climate change will affect every wine-producing region, so that improved spatial resolution of climate models can be an asset for wine producers, and assist in the development of finely-tuned adaptation strategies for ensuring the future sustainability of high-quality wine production.

5.7 Conclusion

L'utilisation cumulée de modèle dynamique à haute résolution et de méthode de descente d'échelle statistique a permis d'obtenir des résultats similaires à ceux obtenus avec la descente d'échelle dynamique, mais avec des gains significatifs en utilisation de ressources. Le temps de calcul gagné n'est pas l'unique avantage de la combinaison de ces deux méthodes. Les méthodes de descente d'échelle statistique couvrent des espaces plus larges que les grilles les plus fines des modèles à aire limitée. La combinaison des deux types de méthodes est un axe à développer dans des recherches futures pour affiner la résolution spatiale des modèles sans diminution de la couverture spatiale.

Néanmoins, l'évaluation et la diminution de l'incertitude liée à ces méthodes (associées ou non) reste une étape importante pour l'amélioration de la résolution spatiale et de la qualité des modèles régionaux. Le chapitre suivant sera dédié à une étude spatio-temporelle du biais du modèle WRF dans la région de Marlborough.

CHAPITRE 6 : INCERTITUDES DES MODÈLES CLIMATIQUES DYNAMIQUES

Les résultats du chapitre 4 ont montré que les données issues de la modélisation devaient être analysées avec précaution. Les modèles présentent tous une part d'incertitude. Dans le cas ce travail, le modèle WRF produit un biais moyen froid (Steele *et al.*, 2015 ; Nesbitt *et al.*, 2016) à l'échelle des saisons végétatives, compliquant l'interprétation des cartographies des indices bioclimatiques.

Les sorties WRF à 1 km vont être fortement dépendantes du forçage réalisé par les échelles supérieures, particulièrement par le MCG utilisé pour forcer la grille 4, ses biais vont se répercuter sur les grilles de niveaux inférieurs. Chaque niveau de grille va également apporter son lot d'incertitude (cascade d'incertitude). Il est cependant difficile d'identifier directement les sources des biais créés. Par contre, il est possible de déterminer si cette incertitude est constante dans le temps et l'espace ou si elle est plus importante sous certaines conditions atmosphériques.

Pour évaluer les variations spatio-temporelle du biais et en fonction des conditions atmosphériques au moment de la modélisation, il est nécessaire d'étudier le comportement du modèle en fonction de différentes situations. La détermination de l'origine des biais et de leurs comportements peuvent orienter les futures recherches pour diminuer l'incertitude liée à l'utilisation du modèle. Ce chapitre est dans un premier temps composé d'un article proposant une analyse spatio-temporelle du biais du modèle WRF, article soumis à *International Journal of Climatology*.

Dans un second temps, en s'appuyant sur le réseau de station en place, une correction statistique est appliquée aux cartographies des températures issues de la modélisation afin de réévaluer les valeurs des indices bioclimatiques modélisés et leurs interprétations.

6.1 Analyse spatio-temporelle des biais du modèle WRF

6.1.1 Résumé étendu :

L'étude se focalise sur les sorties horaires à 1 km du millésime 2013-2014. Le réseau de stations en place est utilisé pour comparer les données de températures modélisées avec les données observées (Figure 34). Dans un premier temps, le biais moyen du modèle par station a été calculé afin d'estimer la variabilité spatiale des températures à l'échelle d'une saison végétative. Le climat présentant des variations importantes à l'échelle de la région, le biais a ensuite été évalué dans un second temps à diverses échelles temporelles pour comprendre l'origine du biais moyen annuel. La distribution des températures est dépendante de l'heure de la journée considérée (ombre portée,

phénomènes de brises et d'inversions thermiques) le biais moyen horaire a donc également été calculé. Puis, pour connaître les tendances saisonnières, le biais moyen mensuel a ensuite été calculé.

Enfin, une analyse de l'impact des conditions atmosphériques sur la qualité de la modélisation WRF été conduite en fonction de situations synoptiques représentatives. Les anomalies de pression au niveau de la mer ont été regroupées en 16 classes en utilisant la méthode de classification non supervisée Self Organize Map (SOM). Pour chacune de ces classes le biais moyen et les occurrences mensuelles ont été calculés.

Les résultats confirment tout d'abord que le modèle WRF présente un biais froid moyen (Figure 36). Mais il existe une opposition entre les stations situées à proximité de la côte où le modèle présente un biais froid de plus faible intensité voir un léger biais chaud et celles plus à l'intérieur des terres où le biais froid est plus marqué (Figure 35). De plus, les sites à proximité de la côte présentent des variations importantes du biais au cours de la journée. Les stations côtières sont associées à un biais chaud la journée et à un biais froid au cours de la nuit. Les stations situées plus en amont des vallées sont associées à un biais légèrement négatif durant les heures de jours, et le biais froid s'intensifie au cours de la nuit. Les effets locaux des brises de mer et les effets de foehn, très présents dans cette région, semblent être mal représentés par le modèle, expliquant cette variation spatio-temporelle du biais.

Les biais les plus importants ont été observés lorsque la zone d'étude est soumise à système de haute pression et qu'aucun vent synoptique ne souffle. Dans ce cas, la variabilité des températures est provoquée par la topographie et les effets du microclimat. Les stations situées à l'intérieur des vallées présentent un biais de froid lorsque les vents du nord sont dominants (nodes 1-5). Le contraste entre les secteurs côtiers et les vallées est maximal pour les situations dominées par les vents d'ouest (nodes 7 et 8). L'effet de foehn amené par les vents ouest ne semble pas être bien représenté par le modèle WRF (nodes 11-16), peut-être en raison du lissage du terrain au cours de la paramétrisation du modèle. Cela peut également signifier que le modèle ne reproduit pas correctement l'advection d'air froid résultant de ces conditions ou encore que les températures de la surface de la mer dans cette partie de la Nouvelle-Zélande ne sont pas bien représentées par le modèle lors de l'initialisation.

L'occurrence mensuelle de ces différentes situations atmosphériques confirme le rôle des conditions synoptiques sur le biais du modèle WRF. En septembre par exemple, la situation 16, associée à un biais chaud sur l'ensemble des stations, représente près de 25 % de l'ensemble des situations du mois expliquant le biais chaud moyen.

Cette étude a confirmé l'existence du biais froid moyen annuel des températures modélisées par WRF, mais avec une forte variabilité temporelle. Les conditions synoptiques en place jouent un rôle important dans la qualité des modélisations. Certains effets locaux ne semblent pas être bien pris en compte par le modèle. La paramétrisation du modèle peut également être une source du biais froid

moyen. En utilisant les stations présentes sur le site, il est possible de tenter de corriger le biais en appliquant une régression linéaire afin d'atténuer le biais moyen et donc de rehausser les valeurs des indices et des températures moyennes calculés dans le chapitre 5.

6.2 Article : Analysis of spatio-temporal bias of WRF temperatures based on weather pattern classification

Renan Le Roux[1], Marwan Katurji[2], Peyman Zawar-Reza[2], Hervé Quénol[1] and Andrew Sturman[2]
[1] LETG, UMR 6554 CNRS, Université de Rennes 2, Place du Recteur Henri Moal, Rennes, France
[2]Centre for Atmospheric Research, University of Canterbury, Christchurch, New Zealand

Highlights :

- Spatio-temporal bias analysis
- Weather pattern classification using the SOM technique
- Relating model bias to large-scale pressure patterns

Abstract

Viticulture is a key economic activity for many countries around the world, and temperature is one of the most important parameters in grapevine response. Many studies have shown that variability of temperature at the vineyard scale has a significant effect on physiological development of the grapevine and, ultimately, wine quality. The Weather Research and Forecasting (WRF) model has been widely used to dynamically downscale from the synoptic and larger scale atmospheric circulation in order to provide a high-resolution analysis of weather and climate in regions of complex terrain. The temperature bias of the WRF model is analysed using 18 automatic weather stations (AWS) in order to understand the spatial variation in the bias due to local conditions. The WRF-predicted temperatures exhibited an average bias that was relatively consistent between measurement sites, although the consistency of this bias was found to vary in relation to weather type, time of day and season. These factors therefore need to be taken into account in order to properly correct temperatures produced by the WRF model.

6.3 Introduction

Viticulture is a key economic activity for many countries around the world. The concept of terroir represents a specific combination of environmental characteristics of a vineyard and such human factors as viticultural management and winemaking practices, which results in an almost infinite number of wine styles (van Leeuwen et Seguin, 2006). Temperature is often described as one of the most important parameters in grapevine response (Gladstones, 1992 ; Mira de Orduña, 2010 ; Jones, G. et Alves, 2012), and many studies have shown that variability of temperature at the vineyard scale has a significant effect on physiological development of the grapevine and, ultimately, wine quality. At this scale, temperature variability is strongly connected with local terrain (Quénol, 2011 ;

Scherrer et Körner, 2011 ; Ashcroft et Gollan, 2012). Hence, improving techniques of temperature modelling at high spatial resolution is essential to understanding temperature variability over a vineyard area. Moreover, it is necessary to be able to characterize temperature variability in relation to seasonal weather patterns (Mosedale *et al.*, 2016) in order to understand and adapt vineyard practices to climate evolution over the short and long term. Many climate models can simulate climate at various scales over the Earth's surface. General Circulation Models (GCMs) with a low spatial resolution (~150 km) are mainly used for developing climate change scenarios and for large scale studies. Obviously, this kind of model cannot be used to represent climate variability at vineyard scale, so it is important to downscale from GCMs to investigate climate variability at a more appropriate resolution. Dynamical regional models allow regionalizing GCM output to specific areas on the Earth's surface by combining the primitive equations associated with continuity, momentum and thermodynamic processes with surface characteristics of the region of interest, such as terrain and land use, at an appropriate spatial resolution. A number of different regional models like RAMS (Regional Atmospheric Modeling System – (Pielke *et al.*, 1992)) or WRF (Weather Research and Forecasting – (Skamarock, *et al.*, 2008)) have been widely used to dynamically downscale from the synoptic and larger scale atmospheric circulation in order to provide a high-resolution analysis of weather and climate in regions of complex terrain. Caldwell et al. (2009) evaluated WRF output over California at 12 km resolution. It has also been used to study fire weather over New Zealand (Simpson *et al.*, 2014), as well as in vineyard case studies in South Africa (Bonnardot *et al.*, 2011 ; Soltanzadeh *et al.*, 2017)and New Zealand (Sturman Schulmann *et al.*, 2014), for example. As every model is a simplification of reality, a climate model cannot reproduce exactly the spatial variability of weather parameters such as temperature. Investigating model bias using observations from a climate station network is essential to better understand model behaviour and make improvements to their simulation of climate variability. For the WRF model, a cold bias in daily average temperature has been detected in previous studies (Hu *et al.*, 2010 ; Steele *et al.*, 2015 ; Nesbitt *et al.*, 2016), and further work is required to reduce such biases for vineyard applications. The aim of this study is to evaluate WRF model output at 1 km resolution over a vineyard region under different temporal (e.g. day/night) and atmospheric situations (e.g. large-scale weather). The results are evaluated using a spatio-temporal analysis of bias through comparison of model output with meteorological observations obtained from an automatic weather station network.

6.4 Methods

6.4.1 Study site and data

The study area for this research is the largest wine-producing area of New Zealand, Marlborough. The area is located beetween high mountains and the Pacific Ocean (Figure 34). The climate of this area is constrained by this complex terrain (sea-breeze, foehn effect). A network of automatic

weather stations (AWS) has been setted up in the past few year by several institutions to study regional climate variability. Because some AWS have missing data due to technical issues, while others have only recently been installed, only 18 AWS have been used in this study.



Figure 34: The location and names of automatic weather stations (AWS) over the Marlborough region operating over the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014 (indicated by large black dots).

6.4.2 Spatio-temporal analysis of bias

Climate variability can be significant over short distances and time periods. To assess the ability of a model to reliably reproduce patterns of meteorological parameters it is important to investigate this spatio-temporal variability. The bias exhibited by dynamical downscaling has been evaluated by applying standard statistical tools, including the index of agreement (IOA), correlation coefficient, and Root Mean Square Error (RMSE). In addition to an overall assessment, the bias was calculated based on both average daytime (6 a.m. to 6 p.m.) and night time (6 p.m. to 6 a.m.) data, while the average bias for each month over the growing season was also calculated and mapped. These different analyses of the bias provide a good framework for estimating the impact of

such factors as solar radiation during the day or cold air drainage at night, as well as for detecting seasonal effects on the bias exhibited by the model output.

Fine scale temperature variability is also affected by larger scale synoptic weather types, so that identification of the most significant pressure situations over New Zealand was also included in the analysis by using WRF output data at 27 km resolution. The pattern recognition algorithm adopted in this study is based on Self-Organizing Maps (SOM). The algorithm used was SOM_PAK (http://www.cis.hut.fi/research/som-research/nnrc-programs.shtml), which iterates through the input de-trended mean sea level pressure dataset while matching each input to the SOM node that is closest in terms of its Euclidean distance. Then an adjustment is made to the node and its neighbours to incorporate the input data. Various matrix sizes (representing the number of maps or patterns) were evaluated and the number of iterations and learning rate function types were adjusted accordingly, with the aim of reducing the mean Euclidean distance between the input data and the SOM. When the change in the error is minimal, the process can be considered complete. A criterion referred to as the "Sammon Map" is used to assess whether each node of the SOM has more in common with its neighbouring nodes than non-neighbouring nodes. If not, the SOM algorithm was re-run with adjusted parameters. For examples of the use of SOM with various types of meteorological data see Katurji et al. (2015), Sheridan and Lee (2011), Nigro et al. (2011) and Richardson et al. (2003).

6.5 Results

The bias of the model was quantified through comparison with observations obtained from the AWS network. Three classic indicators were computed to evaluate the accuracy of each method : coefficient of correlation (Pearson), the index of agreement and the RMSE. RMSE gives high weight to large errors, while the index of agreement is a standardized measure of model predictive ability (Willmott *et al.*, 2012), with a value of 1 indicating a perfect match, and 0 indicating no agreement at all (Tableau 10). Ridge 902 and Blind River Reserve produced the worst results. Ridge 902 is located at 902 m above sea level and Blind River Reserve is very close to the sea, and next to a river. This anomalous behavour for Ridge 902 probably come from the difference in height of the ridge 902 site between the WRF model and the actual value (Tableau 11). This also might reflect the inability of the model to accurately reproduce the vertical profile of temperature in this region, or possibly instrumentation problems at the site. As this station is remote from the vineyard areas and at a much higher altitude (902 m) it will not be discussed further. Similarly, with the WRF horizontal resolution of 1 km, any site close to the sea like Blind River Reserve and may not be well represented by WRF. Microclimate effects (under 1 km resolution) due to the specific climatic environment at these locations are thought to explain why the model cannot accurately reproduce the temperature at these locations.

Tableau 10: Statistical analysis of the difference between observed temperatures from the 18 AWS and modelled temperatures obtained using WRF 1 km outputs.

	Coefficient of correlation	Index of agreement	Root mean square error	Mean temperature bias
Blenheim Airport	0.71	0.82	3.81	-0.96
Dashwood	0.65	0.78	3.67	-0.78
Bandalero	0.73	0.82	3.69	-1.15
Blind River	0.65	0.79	3.39	-0.57
Booker	0.75	0.84	3.55	-1.24
Blind River Reserve	0.54	0.64	3.76	0.64
Fairhall	0.72	0.84	3.72	-0.61
Lions Back	0.67	0.80	3.52	-0.20
Oyster Bay	0.74	0.84	3.84	-1.06
Rapaura	0.66	0.81	3.42	-0.64
Rarangi	0.65	0.77	3.68	-0.91
Ridge 902	0.62	0.74	4.09	2.01
Seaview	0.66	0.80	3.28	-0.62
Upper Waihopai	0.74	0.84	3.75	-0.91
Wairau Bar	0.60	0.70	3.62	0.46
Ward	0.68	0.80	3.34	0.24
Lower Waihopai	0.75	0.84	3.78	-1.28
Upper Wairau Valley	0.73	0.83	3.76	-0.96

Tableau 11: Elevation at AWS location and elevation used by WRF in themodeling process. The rigth column is the difference between WRF and realelevation

AWS	AWS elevation	WRF elevation at AWS location	Difference
Blenheim Airport	35	21	14
Dashwood	73	116	-43
Bandalero	92	206	-115
BlindRiver	42	59	-17
Booker	104	81	23
Blind River Reserve	4	44	-40
fairhall	8	10	-2
lionsback	59	82	-23
Oyster bay	70	64	6
Rapaura	33	60	-27
Rarangi	0	87	-87
Ridge 902	898	520	378
Seaview	24	47	-23
Lower Waihopai	148	139	9
Wairau Bar	0	3	-3
Ward	19	65	-46
Upper Waihopai	102	100	2
WRV	226	288	-62

The calculated average bias over the study period (1 September 2013 to 30 April 2014) for each AWS confirms the cold bias observed by previous research (Nesbitt *et al.*, 2016) at most locations, especially in the Wairau valley. For sites located near the coast or in the Awatere Valley (for location see Figure 1) the bias is closer to 0 than in the Wairau Valley (Figure 35).

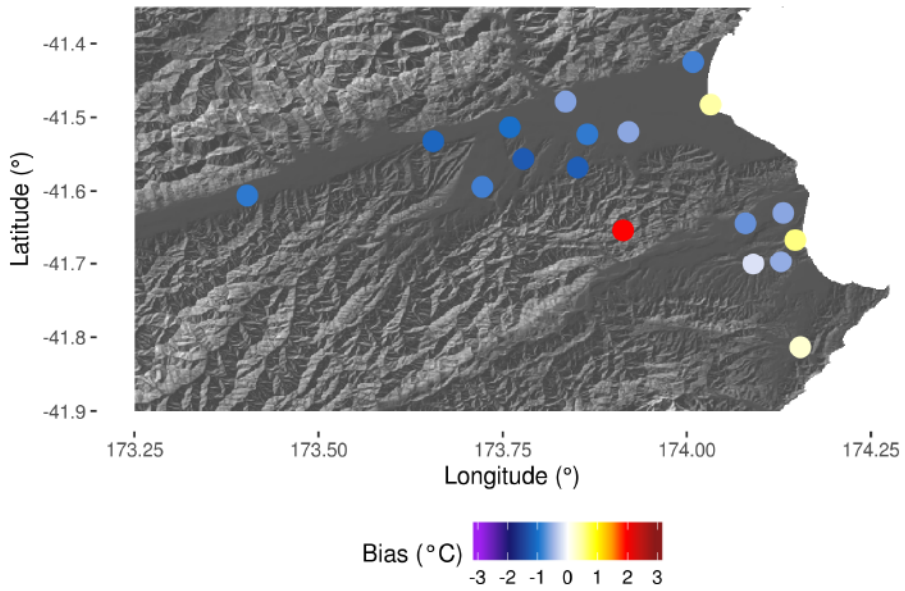


Figure 35: Average bias of WRF 1 km temperatures when compared to AWS observations over the growing season. (September 2013 toApril 2014).

During daytime, there was a cold bias for almost every site except for Ridge 902, indicating that the WRF model tends to predict cooler daytime temperatures than in reality (Figure 36). There is more of a contrast between sites during night, with those in the Wairau Valley indicating a reasonably consistent cold bias that is less intense than during the day. The coastal sites are generally associated with a warm bias or very little bias, which suggests a nocturnal contrast between inland and coastal parts of the region. The warm bias of Ridge 902 appears clearly in Figure 3, especially during daytime. Two coastal stations (Blind River Reserve and Rarangi) are associated with a large warm bias during nighttime and a large cold bias during daytime hours, while the bias is close to 0 during sunset and sunrise. That may suggest that WRF doesn't represent well the local coastal effects, with a sea breeze during the day and warmer air during the night. The inland stations present a bias close to 0 during the middle of the night while the cold bias becomes more and more intense as the day progresses, except for Rapaura where the bias is stronger during nighttime. Rapaura has a very particular behavior instead it is located in the Wairau Valley. This might come from very local effect (shadow, near windbreak) that WRF can not represent.

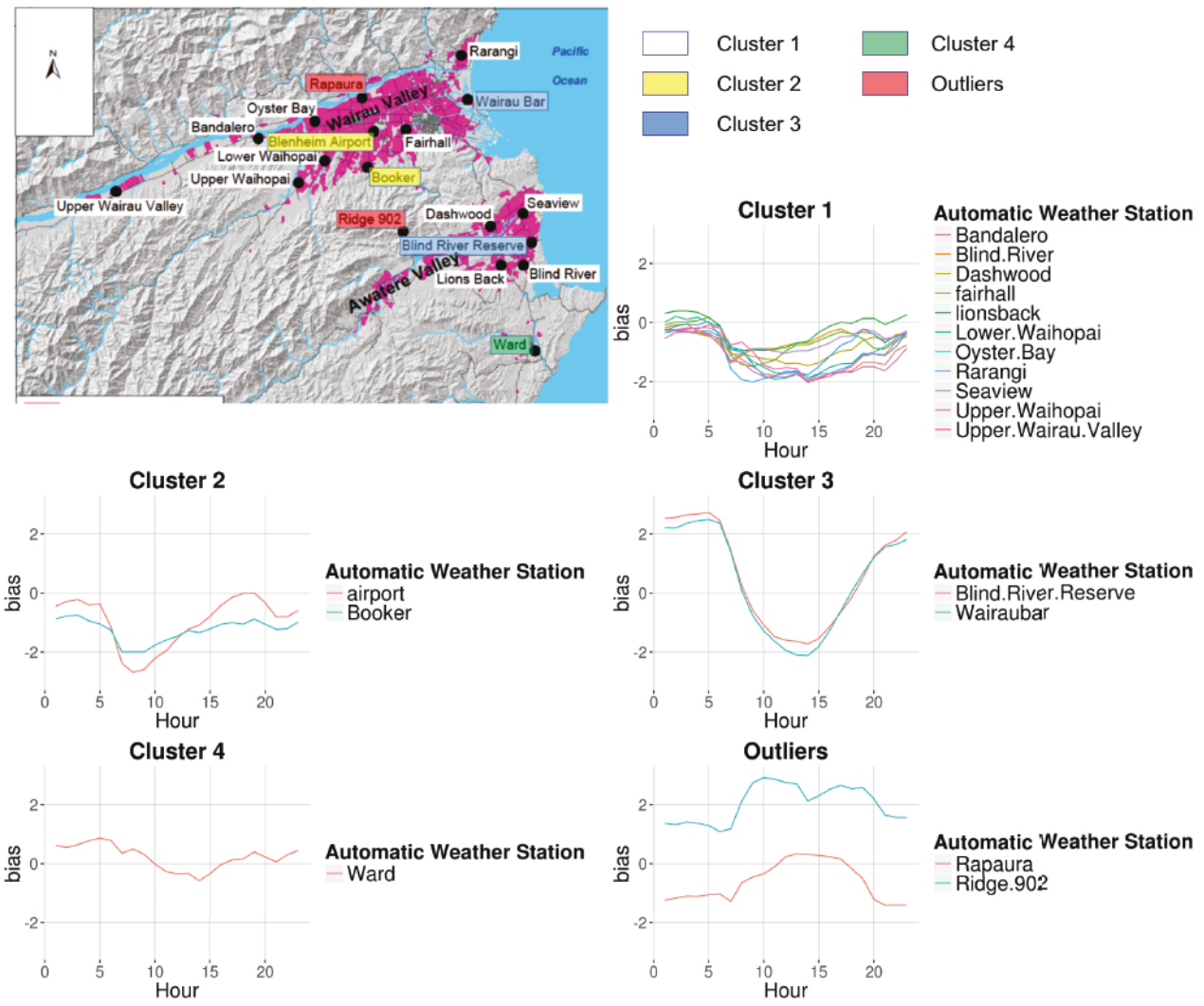


Figure 36: Hourly average bias at each AWS site during the growing season (1 September 2013 to 30 April 2014). The AWS are grouped on the basis of similar daily profiles using cluster analysis.

Maps of average temperature bias per month (Figure 37) display a variation in the spatial pattern of the bias during the growing season, possibly reflecting the effect of different synoptic weather patterns. September is associated with a warm bias at most sites, while October, November and December show a cold bias most of the time (except for Ridge 902 and some coastal sites). The rest of the growing season is characterized by a difference in bias between inland and coastal areas, with a warmer bias associated with areas near the Pacific Ocean and a cold bias associated with more inland AWS.

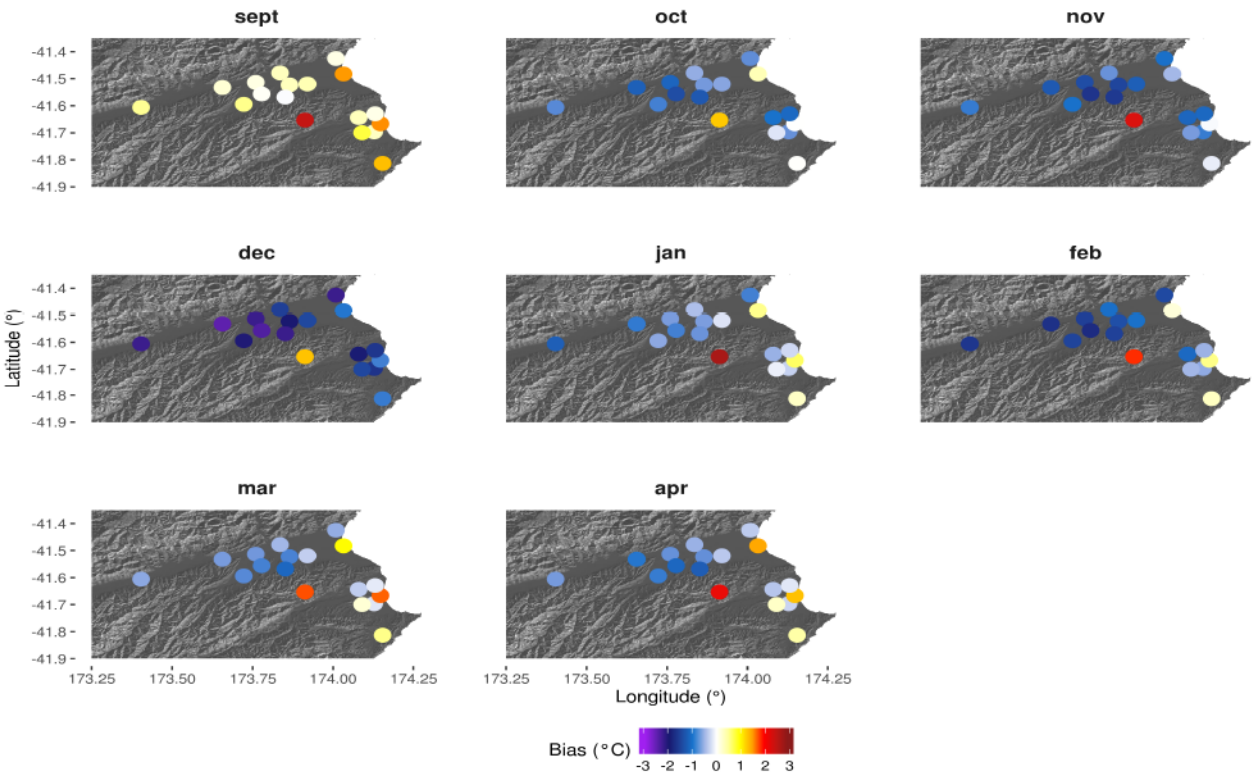


Figure 37: Monthly average bias between WRF 1 km temperatures and AWS observations during the growing season (1 September 2013 to 30 April 2014).

The contrast in bias between coastal and inland sites suggests that specific large-scale weather types may be responsible for generating particular local environmental conditions over the study region, such as cold air drainage and sea breezes, or a well-mixed atmosphere, and that these may not always be well represented by WRF. Using the SOM approach and the WRF output data for the 27-km domain, the resultant mean sea level pressure patterns were clustered, as shown in the layout in Figure 38. A total of 16 nodes or clusters represented frequencies of occurrence ranging between 4.3 and 9.3 %. The maps show positive (green>yellow>red) and negative (light blue>dark blue>black) atmospheric pressure anomalies, reflecting the tendency for anticyclonic or cyclonic systems, respectively, but also indicating the strength of the pressure gradient across the New Zealand region. For example, node 10 shows an area of weakly positive mean sea level pressure anomalies over the South Island, with low surface wind speeds due to the associated weak synoptic pressure gradient. On the other hand, node 16 shows a strong northwest to southeast pressure gradient across New Zealand, which means that a high surface wind speed would be expected in the Marlborough region. Based on the emerging clusters of synoptic weather regimes shown in Figure 5 the mean temperature bias per node was calculated for each of the AWS located in the Marlborough vineyard region, in order to assess the influence of different weather patterns on model bias.

Figure 38: Mean sea level pressure anomaly patterns over New Zealand for 16 nodes derived by the SOM method based on output data from WRF at 27 km resolution over the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014. The nodes are numbered 1-16 from left to right starting at the top left. The numbers above each map represent the number and percentage frequency of occurrences of each node during the study period.

The resulting maps are presented in Figure 39, representing the average temperature bias per node created by the SOM algorithm for each AWS site. As expected, Ridge 902 presents anomalous behaviour under all synoptic conditions, showing a relatively consistent warm bias for the WRF model. in relation to analysis of the temperature bias patterns obtained for each SOM-derived node. Based on the earlier discussion, the variation in bias between the coastal and inland AWS sites under the influence of the different SOM nodes is indicated in the separate columns in Tableau 12.

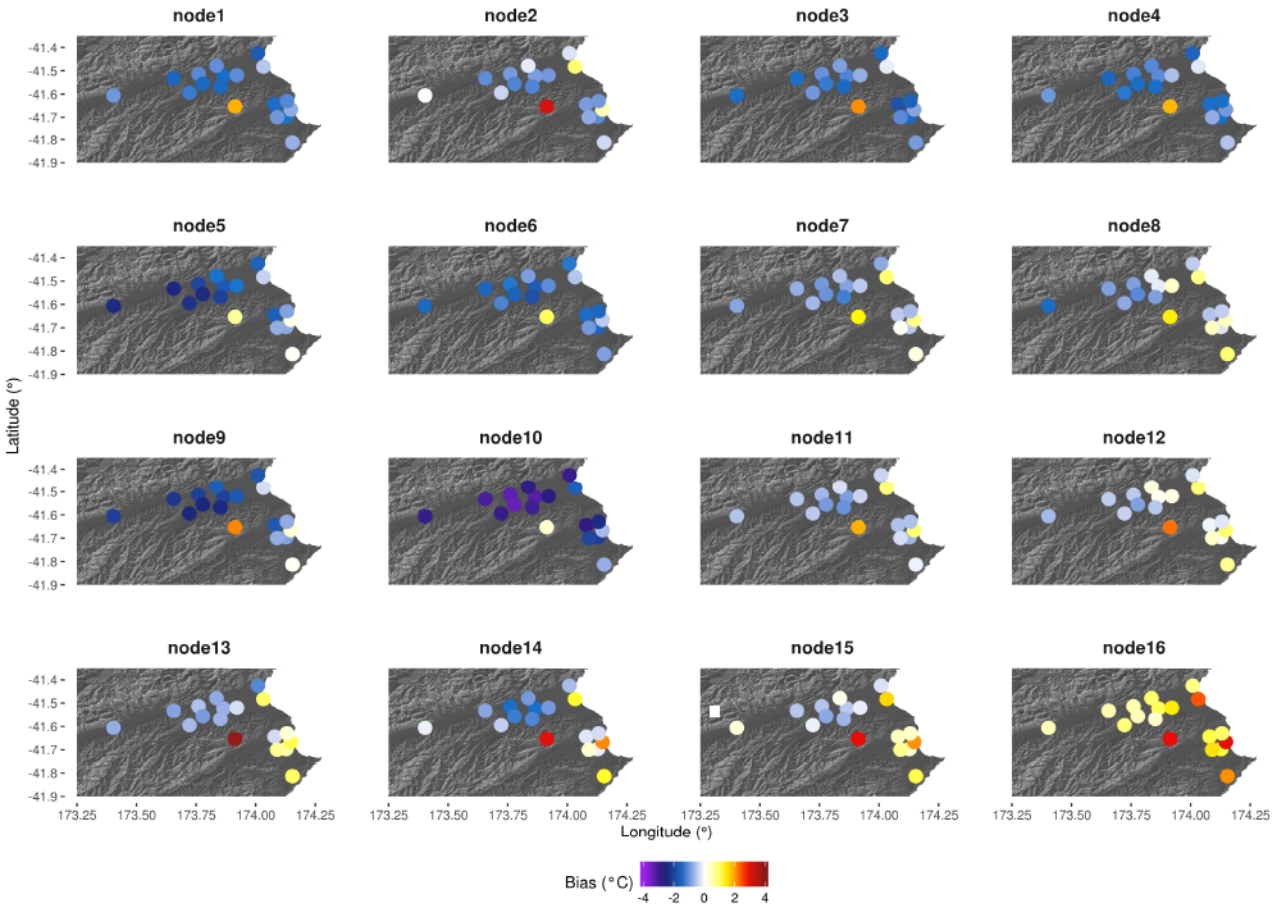


Figure 39: Average temperature bias per SOM node at individual AWS sites based on WRF 1 km output temperatures for the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014.

Tableau 12: Summary of bias analysis associated with the nodes created by the SOM method. The number of "+"s indicate the intensity. "" means no synoptic wind direction and "NB" mean that no significant bias was observed.*

Location of high pressure	Intensity of the pressure gradient	Direction of synoptic wind	Speed of synoptic wind	Bias intensity	
				Inland AWS	Coastal AWS
Central east coast of New Zealand	++	NE	++	Cold ++	Cold ++
North east coast of New Zealand	+	N	+	Cold +	NB
North east of North Island	++	N	++	Cold ++	Cold ++
North east of North Island	+++	N	+++	Cold ++	Cold ++
Central east coast of New Zealand	+	SE	*	Cold ++	Cold +
South of North Island	+	*	*	Cold ++	Cold +
Southwest part of North Island	++	NW	++	Cold +	Warm +
Southwest part of North Island	+++	NW	+++	Cold +	Warm +
North of South Island	+	NE	+	Cold +	NB
North west of South Island	+	*	+	Cold +++	Cold ++
West of New Zealand	++	W	++	NB	NB
West of New Zealand	+++	W	+++	NB	Warm +
Centre of South Island	++	SE	++	NB	NB
West coast of South Island	++	E	++	NB	Warm +

The coolest bias was observed with Node 10, when a high-pressure system is located on the Northwest of South Island and cover the study area, no synoptic wind is blowing. In this case, temperature variability is dominated by terrain and microclimate effects are dominant (Bridier *et al.*, 2004). Inland AWS indicate a cold bias when northerly winds are dominant (nodes 1-5), while nodes dominated by westerlies (nodes 7 and 8) are associated with a contrasting bias between inland and coastal sites, and southerly and southwesterly flow is associated with no bias or a warm bias for all AWS (nodes 11-16). When northerly and westerlies are blowing in this area, a foehn effect warms the air over the vineyard region (Sturman et Tapper, 2006), but this does not seem to be well represented by the WRF model, possibly because of smoothing of the upstream terrain (hence cold bias). A zero or warm bias associated with nodes involving southerly and westerly flow (nodes 11-16) may mean that WRF is better able to replicate the cold advection resulting from these synoptic wind directions, particularly for the inland sites. It may also be that the sea surface temperature fields in the New Zealand region are not well represented by the model initialisation. The results are generally similar for coastal and inland AWS, although on average WRF predicts warmer temperatures for AWS located in the narrow coastal strip.

The number of occurrences of each node month (in % per month) is represented in Figure 40, highlighting the monthly distribution of bias by the dominant weather type during each period.

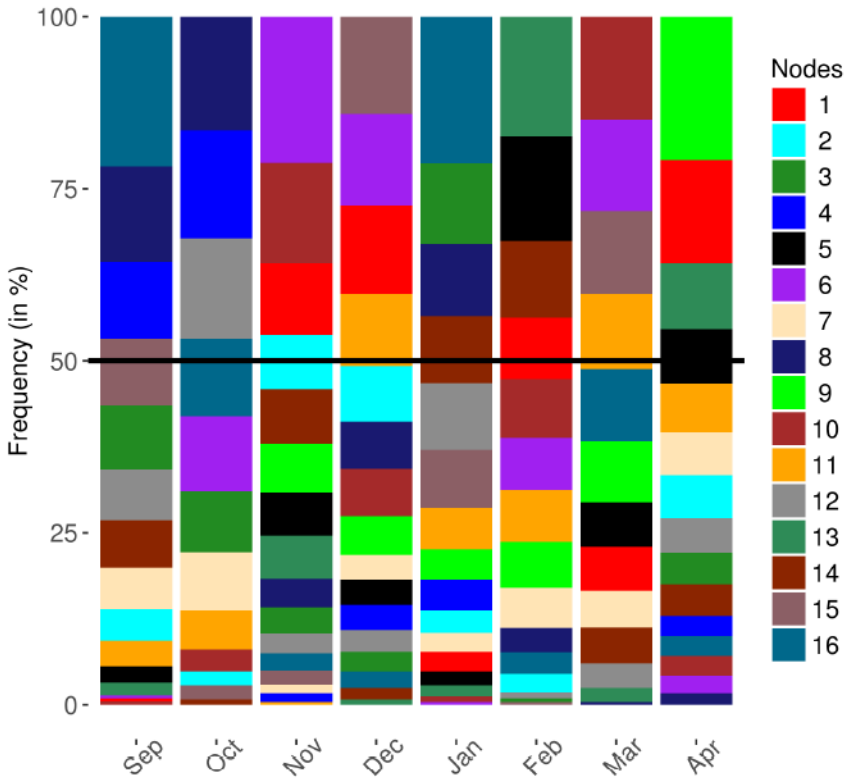


Figure 40: Frequency of SOM nodes observed per month over the study period.

Node 16, associated with a hot bias for all stations, represents nearly 25 % of the situations in September. Adding the occurrence of nodes 4 and 8, associated with a weak bias, these three nodes represent 50 % of the situation of this month, explaining why September is associated with an average warm bias. Nodes 4, 8 and 12 are all associated with a cold bias in the valley (weaker for node 12), representing 50 % of October situations. In contrast to node 4, node 12 presents a coastal warm bias, while the coastal bias for node 8 is either cool or warm, and close to zero. The combination of these three nodes makes sense for the bias associated with October. November and December, both associated with a cold bias, are dominated by nodes 6, 1, 14 and 11. Nodes 6 and 1 could explain the cold bias in the valley, but nodes 14 and 11 present a warm bias in the coastal sector, which is not associated with the average bias of these two months. The last four months of January, February, March and April present a similar distribution of the bias, with a cold bias in the valley (more important in February) and a weak bias on the coast (warm or cold (Figure 37)). The cold bias in the valley could be explained by the higher frequencies of the nodes 6, 10, 5, 3 and 1 (Figure 40), which are all associated with a large cold bias in this part of the study area, while the warm bias on the coast is driven by the nodes 13, 14, 15 and 16 (Figure 39), all often present during these last four months (Figure 40).

6.6 Discussion and conclusion

The climate and especially temperature variability of the Marlborough vineyard region has previously been described and related to vine phenology (Felix *et al.*, 2013 ; Sturman *et al.*, 2017), and the WRF model has been run operationally to provide a short-term forecast and to map the ongoing status of the current grapevine growing season (http://wineclimate.co.nz/). Hence, the research presented is not focused on improving knowledge of the small-scale temperature variability of the Marlborough region. Instead, the focus of the present study is to investigate the nature of the cold bias evident in the WRF output data, and its association with specific weather patterns over the New Zealand region.

Analysis of the average temperature bias has confirmed the existence of a cold bias in the WRF model simulations, as described in previous international studies (Hu *et al.*, 2010 ; Steele *et al.*, 2015 ; Nesbitt *et al.*, 2016). However, it is evident from this study that this cold bias is not consistent across all weather situations, and in applied environmental research such as in viticulture it is essential to understand the relationship between weather patterns and temperature bias with the aim of properly correcting the model bias, because of the sensitivity of grapevines to their environmental conditions (van Leeuwen, 2010a). The analysis presented here shows that the temperature bias was also seen to fluctuate depending on the time of day, so is related to the way in which WRF is able to accurately represent the diurnal temperature cycle. It is also dependent on the month of the growing season, which may merely reflect the occurrence of particular synoptic weather patterns and larger scale pressure variations. In the context of climate change, a global shift in the distribution of high and low-pressure systems may modify the local climate of vineyard

regions such as Marlborough. For example, Sturman and Quénol (2013) have shown that temperature variations in the this part of New Zealand appear to be related to an increase in frequency of high pressure systems over recent decades, increasing the occurrence of frost in spite of increased temperatures globally, and so increasing the possibility of damage to vines. It is therefore critical to assess and correct for specific biases of this kind in order to help the viticulture sector adapt their practices to regional and local climate change

Another source of the bias come from the smoothed terrain used by WRF during modeling. The difference between WRF elevation and real elevation are consistent, especially in complexe terrain. Used a more accurate DEM in the modeling process should reduce the bias for higher station (e.g. Ridge 902). But it might inscrease substantially the computaion time requiring for modeling. A solution could be using a statistical downscling with a more accurate DEM.

This study focuses on one single growing season, so it needs to be repeated over multiple seasons to provide confidence in the results presented here, while an appropriate approach needs to be designed to correct for the temperature bias when using WRF output to address viticultural problems. This approach should take into account synoptic weather pattern and time of day. Moreover, a resolution of 1 km may not be enough to fully understand the controls of temperature variation in vineyard regions located in complex terrain, as variability of temperature can be significant over very short distances. Anomalous results obtained at some coastal and inland AWS might be explained by microclimate effects, such as development of local cold pools due to microtopography (Madelin, 2004), or local sea breezes (Bonnardot *et al.*, 2005). These effects may not be taken into account by the model at 1 km resolution. Fine scale variability of climate can affect grapevine phenology (de Rességuier *et al.*, 2016) as part of the local terroir, as well as wine specificity. When providing advice for vineyard management, it is therefore considered important to downscale to finer resolution, of the order of 50-100 m. The application of statistical downscaling is currently being explored in order to achieve such high spatial resolution, because it is not currently practical to dynamically downscale WRF to such a fine resolution with existing computer resources. However, downscaling mesoscale or regional climate models to provide very fine scale temperature maps of specific vineyard regions (Bonnefoy, 2013) could be achieved by coupling atmospheric model output with a statistical model based on a high density local AWS network.

This paper has demonstrated that the average cold bias of the WRF model varies under different specific situations and should be corrected on a case-by-case basis to provide improved mapping of climate variables in vineyard regions. This kind of study can be duplicated in other vineyard areas with different environmental conditions, and repeated over multiple seasons. As climate is an important dimension of terroir, climate change will affect every wine producing region, so that improved spatial resolution of climate models can be an asset for wine producers. It will allow them to locally adapt the management of their vineyards in response to a changing climate.

6.7 Correction linéaire du biais de WRF

L'étude détaillée des biais produits par le modèle WRF a montré une relation entre les situations atmosphériques à l'échelle synoptique et la capacité du modèle à reproduire les températures à l'échelle d'une région viticole. Le biais froid moyen observé par différentes études est la conséquence de l'incapacité du modèle à reproduire correctement les températures sous certaines conditions. Cette variation du biais en fonction des situations peut avoir deux origines principales. Le modèle étant forcé aux limites du domaine par un MCG les éventuels biais de ce dernier vont se répercuter dans les échelles inférieures, et chaque niveau de régionalisation amène également son degré d'incertitude (Goubanova, 2017). Sturman *et al., (2014)* signale que le biais peut également provenir d'un problème de paramétrisation du terrain au moment de l'initialisation du modèle

Afin de prendre en compte ce biais froid moyen dans l'estimation du climat régional des vignobles de Marlborough, les températures minimales et maximales journalières ont été corrigées en utilisant l'équation résultante de la régression linéaire entre les valeurs prédites par le modèle WRF à 1 km et les valeurs mesurées par les stations météorologiques présentes sur le site (Parker *et al.*, 2014). La validation des valeurs corrigées a été réalisée par validation croisée « Leave-one-out[9] ».

6.7.1 Analyse statistique de la correction des biais

La régression linéaire est une approche classique pour modéliser les relations entre une variable dépendante et un certain nombre de variables explicatives. Étant faciles à appréhender, les modèles linéaires constituent souvent une première étape dans la compréhension et la représentation du phénomène étudié. Le modèle linéaire suppose que pour toute variation du phénomène, la réponse Y est une fonction linéaire impliquant les P variables explicatives :

$$Y(X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{P} \beta_i x_i + \varepsilon$$

À partir des données observées, il est possible d'estimer les paramètres inconnus $\beta_0 \ \ldots \ \beta_p$ en utilisant la méthode des moindres carrés. L'estimateur des moindres carrés est le plus communément utilisé pour estimer les paramètres du modèle linéaire. Il minimise la somme des carrés des résidus. En d'autres termes, pour estimer les paramètres, on minimise la somme des carrés des écarts entre la variable à expliquer et la droite de régression. La régression linéaire est effectuée entre les données horaires extraites des stations, et les valeurs horaires du modèle WRF aux locations de ces stations. L'équation obtenue peut ensuite être appliquée à l'ensemble du site d'étude.

9 La validation croisée « leave-one-out » consiste à retirer un individu du jeu d'entraînement avant de construire le modèle, cet individu servant à la validation. L'opération est répétée pour que tous les individus soit utilisés une fois pour la validation.

L'évaluation statistique des résultats après correction linéaire montre une diminution de l'erreur quadratique sur les deux indices bioclimatiques ainsi que pour les températures maximales. Des résultats similaires ont été obtenus lors de la correction de l'indice GFV (Parker *et al.*, 2014). La construction similaire de ces indices, basés sur une accumulation des températures journalières, peut expliquer ces résultats analogues. Les résultats ne montrent pas une réelle amélioration des indicateurs statistiques, l'erreur est même plus importante pour la moyenne des températures minimales révélant que même si l'erreur finale est plus faible, la dispersion des erreurs reste similaire (Tableau 13).

Tableau 13: Indicateurs statistiques de la qualité de la modélisation avant et après correction par régression linéaire (validation croisée « leave-one-out »)

	Winkler		**Huglin**		**TN**		**TX**	
	Original	Corrigé	Original	Corrigé	Original	Corrigé	Original	Corrigé
RMSE	115	61	163	72	0.0	0.2	1.6	0.4
IOA	0.38	0.39	0.47	0.55	0.66	0.66	0.50	0.70
COR	0.23	0.19	0.51	0.44	0.61	0.60	0.60	0.60

À l'échelle de la saison, le biais froid moyen observé précédemment semble bien corrigé par l'application de la régression linéaire (Figure 41), particulièrement pour les sites situés à l'intérieur des terres. Un léger biais chaud persiste sur les espaces à proximité de l'océan. Ces résultats à l'échelle d'une saison expliquent la diminution des erreurs observées sur les indices bioclimatiques liés à la vigne. L'utilisation des sorties à 1 km du modèle WRF corrigées par régressions linéaires pour spatialiser les températures et les indices à l'échelle d'une saison viticole semble pertinente notamment pour la vallée de Wairau. Cependant, la persistance du biais sur les sites à proximité des côtes montre que l'erreur ne peut être totalement imputable à une erreur de paramétrisation du modèle. Sur ces espaces, les échanges thermiques entre l'océan et le continent sont nombreux et varient rapidement dans l'espace et dans le temps. La difficulté du modèle WRF à reproduire les températures sur les sites côtiers a déjà été relevée (Bonnardot *et al.*, 2012 ; Soltanzadeh *et al.*, 2017).

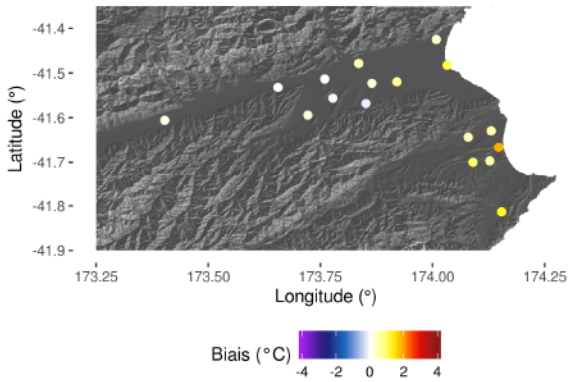


Figure 41: Biais observés pour chaque station après correction par régression linéaire (millésime 2013-2014)

6.7.2 Analyse spatiale de la correction des biais

L'application du modèle de correction par régression linéaire modifie l'ensemble des valeurs des températures moyennes et des indices bioclimatique de manière relativement homogène (Figure 42). Les différences les plus importantes sont observables aux marges des espaces occupés par la vigne. Cet « effet de bord » peut s'expliquer par la répartition spatiale des stations utilisées dans la création du modèle de régression correctif. En effet, toutes les stations sont situées à proximité des vignes dans des conditions géographiques similaires. Elles ne couvrent donc pas les secteurs de reliefs plus marqués. Les données spatialisées à l'extérieur des vignobles sont donc extrapolées. Cet aspect ne pose pas de problème majeur dans ce cas d'étude, où l'ensemble des vignobles est couvert par le réseau de stations. Mais cet effet peut être très limitant pour d'autres applications comme la recherche de nouveaux secteurs d'implantation de vignobles pour les années à venir.

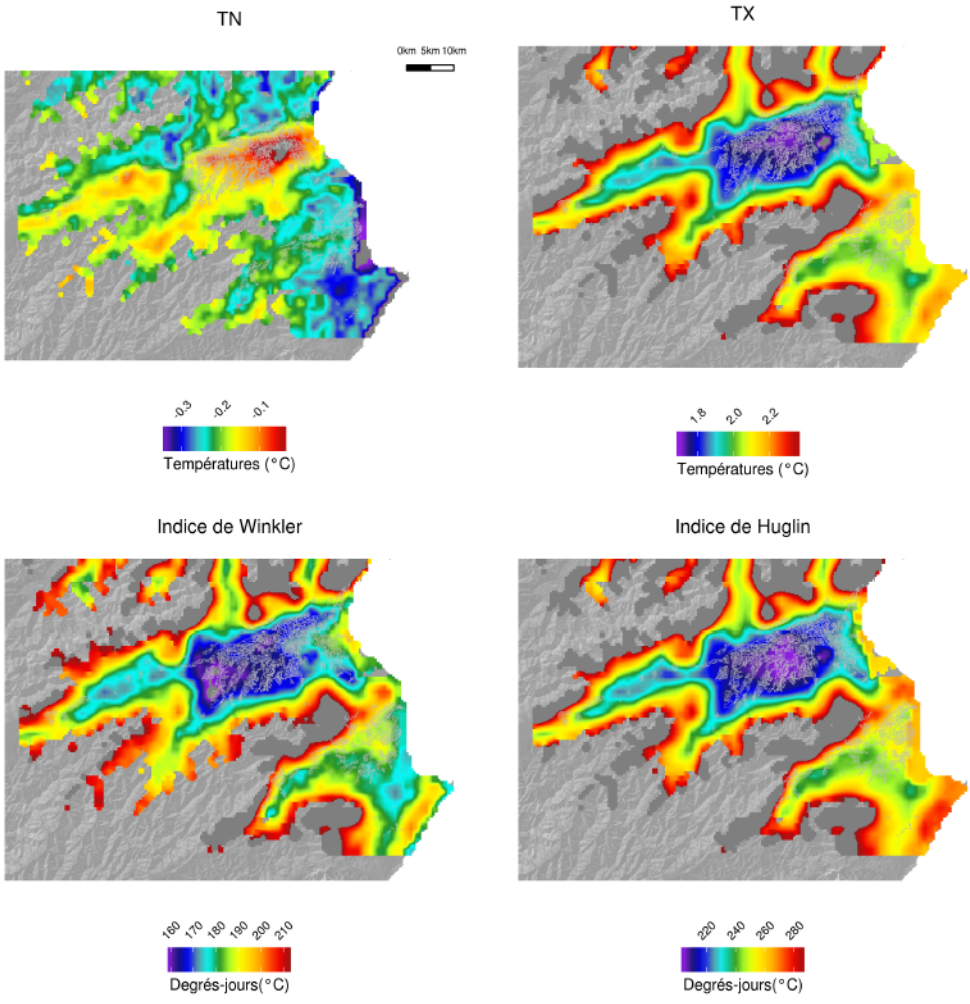


Figure 42: Différences de températures pour les températures minimales et maximales moyennes et de degrés-jours pour l'indice Winkler et l'indice de Huglin après correction linéaire (millésime 2013-2014)

6.7.3 Limites de la correction des biais du modèle WRF par régression linéaires

Les résultats précédents ont permis de montrer qu'à l'échelle d'une saison, le biais froid moyen de WRF pouvait être corrigé en utilisant le réseau de stations présent sur le site, mais a également révélé une première limite à ce type de correction avec « un effet de bord ». De plus dans le chapitre 7, les résultats ont montré que le biais présentait une intensité et une distribution spatiale très variables suivant les situations atmosphériques. La qualité de la correction appliquée par le modèle par régression linéaire est différente suivant les situations déterminées dans le chapitre précédent. Dans toutes les situations, le modèle n'explique que partiellement le biais (63 % dans le meilleur des cas avec le « node 8 »). Dans plusieurs cas, la variance expliquée est inférieure à 30 % (Figure 43).

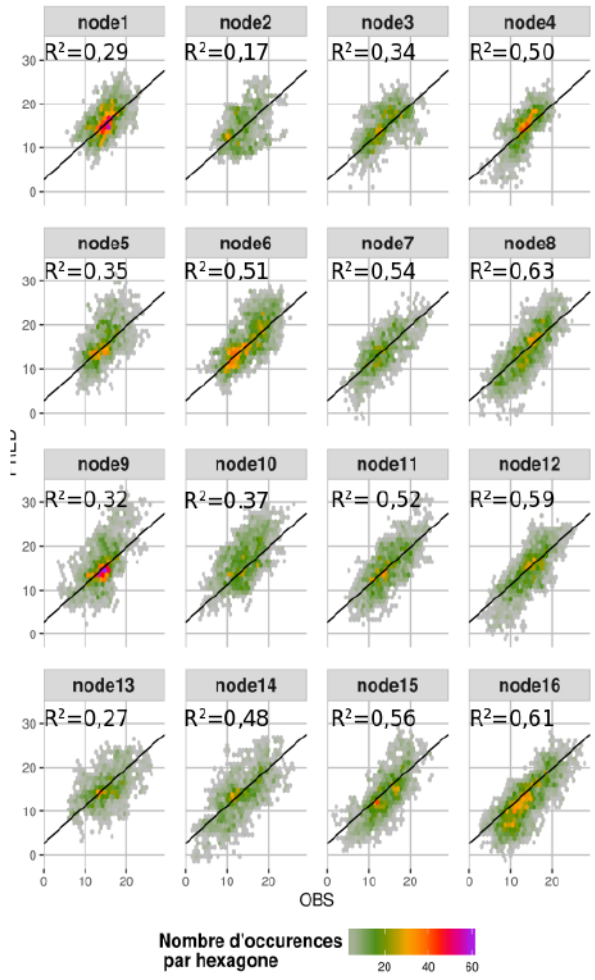


Figure 43: Coefficient de détermination de l'équation de correction par type de situation atmosphérique

Pour essayer d'améliorer la précision de ces résultats, un modèle de correction par régression linéaire spécifique à chaque situation à également été testé, sans apporter de gain majeur, le biais ne présentant pas une distribution linéaire. Le biais froid moyen n'est donc pas uniquement imputable

à la paramétrisation du terrain dans le modèle, mais sous certaines conditions atmosphériques, le modèle WRF ne peut reproduire de manière suffisamment précise les conditions climatiques à l'échelle des vignobles de Marlborough.

6.7.4 Impact de la correction des biais sur les valeurs d'indices bioclimatiques

L'utilisation de la correction par régression linéaire doit donc être limitée à l'échelle d'une saison. Les indices bioclimatiques relèvent de cette échelle temporelle. L'application d'un modèle basé sur les régressions linéaires corrige le biais froid induit par la modélisation WRF à l'échelle d'une saison végétative. En augmentant les valeurs moyennes des sorties du modèle, la cartographie des indices bioclimatiques et la synthèse du climat des vignobles de Marlborough au cours de la saison 2013-2014 a pu être réalisée (Figure 44).

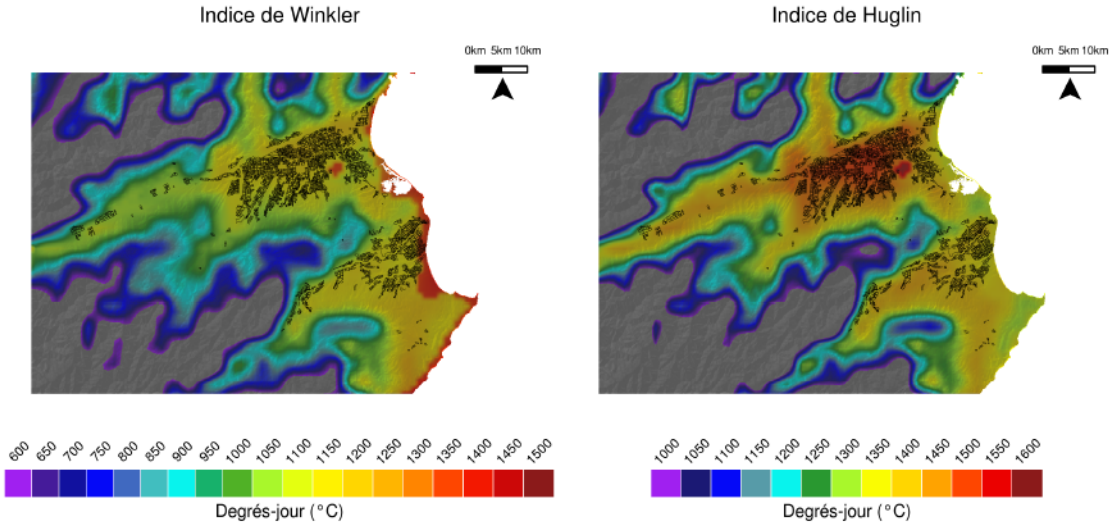


Figure 44: Indices de Winkler et de Huglin après corrections du biais par régression linéaire

Après correction, les valeurs de l'indice de Winkler pour les secteurs cultivés sont comprises entre 1200 (dans la vallée de Wairau) et 1400 degrés-jours pour les secteurs les plus proches de la cote, situant les vignobles de Marlborough dans la classe I selon la classification de Winkler (1962). Ce qui correspond à la classe des « vignobles de climat frais ». Les valeurs de l'indice de Huglin (1400-1550) obtenues après correction classent également ce secteur dans la classe des climats frais. L'utilisation de ces indices, largement répandus dans les études viticoles, permet donc de situer le site d'étude par rapport aux autres vignobles mondiaux.

6.8 Conclusion

Le biais froid moyen à l'échelle d'une saison du modèle WRF n'est pas constant dans le temps et dans l'espace. La distribution et l'intensité du biais varie fortement suivant le moment de la journée et les conditions atmosphériques.

Dans le cadre de recherches futures pour améliorer la qualité de la modélisation, il serait intéressant d'évaluer la qualité du MCG utilisé pour le forçage de la grille 1 (27 km) à différents moments de la journée et sous les conditions atmosphériques identifiées dans ce chapitre. Diaconescu *et al* (2007) ont montré que les erreurs des modèles de large échelle utilisés aux bords d'un modèle à aire limitée conditionnent les erreurs observées lors de la régionalisation. Dans notre cas d'étude, si les biais observés sont similaires à ceux obtenues par la modélisation WRF à une résolution de 1 km, l'origine principale du biais proviendrait du MCG. Dans le cas contraire, il pourrait s'agir d'un problème de paramétrisation du modèle (Crétat *et al.*, 2012) ou bien à l'incertitude liée à la régionalisation de la donnée et à l'incapacité du modèle à reproduire les phénomènes physiques des échelles locales. Par ailleurs, le MNT utilisé par le modèle ne possède pas une résolution spatiale suffisante pour bien représenter la topographie complexe du site d'étude. L'utilisation de modèle d'élévation plus précis est une piste à explorer pour la réduction du biais de WRF.

La correction du biais de WRF par régression linéaire en utilisant le réseau de station a permis de corriger les valeurs des indices bioclimatiques à l'échelle d'une saison végétative. Cependant ce type de correction semble peu approprié pour d'autres utilisations, la correction étant peu efficace sur des échelles temporelles plus courtes.

Conclusion de la deuxième partie

Les modèles dynamiques à haute résolution représentent aujourd'hui un des axes de recherche pour l'amélioration de la résolution spatiale des modèles climatiques. Dans cette partie, l'utilisation du modèle WRF a mis en valeur les variations des températures à l'échelle des vignobles de Marlborough. La topographie complexe joue un rôle important dans la distribution des indices bioclimatiques de la région, et donc sur la phénologie de la vigne.

Ces modèles de descente d'échelle dynamique peuvent être combinés avec des méthodes de descente d'échelle statistique pour affiner encore la résolution spatiale ou élargir la couverture spatiale des modélisations aux échelles les plus fines. L'emploi de ces méthodes réduit également les temps de calcul, ouvrant ainsi des perspectives intéressantes pour de la modélisation climatique avec des résolutions plus fines et plus adaptées à la viticulture.

Une connaissance de l'incertitude liée à la modélisation est nécessaire pour améliorer la précision des modèles dans les années à venir. La qualité du modèle WRF a été évaluée dans cette partie à travers une série de tests. Les conditions atmosphériques globales jouent un rôle important dans la capacité du modèle à reproduire les températures à l'échelle des vignobles étudiés. À l'échelle d'une saison, il est possible de corriger partiellement ce biais en utilisant une régression linéaire entre les données mesurées par le réseau de stations et les sorties du modèle à 1 km. Mais cette correction n'apporte qu'une réponse partielle à l'incertitude associée à WRF dans ce cas d'étude. Le biais issu du forçage du modèle aux limites de son domaine par le MCG doit être quantifié pour distinguer l'incertitude apporter par chaque échelle spatiale, et apporter les corrections requises pour limiter l'effet de cascade d'incertitude lors de la régionalisation.

De plus, l'étude a montré que les modèles dynamiques régionaux ne représentent pas bien les aspects les plus locaux de la distribution des températures, facteur important d'un terroir viticole. Pour être en mesure de spatialiser les variations des températures aux échelles fines, il est nécessaire de s'appuyer sur des modèles possédant des résolutions spatiales plus fines. Les méthodes statistiques de descente d'échelle présentées dans le ***chapitre 6*** *peuvent également être employées à partir de réseaux d'observation pour interpoler les variables climatiques.*

Les modèles dynamiques régionaux restent cependant des outils importants pour la caractérisation du climat régional d'une région viticole. Étant largement utilisés dans la modélisation régionale du changement climatique, leur utilisation et leur amélioration sont indissociables de l'affinement de la résolution spatiale des projections climatiques futures

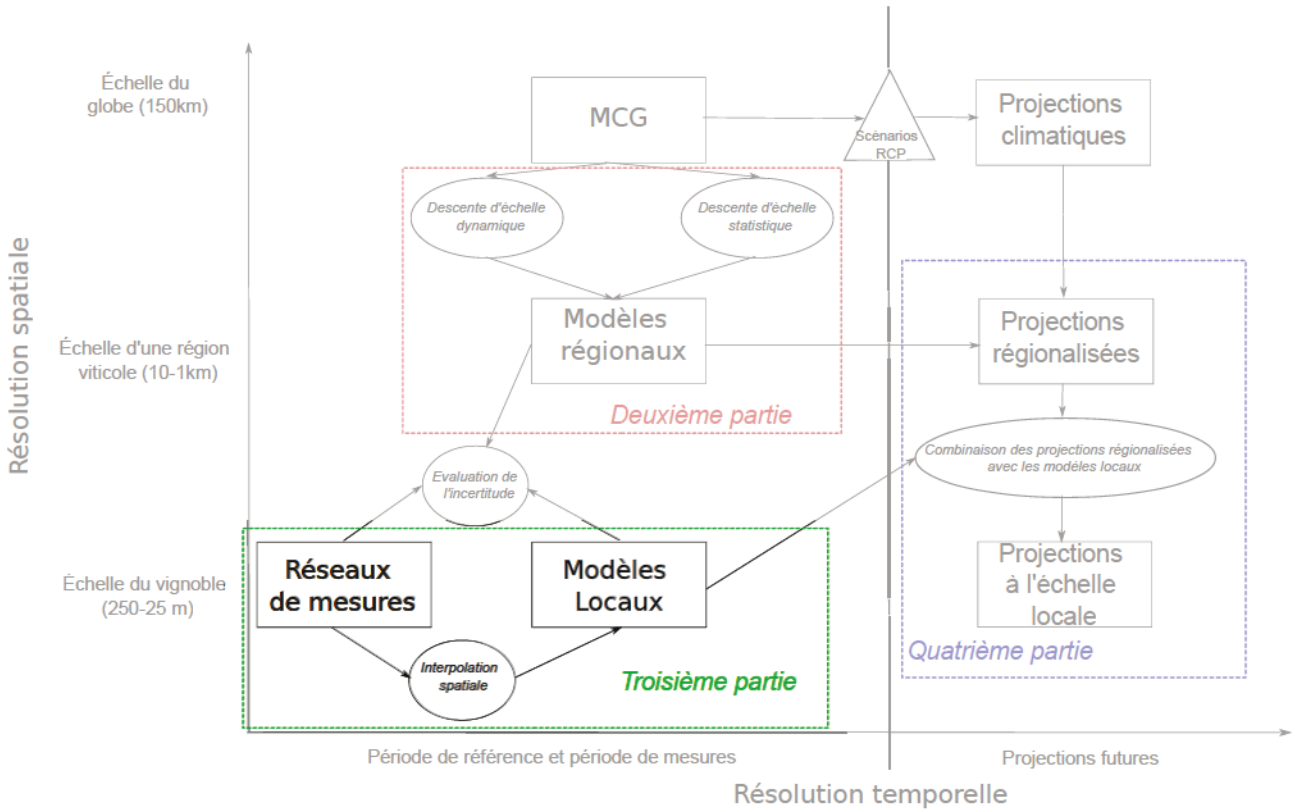
TROISIÈME PARTIE : MODÉLISATION STATISTIQUE À L'ÉCHELLE LOCALE

La distribution des températures à l'échelle d'une appellation peut présenter des écarts importants, influant fortement la phénologie de la vigne et les caractéristiques des raisins (taux de sucre, acidité…). Les réseaux de mesures nationaux ne sont pas assez denses pour mesurer cette variabilité locale du climat. Au niveau de la modélisation, la partie précédente a montré que les modèles dynamiques régionaux n'ont pas encore des résolutions spatiales suffisantes pour bien représenter les variations locales du climat sans engendrer une forte incertitude.

*L'installation de réseaux spécifiques à l'échelle d'appellations viticoles permet de prendre en compte les effets locaux agissant sur le climat à l'échelle locale. Dans ce cas, le choix de l'emplacement des postes de mesures est essentiel. Au contraire des stations des réseaux météorologiques nationaux dont l'emplacement doit éviter l'influence d'obstacles, l'installation à proximité de facteurs locaux influant le micro climat doit être privilégiée. Les données obtenues peuvent ensuite être interpolées pour obtenir des données spatialisées couvrant l'ensemble du secteur d'étude (**Chapitre 8**).*

*Les régressions linéaires sont les méthodes d'interpolation classiquement utilisées pour modéliser les données issues des réseaux de mesures aux échelles locales. Mais l'hypothèse linéaire induite ne représente pas nécessairement bien la relation entre la variable climatique étudiée et son environnement local. L'utilisation de modèles plus complexe doit améliorer la précision de ces modèles statistiques, et par conséquent la connaissance du climat local de l'espace étudié (**Chapitre 9**).*

*Les cartographies ainsi créées peuvent être employées pour étudier finement la variabilité spatiale et temporelle du climat local des appellations viticoles. L'imbrication des échelles climatiques amènent naturellement la question sur l'origine de cette forte variabilité spatiale du climat à l'échelle locale. L'étude des situations climatiques des échelles supérieures est un moyen de mieux appréhender le comportement du climat des échelles inférieures (**Chapitre 10**)*


Échelle du globe (150km)
Échelle d'une région viticole (10-1km)
Échelle du vignoble (250-25 m)
Résolution spatiale
MCG
Scénarios RCP
Projections climatiques
Descente d'échelle dynamique
Descente d'échelle statistique
Modèles régionaux
Projections régionalisées
Deuxième partie
Evaluation de l'incertitude
Combinaison des projections régionalisées avec les modèles locaux
Réseaux de mesures
Modèles Locaux
Projections à l'échelle locale
Interpolation spatiale
Troisième partie
Quatrième partie
Période de référence et période de mesures
Projections futures
Résolution temporelle

CHAPITRE 7 : MODÉLISATION LOCALE DES TEMPÉRATURES : APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE

Les réseaux de mesures nationaux doivent respecter des normes spécifiques évitant l'influence des facteurs locaux (OMM, 1990). Or, à l'échelle locale, les températures peuvent présenter des variations importantes sur de faibles distances.

L'installation de réseaux spécifiques dans plusieurs vignobles a permis de mesurer les variations locales de températures, mais également de les spatialiser en utilisant des modèles de régression linéaire (Bois, 2007 ; Madelin, 2004 ; Bonnardot *et al.*, 2012 ; Bonnefoy, 2013 ; Bois *et al.*, 2014). Cependant, l'hypothèse de linéarité est limitante et ces modèles ne représentent pas toujours bien les relations entre les températures et les paramètres locaux. Des méthodes ont été développées plus récemment gérant mieux la complexité des relations entre les variables à expliquer et les variables explicatives et limitant ainsi l'incertitude liée à l'utilisation de ce type de modèle.

Ce chapitre sera consacré dans un premier temps à la description d'un réseau de mesures installé dans le but de mesurer les températures dans les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites. Dans un second temps, deux modèles statistiques de spatialisation des températures seront décris : un modèle de régression linéaire multiple et un modèle de régression non linéaire.

7.1 Contexte géographique et historique de la viticulture à Saint-Émilion

Les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites se situent dans la partie nord-est de la région Nouvelle-Aquitaine, à 40 km de Bordeaux, sur la rive droite de la Dordogne, à proximité de la ville de Libourne. La viticulture a été introduite dans cette partie de l'Aquitaine par les Romains, puis développée autour de nombreux monastères et centres de soins palliatifs. Le statut de « juridiction » de Saint-Émilion a été accordé au cours de l'occupation anglaise au XXIIe siècle. Depuis le vin est largement apprécié par l'ensemble de la population. La célébrité de Saint-Émilion commence à la fin du XIXe siècle, quand le Merlot devient une variété importante à Bordeaux (beaucoup plus tard par rapport au Médoc et Sauternes). La réputation de Pomerol ne se développe qu'au XXe siècle avec l'aide de négociants influents qui se sont installés dans la ville de Libourne dans les années 1930. La viticulture devient la principale activité agricole et continue de se développer vers le paysage que nous connaissons aujourd'hui, obtenant la reconnaissance en tant que paysage culturel du patrimoine mondial de l'Unesco en 1999.

Les appellations Saint-Émilion et Saint-Émilion Grand cru représentent 9 communes sur les 16 présentes (Saint-Émilion, Saint-Christophe des-Bardes, Saint-Hippolyte, Saint-Étienne-de-Lisse, Saint-Laurent-des-Combes, Saint-Pey-d'Armens, Saint-Sulpice-de-Faleyrens, Vignonet et une partie de Libourne) pour une superficie en vigne de 5350 ha. Le reste du site se compose des appellations Pomerol (750 ha), Lalande de Pomerol (1150 ha), Puisseguin Saint-Émilion (725 ha),

Montagne Saint-Émilion (1600 ha), Lussac Saint-Émilion (1440 ha) et Saint-Georges Saint-Émilion (190 ha). Cette région produit principalement du vin rouge, comprenant certains des domaines les plus prestigieux de Bordeaux. Les variétés cultivées dans ces appellations sont le Merlot (environ 70 %), le Cabernet franc (environ 25 %) et le Cabernet-Sauvignon (environ 5 %). L'essentiel du vignoble est planté à des densités variant entre 5000 et 6000 pieds par hectare.

Située dans le bassin aquitain, la région se démarque par un relief plus marqué que le reste de la Gironde viticole (Figure 45). Les vignobles de Saint-Émilion et Pomerol sont situés sur des sédiments géologiques qui ont été établis au cours de l'ère tertiaire et quaternaire. Ce secteur est caractérisé par un grand plateau calcaire tertiaire à environ 100 mètres d'altitude, façonné par l'érosion des rivières qui coulent au sud (Dordogne) et au nord-ouest (Isle). Sur le fond des vallées plates, les sols graveleux et sableux se sont développés sur des alluvions quaternaires

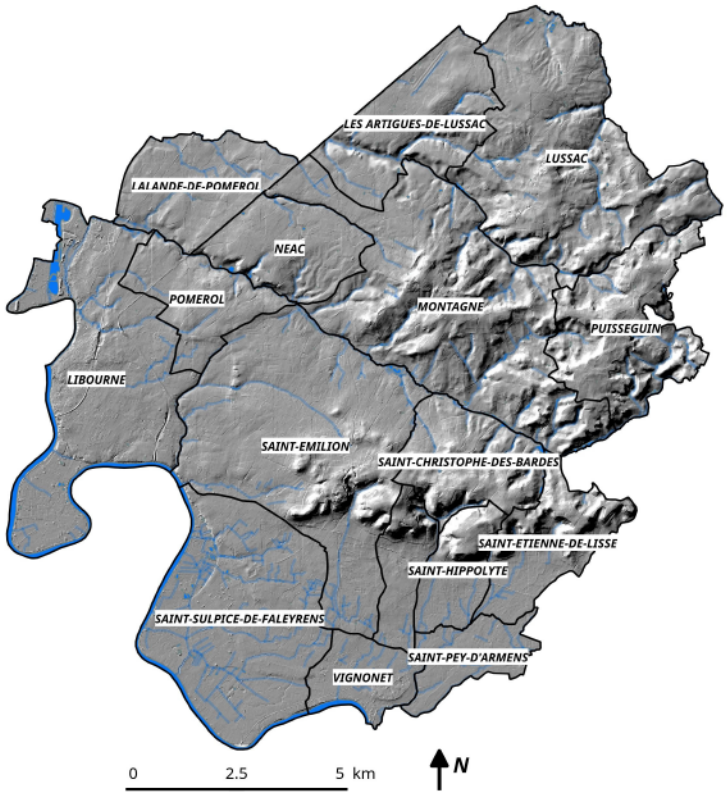


Figure 45: Topographie et hydrologie du Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites

La région est caractérisée par un climat océanique où les flux d'ouest sont majoritaires et les précipitations régulières sur l'année, avec un maximum en hiver et un minimum durant la période estivale. La proximité de l'Océan Atlantique régule les températures minimales et limite les gelées printanières. Une station appartenant au réseau Météo France est présente sur le site, avec une

longue série de données climatique. Mais pour mesurer la variabilité des températures à l'échelle locale, la densification des postes de mesures sur le site est obligatoire.

7.2 Réseaux de mesures dans les appellations Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites

7.2.1 Caractéristiques des postes de mesures

L'installation d'un réseau de mesure climatique aux échelles fines doit être réalisée en tenant compte des variables perturbant la distribution des températures à l'échelle locale. Le choix des postes de mesures est essentiel, les températures pouvant présenter des variations importantes sur de courtes distances (Quénol, 2011). Il existe un grand nombre de capteurs de températures possédant différentes propriétés. La région de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites a été équipée de capteurs de type *Tinytag* avec une résolution de 0.4 °C (Tableau 14). Certains appareils plus précis et plus onéreux ne s'avérant pas plus fiables pour ce type d'étude, car ils étaient difficilement comparables (Quénol, 2011).

Tableau 14: Descriptif technique constructeur du capteur de température Tinytag Talk 2. Source : Gemini

	Data logger Type : TK-4023
Capacité totale de mesures	16 000 mesures
Type de mémoires	Non volatile
Démarage différé	45 jours
Option d'arrêt	Plein / Après n mesures / Jamais (Ecriture sur les anciennes données)
Types de mesures	Instantanée/ Min / Max
Intervalles d'enregistrement	1 secondes à 10 jours
Alarmes	2 programmables
Amplitude d'enregistrement	-40°C à 125°C
Type de capteur	10K NTC Thermistor (sonde externe)
Résolution de la mesures	< 0,05 °C
Stabilité de la mesure	+ ou - 1°C à partir de 25°C
Précision de la mesure	0,4°C entre 0 et 70 °C et 0,4 à 0,80C entre -20°C et 0°C

90 capteurs TinyTag ont été installés fin 2011 sur le site d'étude, dans le but de cartographier les températures avec une résolution fine. Ce nombre important de capteurs sur le site en fait un espace privilégié pour développer et comparer les méthodes de modélisation statistique des températures aux échelles fines. Les capteurs sont installés entre les rangs de vigne, à une hauteur de 1,20 m et dans des abris anti-radiations normés (modèle RS3 normé selon la Royal Meteorology (Figure 46).



Figure 46: Capteur de température Tinytag sous abris anti-radiation installé dans la canopée dans un vignoble de la région de Saint-Émilion

Pour bien prendre en compte les effets locaux, les capteurs doivent être répartis de la manière la plus homogène possible sur le terrain afin de ne pas laisser d'espaces conséquents sans prise de mesures. De plus, ils doivent être positionnés en fonction des facteurs (pente, altitude, exposition…) susceptibles d'influencer la distribution des températures. Chaque terroir viticole ayant ses propres spécificités environnementales, une étude terrain complétée par une étude SIG est nécessaire avant l'installation du réseau. Une première démarche théorique consiste à quadriller régulièrement l'espace étudié afin d'en couvrir la totalité avec les capteurs. Puis les capteurs sont déplacés un à un en fonction des caractéristiques de l'environnement afin de prendre en compte au maximum les effets locaux. Les variables influant sur les températures aux échelles fines sont nombreuses et pour certaines complexes à mesurer, il est difficilement possible d'acquérir des mesures pour l'ensemble de ces facteurs. La topographie jouant un rôle majeur dans la distribution des températures à l'échelle d'un vignoble, les facteurs retenus pour l'emplacement des capteurs sont dérivés de modèle numérique de terrain, facilement accessible aujourd'hui : l'altitude, la pente, l'orientation et les positions géographiques.

7.2.2 L'altitude

L'altitude joue un rôle prépondérant dans la répartition des températures. Elle diminue théoriquement entre 0.6 et 0.8 °C pour 100 mètres d'élévation (Beltrando et Chémery, 1995). Cependant dans certaines situations particulières, notamment les nuits claires et sans vent, des inversions thermiques peuvent se développer. L'air froid en altitude s'écoule lentement le long des pentes pour former des lacs d'airs froids sur les replats et en bas de coteaux favorisant la formation de gel si les températures sont suffisamment basses (De Parcevaux et Huber, 2007).

7.2.3 La pente

La quantité de chaleur reçue par une surface va être fonction de l'inclinaison de cette surface. Un faisceau lumineux se diffusera sur une surface plus faible si l'inclinaison est importante, et sera donc plus concentré. Le sol et la végétation situés sur une pente plus abrupte seront donc privilégiés en termes d'apport thermique par rapport à une surface plus plane. L'intensité de chaleur reçue par une surface inclinée selon un angle α s'écrit sous la forme : $I = R \sin(h + \alpha)$ avec R le rayonnement solaire du soleil et h l'angle d'incidence des rayons du soleil (dépendant de la latitude et de la saison).

7.2.4 L'orientation

L'orientation peut être définie comme l'angle par rapport au nord géographique formé par la perpendiculaire de la surface étudiée. L'orientation va impacter les températures, car elle va déterminer le temps d'exposition à l'énergie solaire, ainsi que l'exposition au vent. Les pentes exposées au sud vont recevoir plus d'énergie que celles exposées au nord. Ces dernières sont de plus soumises aux vents de nord, plus froids (dans l'hémisphère Nord). Les pentes orientées vers l'est recevront la lumière du soleil dès les premières heures du jour, limitant le risque de gel. L'orientation en degré ou radian est difficilement intégrable dans une étude quantitative. Un angle de 359° et un angle de 2° vont tous les deux signifier une orientation nord mais seront interprétés comme très différents par tous les logiciels statistiques et de SIG. Une solution consiste à la décomposition en deux vecteurs U et V allant de -1 à 1 en utilisant la trigonométrie, U correspondant à l'orientation nord/sud et V à l'orientation est/ouest.

$$U = \cos(\textit{angle en radian}) \textit{ et } V = \cos(\textit{angle en radian})$$

7.2.5 Les coordonnées géographiques

La localisation elle-même du point de mesure est à considérer lors de l'installation des sites de mesures. La variation du climat à l'échelle locale est dépendante des échelles climatiques supérieures. Des gradients ou tendances résultant de cette imbrication d'échelles influent sur la distribution des températures. Certains facteurs (rivières, haies, constructions…) vont également jouer un rôle sur dans la répartition spatiale des températures. L'intégration des coordonnées géographiques lors de l'implantation des capteurs prend en compte ces informations, mais il n'est pas possible de décomposer la part d'influence de ses différents éléments.

Le réseau de capteur doit couvrir au maximum l'ensemble de ces paramètres pour éviter l'extrapolation lors de la spatialisation des températures. Dans le cas du réseau installé sur le site bordelais, l'ensemble des pentes et des orientations sont bien couvertes par le réseau. Les espaces les moins élevés et les plus plats sont sous-représentés, mais cette particularité est intentionnelle ; ces secteurs sont les moins à même de présenter des variations importantes de températures (Figure 47 et Figure 48)

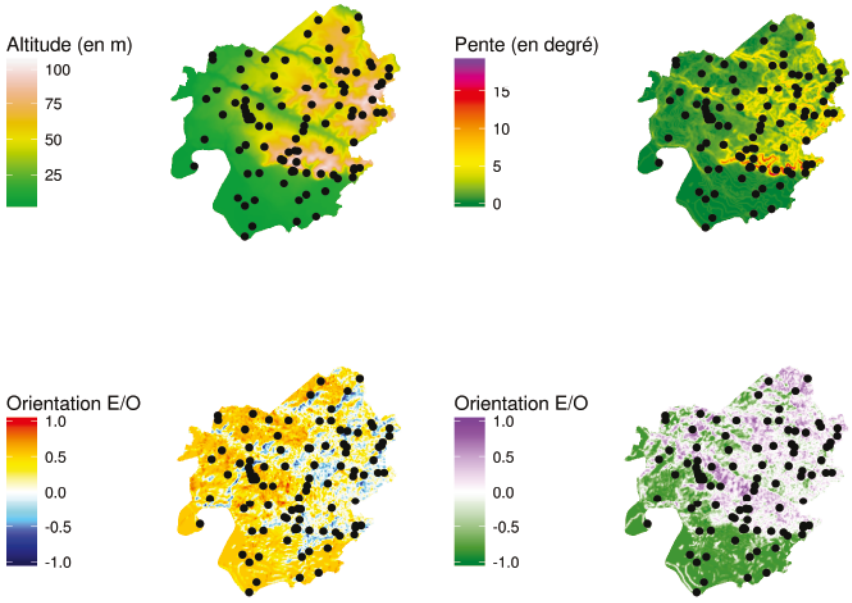


Figure 47: Localisation des capteurs de température en rapport avec l'altitude, la pente et l'orientation (déclinée en N/S et E/O)

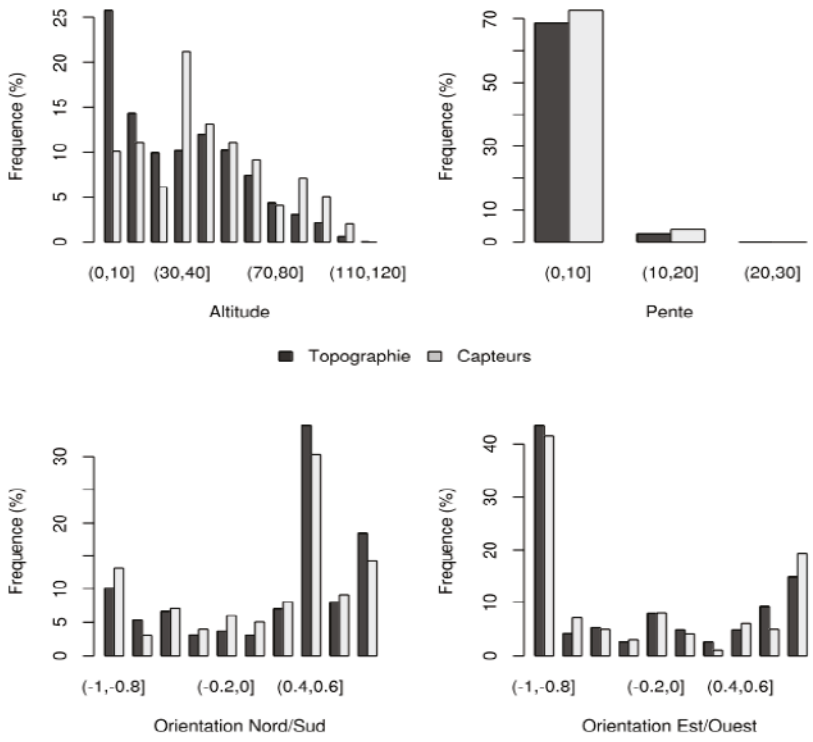


Figure 48: Répartition des capteurs du réseau de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites en fonction des caractéristiques physiques du milieu

Les capteurs approchent de manière ponctuelle la dimension climatique d'un terroir viticole. Les méthodes d'interpolation spatiales estiment une variable en tout point de l'espace considéré à partir de points échantillonnés.

7.3 Les modèles de spatialisation des températures a l'échelle locale

Les méthodes d'interpolation spatiale sont nombreuses et reposent sur des principes variés. Elles peuvent être réparties en trois grands groupes (Bois, 2007) : les méthodes déterministes, probabilistes (stochastiques) et les méthodes de régression. Les techniques déterministes se basent uniquement sur des relations mathématiques sans tenir compte de la variation du phénomène étudié. Les méthodes probabilistes font appel à un modèle reposant sur la distribution spatiale entre les différentes données étudiées. Les modèles de régression estiment la relation entre une variable à expliquer et des variables explicatives. Les méthodes déterministes et stochastiques n'ayant pas été employées dans cette étude, seuls les modèles de régression sont décrits. Pour plus de détails, les lecteurs pourront se référer aux de nombreux ouvrages traitants du sujet (Bivand *et al.*, 2008 ; Hengl, 2009 ; Wackernagel, 2013).

7.3.1 Modèle de régression

Les méthodes de régression visent à expliquer une variable, ici la température, par une ou plusieurs variables explicatives connues, ici les variables environnementales dérivées du MNT. Les techniques de régression peuvent être paramétriques ou non paramétriques, linéaires ou non linéaires. De nombreuses études ont été réalisées dans le domaine de la régression et ces méthodes sont largement documentées (Cornillon et Matzner-Lober, 2011 ; Wackernagel, 2013)

7.3.1.1 Régression linéaire multiple

Dans les études de modélisation des températures aux échelles fines, les modèles de régression sont régulièrement utilisés et plus particulièrement les modèles de régression linéaire, présentés précédemment dans le chapitre 6 (Joly *et al.*, 2003 ; Bonnefoy, 2013).

Du fait de la diversité des situations climatiques, l'ensemble des variables explicatives (altitude, pente, orientation…) ne va pas avoir un effet statistiquement significatif sur la distribution des températures. Il est nécessaire de sélectionner les variables explicatives *via* un critère de sélection pour d'obtenir le meilleur compromis biais-variance. Plusieurs critères existent, les plus couramment utilisés étant le R^2, le R^2 ajusté, le Cp (Colin Lingwood), l'AIC (Akaike Information Criterion) et le BIC (Bayesian Information Criterion). Une sélection de modèle par le R^2 et le R^2 ajusté est peu conseillée, car ils augmentent avec le nombre de variables explicatives. Ils seront utilisés pour comparer des modèles possédants un nombre équivalant de variables explicatives. L'AIC est surtout adapté pour les études non paramétriques (nombre de paramètres infinis) (Liu et Yang, 2011). Deux critères sont donc retenus : Le Cp et le BIC. Pour chacun de ces deux critères, une procédure de validation croisée est mise en place. Un échantillon, dit d'entraînement,

représentant 80 % des capteurs est tiré aléatoirement, les 20 % restant servant à la validation. Sur cet échantillon d'entraînement, le modèle de régression est appliqué une première fois selon le critère Cp et une seconde fois avec le critère BIC et l'opération est répétée 1000 fois. Après comparaison des résultats, les modèles sélectionnés avec le critère Cp présentent les erreurs les plus faibles, ce critère est retenu pour sélectionner les variables explicatives les plus pertinentes.

Cependant, ces modèles ne peuvent pas reproduire certaines relations plus complexes entre les températures et les variables environnementales. L'emploi de modèles plus élaborés peut diminuer les erreurs de prédictions.

7.3.1.2 Régression non linéaire : Support Vector Regression (SVR)

Les relations entre les températures et les facteurs locaux sont souvent complexes et des modèles plus sophistiqués existent pour les représenter. Un modèle polynomial, un modèle logarithmique ou tout autre modèle mettant en jeu une relation explicite entre les variables explicatives et à expliquer peut être employé. De tels modèles sont plus flexibles mais leurs propriétés paramétriques, c'est-à-dire estimer la fonction inconnue avec des paramètres estimés (β_0 et β_i dans le cas de la régression linéaire), les limitent à cette forme explicite de relation. Dans le cas d'estimation des températures journalières, il serait nécessaire de déterminer chaque jour quel est le type de modèle le plus adapté (polynômial, logarithmiques…), ce qui est difficilement envisageable pour modéliser des données journalières à long terme et pour la généralisation à d'autres sites d'études. D'autres types de modèles de régression, non paramétriques, existent et possèdent une plus grande souplesse pour la manipulation de ce type de jeu de données.

1) Support Vector machines (SVM)

Les Support Vector Machine (SVM) sont issus de la théorie « machine learning (Cortes et Vapnik, 1995) et sont largement utilisés pour la classification d'image (Betbeder *et al.*, 2014 ; Dusseux *et al.*, 2014). Un de leur principal intérêt est leur capacité à utiliser des séparateurs de types non linéaires *via* l'utilisation de noyaux. Le principe est d'augmenter artificiellement la dimension des données en y ajoutant de l'information redondante (astuce du noyau). Ainsi, la classification n'est pas effectuée dans l'espace initial, mais dans un espace projeté de dimension infinie qui améliore la séparabilité des classes (Betbeder, 2015). Leur utilisation a été adaptée pour les problèmes de régressions.

2) Support Vector Regression (SVR)

L'idée principale repose sur l'identification automatique de support vector (issus des données) entre lesquels la régression non linéaire est estimée à travers le noyau K. Ils sont particulièrement efficaces pour estimer des relations non linéaires complexes grâce à l'emploi du noyau. La fonction de régression associée est la suivante :

$$Y(X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{N} \beta_i K(X, S_i) + \varepsilon$$

Avec S les supports vectors, β_0 les coefficients associés et K le noyau. La validation des modèles s'effectue par validation croisée. Le jeu de donnée est séparé en k échantillon de dimensions égales (Arlot et Celisse, 2010). Chaque modèle est entraîné sur k-1 échantillon et est validé sur l'échantillon restant. Ce processus est répété pour chaque échantillon de manière à ce que tous les échantillons soit utilisés pour la validation et pour l'entraînement. Le meilleur modèle par jour est retenu. En pratique, $k=5$ (80 % du jeu de donnée pour l'entraînement et 20 % pour la validation) est la répartition la plus communément utilisée. Les cartes des températures maximales et minimales journalières sont ensuite obtenues en appliquant ce modèle obtenu à l'ensemble du site d'étude.

7.4 Conclusion

Un réseau de capteur a été installé en fonction des paramètres locaux influant sur la distribution des températures dans les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites. Les méthodes d'interpolation spatiale permettent, à partir des données mesurées, de spatialiser ces températures sur l'ensemble du site d'étude. Les modèles de régressions linéaires sont classiquement employés, car ils s'appuient sur les relations entre les températures et l'environnement local. Cependant les relations statistiques entre les variables environnementales et les températures n'étant pas nécessairement linéaires, des modèles plus complexes semblent plus appropriés pour ce type d'étude.

CHAPITRE 8 : COMPARAISON DE DEUX MODÈLES STATISTIQUES DE SPATIALISATION DES TEMPÉRATURES

Un des avantages de la modélisation statistique des températures est que l'incertitude est facilement quantifiable contrairement aux autres modèles décrits précédemment. En effet, la qualité du modèle ne dépend que de deux facteurs, tout d'abord la qualité de la mesure qui est supposée fiable si le réseau est entretenu et les capteurs vérifiés régulièrement (élimination des valeurs aberrantes et des dérives). La seconde source d'incertitude provient de la capacité de la méthode utilisée à reproduire les relations entre la variable à expliquer et les variables explicatives. La modélisation par régression linéaire est simple à appréhender et à mettre en place mais ne gère pas les relations plus complexes. L'utilisation de méthodes plus évoluées doit améliorer la qualité de la modélisation et réduire l'incertitude produite. La quantification du gain de précision apporté par l'utilisation de méthodes plus complexes est importante. La sophistication du modèle doit apporter une réduction significative de l'erreur tout en étant facilement reproductible dans d'autres études.

Dans ce chapitre, le réseau de mesure installé dans les appellations Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites a servi à comparer un modèle de régression linéaire avec un modèle plus complexe de régression non linéaire (SVR). Le chapitre est intégralement composé d'un article soumis à *Agricultural and Forest Meteorology* (accepté pour publication).

8.1 Résumé étendu

Les données utilisées pour la construction des modèles proviennent du réseau de capteur en place sur le site d'étude. Les données journalières des Tn et des Tx ont été calculées pour chacun des postes de mesure sur trois années consécutives : 2012, 2013 et 2014. Les deux modèles testés sont un modèle de régression linéaire multiple et un modèle « support vector regression ». Pour ces deux types de modélisation, les variables explicatives sont l'altitude, la pente, l'orientation nord/sud, l'orientation est/ouest et les coordonnées géographiques. La qualité de chacun des modèles est évaluée par validation croisée *via* des indicateurs statistiques (RMSE, MSE, et coefficient de corrélation) (Tableau 15). Les cartes de températures minimales et maximales journalières ont été produites en appliquant le modèle à l'ensemble du site d'étude comme décrit dans le chapitre 7. Les cartes des moyennes saisonnières des Tn et des Tx et celle des degrés-jours du 1 avril au 30 septembre ont ensuite été réalisées à partir des cartographies journalières (Figure 53).

La distribution des erreurs montre que les deux modèles présentent des résidus ayant une forme gaussienne, les températures ne sont pas constamment surestimées ou sous-estimées. Pour l'ensemble des dates modélisées, le modèle SVR présente des erreurs plus faibles que la régression linéaire multiple. La qualité des modèles varie fortement dans le temps pour les Tn mais sans

présenter de tendance, tandis que pour les Tx, l'erreur est toujours plus importante au cours de l'été (Figure 54).

Les cartographies révèlent l'importance de la topographie dans la distribution des températures. Pour les Tn, les secteurs en altitude présentent les températures les plus élevées, et les secteurs de plaine les températures les valeurs les plus faibles. La distribution est inverse pour les Tx, les températures les plus élevées étant localisées en basse altitude. La répartition spatiale des erreurs ne révèle aucun pattern (ex : erreur plus importante sur les pentes fortes), le biais est donc indépendant des conditions environnementales (Figure 56, 55 et 57).

L'étude a montré que l'utilisation du modèle SVR pour la spatialisation des températures permettait d'obtenir des cartes de températures précises à l'échelle des appellations étudiées. La création et l'utilisation de modèles adaptés à l'échelle locale sont essentielles pour améliorer la connaissance de la composante climatique d'un terroir viticole. En utilisant ces sorties modélisées, il est possible de mener une étude spatiale et temporelle des températures à l'échelle de ces vignobles. Cette étude compose le chapitre suivant (Chapitre 9).

8.2 Article : Comparison of two fine scale spatial models for mapping temperatures inside winegrowing areas

Renan Le Roux[1], Laure de Rességuier[2], Thomas Corpetti[1], Nicolas Jégou[3], Cornelis van Leeuwen[2], Malika Madelin[4] and Hervé Quénol[1].

[1] [1]LETG-RENNES, UMR 6554 CNRS, Université de Rennes 2, Place du Recteur Henri Le Moal, Rennes, France
[2] UMR EGFV, Bordeaux Sciences Agro, INRA, Univ. Bordeaux, 33140 Villenave d'Ornon, France
[3] IRMAR – UMR 6625, CNRS Université européenne de Bretagne Rennes 2, Place du Recteur Henri Le Moal, Rennes, France
[4] PRODIG UMR 8586 CNRS, Université Paris – Diderot Paris7, Case 7001, 75 205 Paris Cedex13, France

8.3 Introduction

Viticulture is an important agricultural sector around the world, which produces a key economic activity for many countries. A surface of 7.573 million hectares of arable land is occupied by vines (OIV, 2015) Vines are very sensitive to environmental conditions, which influence yield, grape composition, wine quality and wine style (van Leeuwen et Seguin, 2006). The concept of *terroir* represents this effect of soil, climate and topography, and also includes the impact of human factors (viticultural management, choice of plant material). Climate is not only changing from year to year (the so-called vintage effect), but it is acknowledged that there is also a trend to warmer temperatures due to climate change : an increase of approximately 1 °C has been recorded over the past century (IPCC, 2013). Another increase in 1 to 3 °C is expected towards the end of XXIst century, of which the magnitude is depending on the rate of greenhouse gas emissions. Hence, over the next decades, winemakers will face a modification in climate characteristics, which will result in a different terroir expression (Beltrando et Briche, 2010 ; Neethling, 2014). Among the diversity of climatic parameters acting on grapevine physiology and phenology, temperature is often considered as the most important ((Gladstones, 1992 ; Mira de Orduña, 2010 ; Jones, G. et Alves,

2012). Many studies have been dedicated to assess this effect on vine behavior. Winegrowing areas have been classified by means of indexes using accumulated heat or degree days (Tonietto et Carbonneau, 2004). Other indexes have been developed to relate grape sugar concentration with temperature (Huglin, 1978) or estimate the occurrence of key phenological stages with temperature summations (Parker *et al.*, 2011, 2013). Relationships between these indexes and vine behavior have largely been studied worldwide (Chuine *et al.,* 2004 ; van Leeuwen *et al.,* 2004 ; Garcia de Cortazar Atauri, 2006 ; Hall et Jones, 2009 ; Parker, *et al.,* 2013 ; Webb *et al.,* 2007). In these studies, data from one climate station are generally used for each winegrowing region, supposed to represent the whole area (Gladstones, 2011). This is not optimal since temperatures are likely to show large variability at fine scales (Scherrer et Körner, 2011 ; Ashcroft et Gollan, 2012). For exemple, Scherrer and Körner (2011) have shown a difference of 10.5 °C in an alpine environment, and Quénol and Bonnardot (Quénol Bonnefoy *et al.*, 2014), a difference of more than 2 °C over a vineyard area. Hence, improved knowledge of local climate variability is essential to better frame and implement adaptation strategies to future climate changes.

Different types of models exist to represent climate on earth at various scales. For global scales, the General Circulation Models (GCM) are mainly used in climate change *scenarii* to estimate climate parameters like temperature, rainfall and wind globally, at a low spatial resolution (~300 km). Obviously, these kinds of models are not suitable to take into account temperature variability at local vineyard scales. Several studies have tried to improve the resolution of GCM, leading to a panel of different regional climate models, such as RAMS (Regional Atmospheric Modeling System) or WRF (Weather Research and Forecasting). In the context of climate variability in vineyards, RAMS has been used in the winegrowing region of the South African district of Stellenbosch to study local climate circulation (Bonnardot *et al.*, 2005) at a resolution of 200 m. However, results have shown large prediction errors at this scale. These authors used a statistical model based on multiple linear regression from an observation network to address this issue. WRF is currently used to characterize climate and model vine phenology in the Marlbourgh region, New Zealand (Sturman Schulmann *et al.*, 2014) at 1 km resolution, yet the authors noticed that for a specific location and time, this model cannot represent well the local variation in temperatures because of the complex terrain at lower resolutions (Sturman Trought *et al.*, 2014). WRF was also used in Burgundy (Xu et al., 2012) at 4 km resolution, but is not suitable for fine scale temperature variation over a vineyard. At this stage, a dynamic model based on biophysical processes is not able to represent well the temperature variation at local scales. In addition to local models based on physics, downscaling techniques enable to reach local scales on the basis of statistical relationships between global and local variables. However, spatial resolutions of these models are generally still not accurate enough to be used by winegrowers (Dunn *et al.*, 2015). As mentioned above, the climatic component of vineyard terroirs, in which temperature plays a key role, varies over very short distances, influencing wine characteristics over a given viticultural area. An accurate fine scale model of temperature is therefore required to characterize this component.

To compensate the difficulty of dynamic models to accurately represent local temperature variability, fine scale observation networks have been implemented to monitor temperatures. The spatial distribution of the temperature sensors is decided on the basis of topographic features derived from Digital Elevation Models (DEMs). Indeed, even if temperature variability is governed by a large number of parameters such as soil moisture wind and solar radiation, these parameters are also dependent on topography. Accordingly, explaining temperature variability with topographic parameters as explanatory variables is a way to reduce the number of input data required for spatial modeling. The relationship between temperatures and these topographic features can be used to estimate temperatures at a very fine scale in order to have a better analysis of plant behavior. Scherrer and Körner (2011) have shown that specific plants grow in local climates according to local variations in temperature. In a vineyard, frost damage on grapevines can be very local and is generally strongly connected to local topography (Madelin et Beltrando, 2005 ; Irimia *et al.*, 2014). Therefore such approaches provide promising tools for the wine industry.

Several authors have obtained fine scale temperature maps in winegrowing regions by combining high resolution observation networks with temperature sensors and fine scale models based on interpolation (Madelin and Beltrando, 2005 ; Bonnardot et al., 2012 ; Bonnefoy et al., 2012 ; Quénol et Bonnardot, 2014). For climate studies focusing on temperatures, multiple linear regressions (MLR or MLSR for multiple least-square regression) between temperatures and topography characteristics derived from a DEM have been used successfully (Joly *et al.*, 2003 ; Madelin et Beltrando, 2005 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Bonnardot *et al.*, 2012 ; Bonnefoy *et al.*, 2012 ; Quénol Bonnefoy *et al.*, 2014). These authors assume that temperatures follow a linear function of each predictor. Although efficient, the non-linearity assumption is still a strong constraint possibly limiting model performances. With recent advances both in computing power and statistical methods, it is now possible to use non-linear regressions for the estimation of spatial distribution of temperature.

For this study, a specific network of temperature data loggers has been set up in 2011 in famous sub-appellations of the Bordeaux wine growing area, including Saint-Émilion and Pomerol. This vineyard area is widely documented with regard to soil conditions (Renouf *et al.*, 2010 ; van Leeuwen, 2010a), water uptake (van Leeuwen Tregoat *et al.*, 2009) and regional climate (Bois, 2007 ; Bois *et al.*, 2014). To understand what will be the impact of climate change at vineyard scale and how the viticultural sector could adapt to this change, several steps are required. This work is built on several scientific programs (whose European program LIFE-ADVICLIM[10]) dealing with the impact of climate change on viticulture at fine scales. It complements the effort of developing a methodology based on climate and agronomic in-situ observations and on spatial modeling, which allow to assess spatial variability of atmospheric parameters at terroir scales (Quénol et Bonnardot, 2014). The terroir scale is crucial for wine-growers (Webb *et al.*, 2007 ; Hofmann et Schultz, 2015).

10 LIFE-ADVICLIM project « *High resolution study of viticultural adaptation and mitigation scenarios* »

It is essential to be able to create accurate and reproducible temperatures maps at local scales. In this study, two fully automated methods estimating temperatures and temperature sums at a very fine scale, based on linear and non-linear assumptions, are compared. Once these models validated, they could be used to downscale climate change models in order to propose fine scale climate change scenarios for the future.

8.4 Materials and Methods

8.4.1 Study site

This study was carried out in the south west of France, in sub-appellations of the Bordeaux area, including Saint-Émilion and Pomerol (Figure 49). Topography is more complex compared to most of the Bordeaux winegrowing region, with elevation varying between 10 to more than 100 meters across a succession of hills and valleys. Several rivers and creeks are located in the study area, the main one being the Dordogne River in the south. This area was chosen for its diversity of topography combined with major variations in soil types and environmental parameters. Land use is dominated by vines, where the main varieties are *Vitis Vinifera* L. cv Merlot and Cabernet franc.

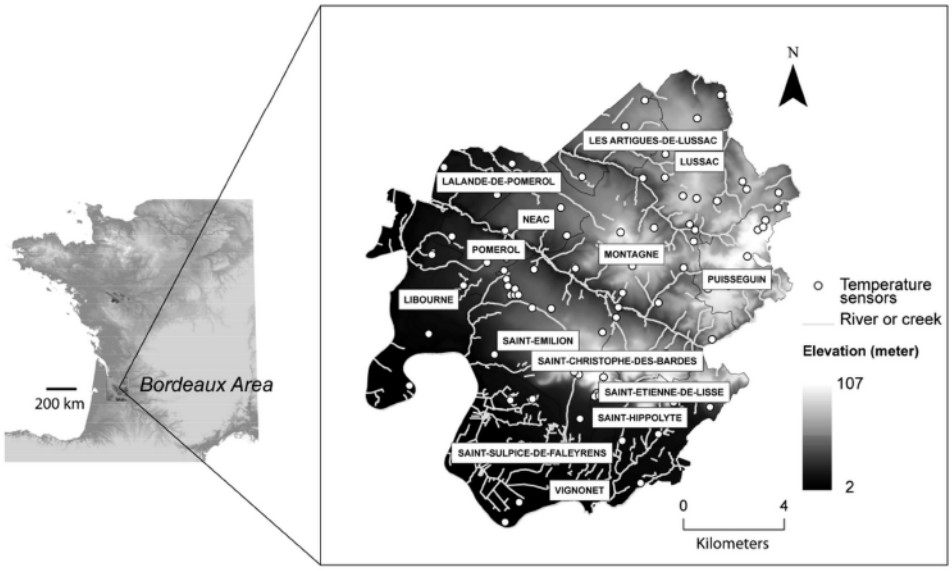


Figure 49: Location and topography map of the study site around the famous appellations of Saint-Émilion and Pomerol (Bordeaux, France). Data : IGN (94165, Saint-Mandé)

The climate of the region is oceanic, where precipitations are evenly distributed over the year, even during the relatively warm summer months. The study focuses on three successive years, i.e. 2012, 2013 and 2014, showing very different climatic profiles (Figure 50). Temperatures were moderately high in 2012 ; the summer was dry, after a wet spring. 2013 was cool, particularly in the spring, and rainfall was high. 2014 was very warm but also wet.

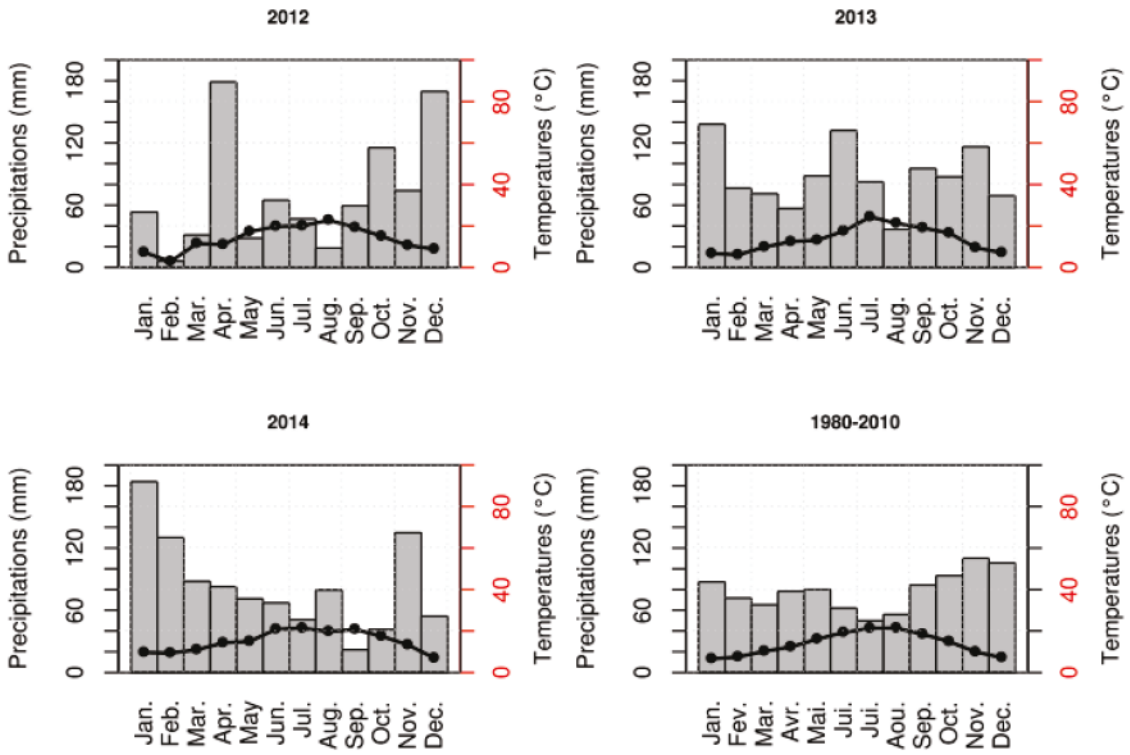


Figure 50: Climate charts of the studied years (2012, 2013,2014) and average temperature(1980-2010) of Bordeaux-Mérignac station. Data : Météo France (94165, Saint-Mandé)

Weather station network from Météo France could not be used for this study, because its spatial distribution is too low to allow efficient modeling at this scale. Moreover, the localization of the stations, away from all major topographicals obstacles, does not allow to take into account local parameters. Therefore, a network of 90 temperature data loggers TinyTag Talk 2 (Gemini Data Loggers, Chichester PO19 8UJ, U.K.) was set up in 2011 (Figure 50). All loggers were installed in small solar radiation shields at 1.20 meter in height inside the canopy of vineyard blocks planted with *Vitis Vinifera* L. cv Merlot (Figure 49). Sensors have an accuracy of 0.4 °C and are able to record hourly temperatures between -40 °C and +120 °C. Data loggers are evenly distributed with regard to slope, elevation and aspect over the study area (Figure 51). In a first projection, the sensors were evenly distributed over the area. Following, the sensors were moved to cover as much as possible the diversity of the topography of the area. This is critical for the performance of the spatial models, because topographic characteristics were used as input variables. Figure 51 shows that the position of the data loggers represents very well elevation, slope and aspect over the study area. Low elevation is underrepresented, but this was done on purpose, because in this site, areas of low elevation are flat and are likely to show less spatial variability in temperatures. Concerning elevation, sensor repartition under represent the lowest areas and over represent medium and high elevations. Aspect and slope are well covered by the network.

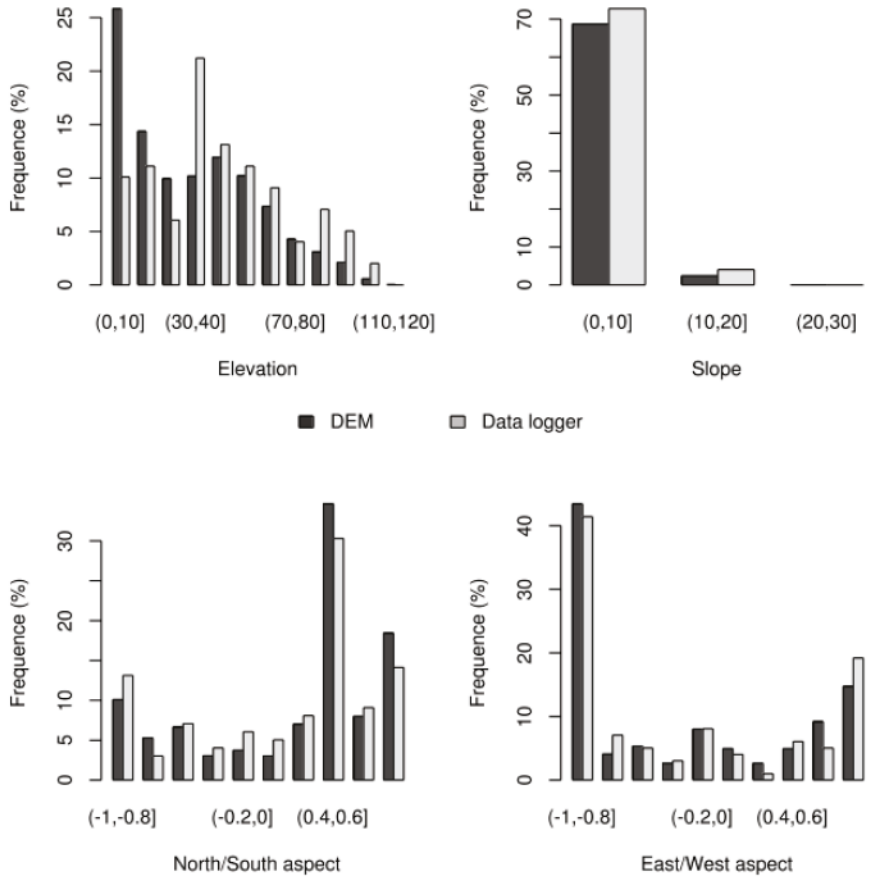


Figure 51: Repartition of data logger related to topography

This specific distribution is essential in order to allow accurate spatial modeling. The number of points to estimate is much more important than the points measured : 1 sensor represents 210 ha. A good coverage of the terrain by the sensors allows to avoid erroneous interpolation during the modeling. Daily minimal and maximal temperatures were extracted from raw data for 2012, 2013 and 2014. Environmental information was derived from a Digital Elevation Model (DEM) with a 25 m horizontal resolution and a 1 m vertical resolution provided by IGN (French National Geographical Institution, 94165, Saint-Mandé) and computed using the *raster package* (Hijmans *et al.*, 2015) from R software (R Core Team, 2015).

8.4.2 Fine scale modeling

As temperatures at fine scale are related to local parameters such as elevation and slope, fine scale statistical climatic models must include these parameters as explanatory variables (Jones, G. et Davis, 2000b ; Madelin, 2004 ; Joly *et al.*, 2009). Six explanatory variables calculated from the 25 m DEM have been retained for the analysis : elevation, slope, aspect declined in two components (north/south and east/west) and geographic coordinates (latitude and longitude). Declining aspect in two components is required to avoid issues with north values in degrees (e.g.

359 ° and 1 °C are both north oriented but would be interpreted as very different situations by the software). These environmental parameters have been chosen from literature. Moreover they are easy to compute from a DEM, which is now widely available at fine scale. This point is critical for reproducing this methodology in other sites. Other factors possibly impacting temperatures like radiation, soil moisture and canopy architecture were not taken into account. Radiation is very much linked to slope and aspect, so it is indirectly taken into account. Because sensors are located at 1.2 m in height, we assumed that soil moisture did not have a major influence. With regard to canopy, training systems over the area are very homogeneous over the study area. Rows are between 1.5 and 2 m apart, vines are established at 0.4 m trunk height and trimmed at 1.5 m.

In this study two types of regressions have been tested, i.e. Multiple Linear Regression and Support Vector Regression. In these models we used daily temperature data as input and elevation, slope, aspect and geographic coordinates as predictors. The study methodology is presented below.

8.4.3 Multiple linear regression

Linear models are a standard way of modeling the relationship between a dependent variable Y and several predictors $X_1,\dots X_p$. They provide an easy-to-use framework that may be considered as a first step in a better understanding of a phenomenon of interest. The linear model assumes that, up to a random variation, denoted ε in the following equation, the response Y is a linear function of the explanatory variable :

$$Y=\beta_0+\sum_{j=1}^{P}\beta jXj+\varepsilon$$

The unknown parameters $\beta_0,\dots,\beta_p$ can be estimated through the least square criterion using the observed data. Moreover, in our study, as some of the explanatory variables Xj may not be significantly related to Y, it is meaningful to proceed to variable selection, which is usually computed through the Cp criterion (Mallows, 1973). In this study, on each daily dataset, a linear regression and a variable selection has been set up in order to fit minimal and maximal temperatures (in practice using *leaps* R-package) (Miller, 2002).

8.4.4 Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression is issued from machine learning (Cortes et Vapnik, 1995) to estimate complex relationship between dependent variables and a series of predictors. The principle is based on automatic identification of a number of N support vectors (issued from data) between which the non-linear regression function will be estimated through a kernel K. The regression function reads :

$$Y=\beta_0+\sum_{i=1}^{N}\beta_i K(X,S_i)+\varepsilon$$

In this writing, S_i is the vector support with β_i the associated coefficients. K is the kernel, i.e. a non-linear function that represents the dot product between the data X=[X_1,…, X_p] in another space than the usual one (under a linear assumption $K(X,S_i)=X^T S_i$ is simply the usual dot product). Such approaches are efficient to estimate complex relationship between dependent variables and a series of predictors. For more details, see Freedman, (2009). We illustrate in Figure 52, theoretically the differences between MLR and SVR using one dependent variable (Y) and one explanatory variable (X), data are randomly generated using R software. In this figure, as well as in this paper, the Gaussian kernel has been used :

$$K(X,S_i)=\exp\left(-\gamma\|X-S_i\|^2\right)$$

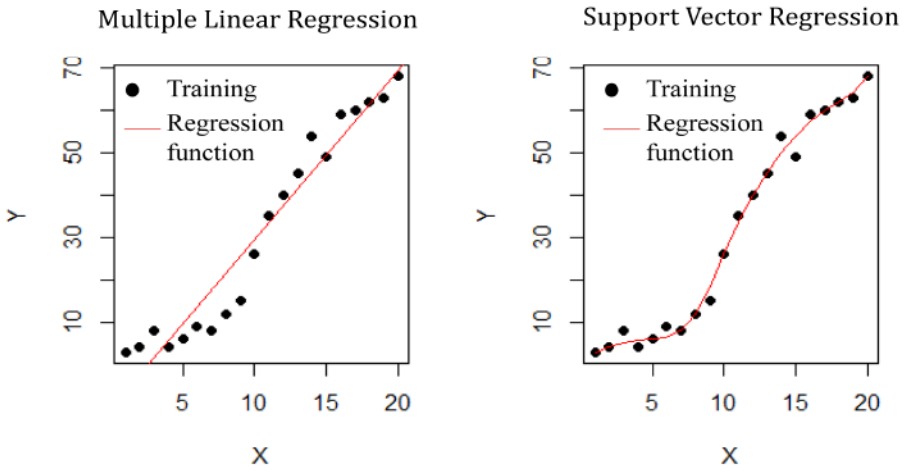


Figure 52: Theoretical example of differences between regression function estimation (red) from training data (black) using MLR (left) and SVR (right)

This kernel is indeed known to perform well in many situations related to earth sciences (Camps-Valls and Bruzzone, 2009). As can be seen on the relation below, a tuning parameter γ has to be set. This is discussed in the next paragraph.

8.4.5 Methods used to compare the quality of the models

The MLR and SVR models were compared and quantitative results have been obtained following *k-cross-validation* (see for example principles in Arlot et Celisse, 2010). The learning set is randomly partitioned into k equal size subsamples. Each regression process is then applied where $k - 1$ subsamples are used as training data and the remaining one for validation. This process is repeated by changing the training/validation subsamples in such a way that all learning samples are used for validation. As for the SVR regression process, a set of parameter values related to γ has been used and the optimal one (giving the best average performance on the k training/test samples issued from learning data) is retained. Cross-validation is a common and sound procedure used for

fixing parameters in machine learning processes. In practice we chose *k=5* (leading to *80 %* of the data to tune the model and *20 %* to validate it) as is commonly accepted. To compare predictive properties of both methods, the root mean square error (RMSE) and the mean average error (MAE) were computed. Modeling of minimal and maximal temperatures is performed every day over the growing season (1st of April to the 30th of September) leading to more than 5000 comparisons per year (Figure 53).

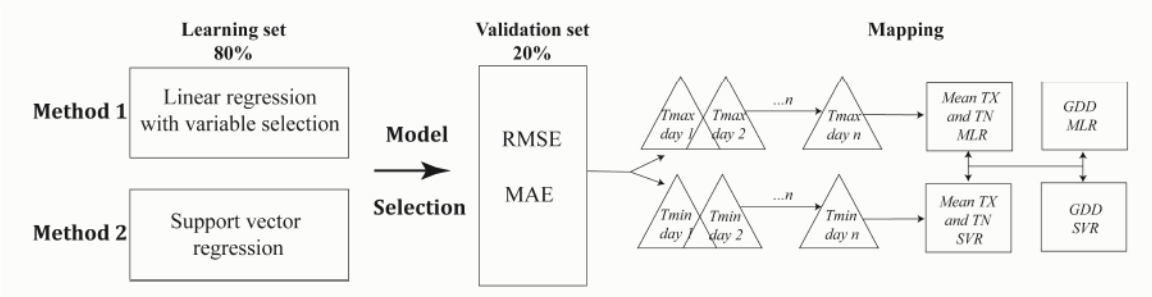


Figure 53: Workflow used to compare Multiple Linear Regression (MLR) and Support Vector Regression (SVR)

8.4.6 Mapping temperatures over a vineyard

For every dataset, the model was applied on every grid point in order to get a 25 meters resolution temperature map. From these maps, we calculated the mean of minimal daily temperatures and the mean of the maximal daily temperatures over the growing season (April 1st to September 30th) to describe temperature variability over a vineyard. As in many similar studies, we also used an indicator the Growing Degree Days with a threshold of 10 °C (GDD) over the same period, in particular to relate temperature variability over the area to vine behavior :

$$GDD = \sum_{04/01}^{30/09}(Mdj - 10)$$

With Mdj = daily temperature.

Spatial distribution of errors allows evaluating spatial quality of modeling. We consider that under 0.4 °C (temperature) and 25 degree days (GDD) of error the model is highly accurate (lower than the sensor resolution). When error of prediction is over these limits, we consider that the results of the modeling present a bias.

8.5 Results

8.5.1 Modeling daily temperatures

The quality of a supervised model (like MLR or SVR) depends on minimizing simultaneously two sources of error : Bias and variance. The bias is the absolute error between Y (real value) and $\hat{Y}$ (estimated value) when the variance represents the error from sensitivity to small fluctuation in the

training set. An important variance error may lead to overfitting, i.e. when the model fits perfectly the training data set but showing a very low predictive power. Calculating the mean square error (MSE) or the root mean square error (RMSE) allows to take into account bias and variance in error estimation. Distributions of RMSE for minimal and maximal temperatures issued from both methods are represented in Figure 54a. We used an Hexagon binning plot, a form of bivariate histogram allowing the visualization of big dataset structure. The plan is represented by a regular grid of hexagons. Each data point is associated to a hexagon. Then the number of occurrence of each hexagon is counted and plotted using a color ramp (Lewin-Koh, 2011)

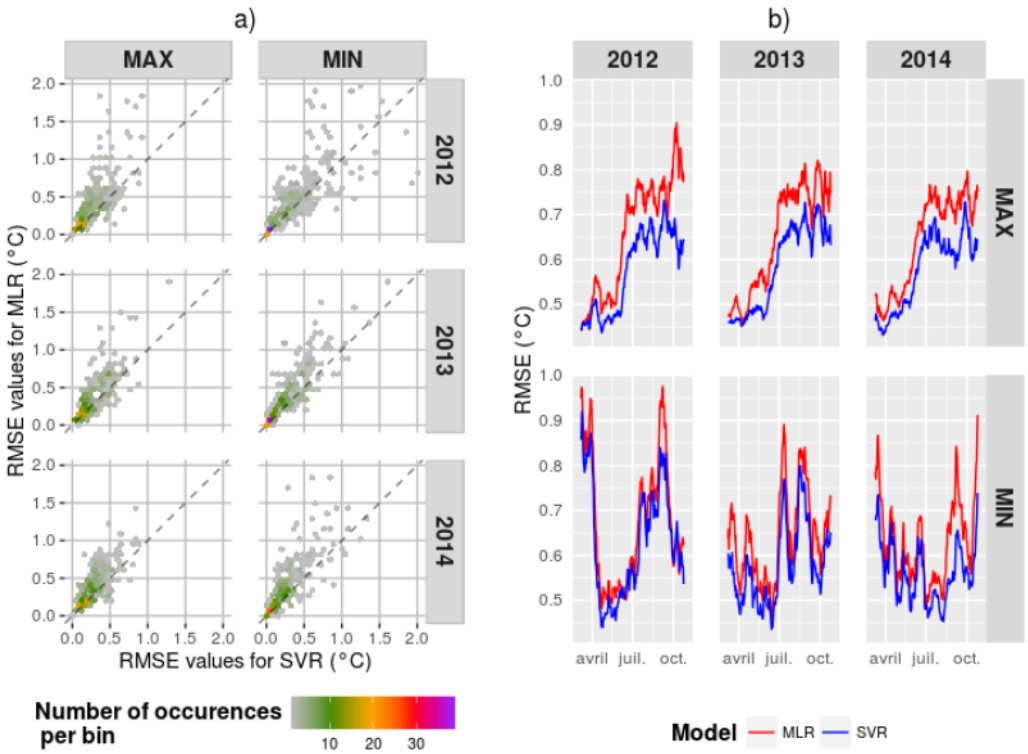


Figure 54: RMSE distribution for both models tested over 2012, 2013 and 2014 (1st of April to the 31th of October) ; b) RMSE values over the studied years for both models (15-day moving average, 1st of April to the 31th of October)

Most of the error are close to 0, but errors are more important for MLR. This is confirmed by the RMSE over the growing season (Figure 54b), which show similar profiles for both models but the Support Vector Regression approach always performs better. There is a seasonal effect for maximal temperatures, for which errors are always greatest in the second part of the year. With regard to minimal temperatures, magnitudes of RMSE values are highly fluctuating and can be intense over a short time period, showing a possible effect of weather type on the error.

8.5.2 Temperature and GDD mapping

Using the subsequent models, we have built daily maps of temperatures on which GDD are computed by summing values for each pixel over the reference period for each growing season. Assessment of the accuracy of the modeling is carried out by calculating Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) in degree days (Table 1). RMSE and MAE are complementary to assess model performances in prediction (Chai et Draxler, 2014). RMSE gives high weight to large errors while MAE provides an equal weight for each error. Differences between RMSE and MAE show the variance of sample error : high difference indicate great variance error. If both values are identical, then the errors are all of the same magnitude. Pearson's coefficient of correlation has also been calculated.

Tableau 15 : SVM and MLR model comparison with measured values of statistical indicators

	mean minimals temperature					
	2012		2013		2014	
	SVR	MLR	SVR	MLR	SVR	MLR
RMSE (°C)	0.24	0.32	0.26	0.33	0.23	0.30
MAE (°C)	0.19	0.24	0.21	0.25	0.19	0.24
RMSE-MAE	0.05	0.08	0.05	0.08	0.04	0.06
Coef. of correlation	0.94	0.83	0.89	0.76	0.92	0.80

	mean maximals temperature					
	2012		2013		2014	
	SVR	MLR	SVR	MLR	SVR	MLR
RMSE (°C)	0.21	0.29	0.21	0.27	0.22	0.29
MAE (°C)	0.17	0.23	0.16	0.20	0.17	0.23
RMSE-MAE	0.05	0.06	0.05	0.07	0.05	0.06
Coef. of correlation	0.85	0.64	0.81	0.60	0.83	0.63

	Growing Degree-days					
	2012		2013		2014	
	SVR	MLR	SVR	MLR	SVR	MLR
RMSE (degree-day)	26.54	35.01	27.40	35.58	26.54	35.53
MAE (degree-day)	20.40	26.60	21.41	26.71	20.57	28.27
RMSE-MAE	6.14	8.41	5.98	8.87	5.98	7.26
Coef. of correlation	0.89	0.76	0.84	0.64	0.88	0.73

As expected from the results of temperature modeling, the Support Vector Regression allows more accurate modeling. Coefficients of correlation are always above or equal to 0.8 for SVR. MLR shows lower performances, in particular in 2013. The highest difference in correlation coefficients between models appears on maximal temperatures. Moreover, the differences between RMSE and MAE show that the errors are more intense in magnitude for MLR compared to SVR. Mapping of average temperatures and GDD with associated errors confirms these results (Figure 56, 55 and 57). The shaded colors represent the outputs of the modeling whereas the dots represent the differences between measurements and modeled values, which are calculated by cross-validation.

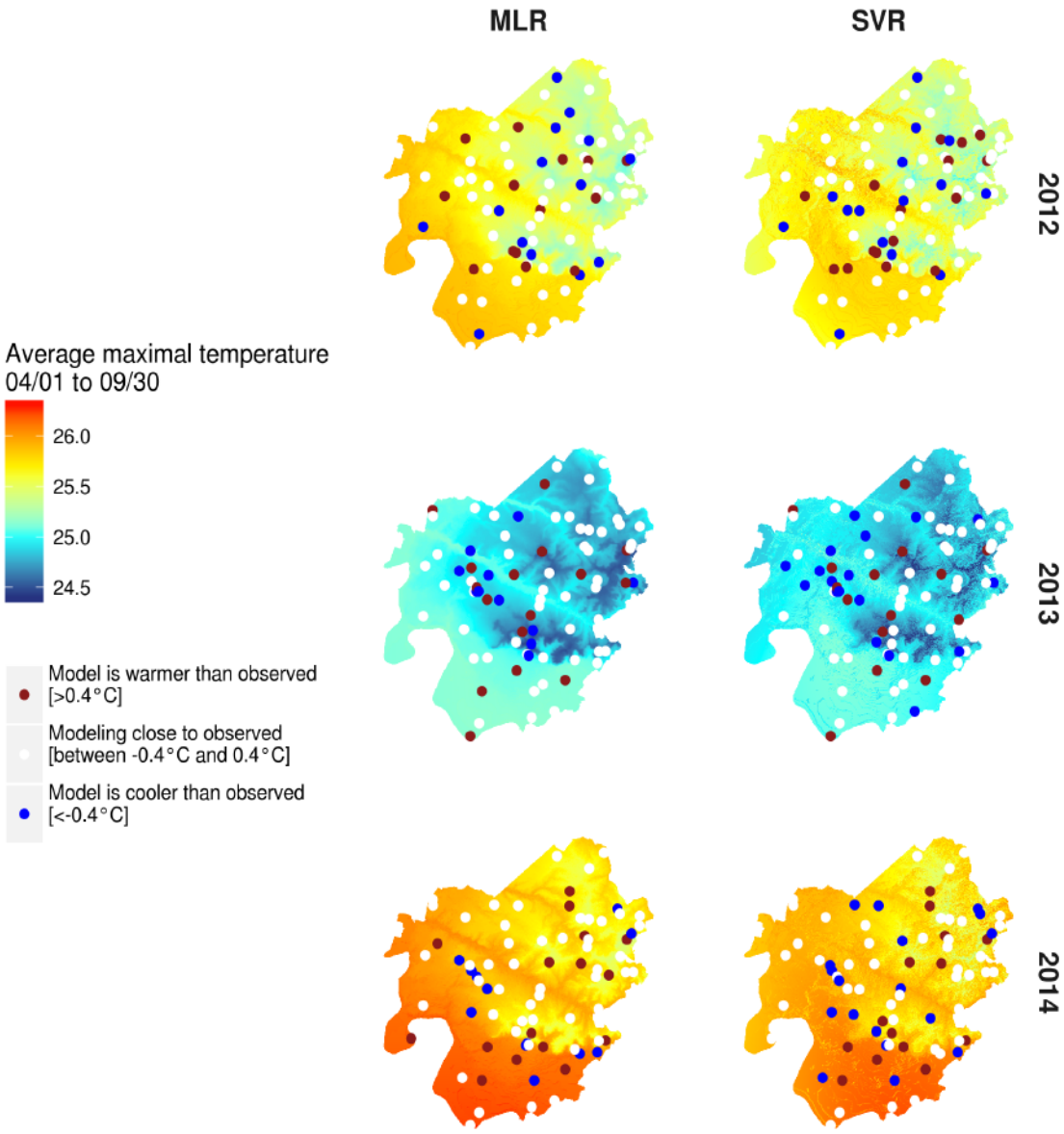


Figure 55: Mapping of average of maximal daily temperature during the vegetative period over the study area by MLR and SVR models from 2012 through 2014

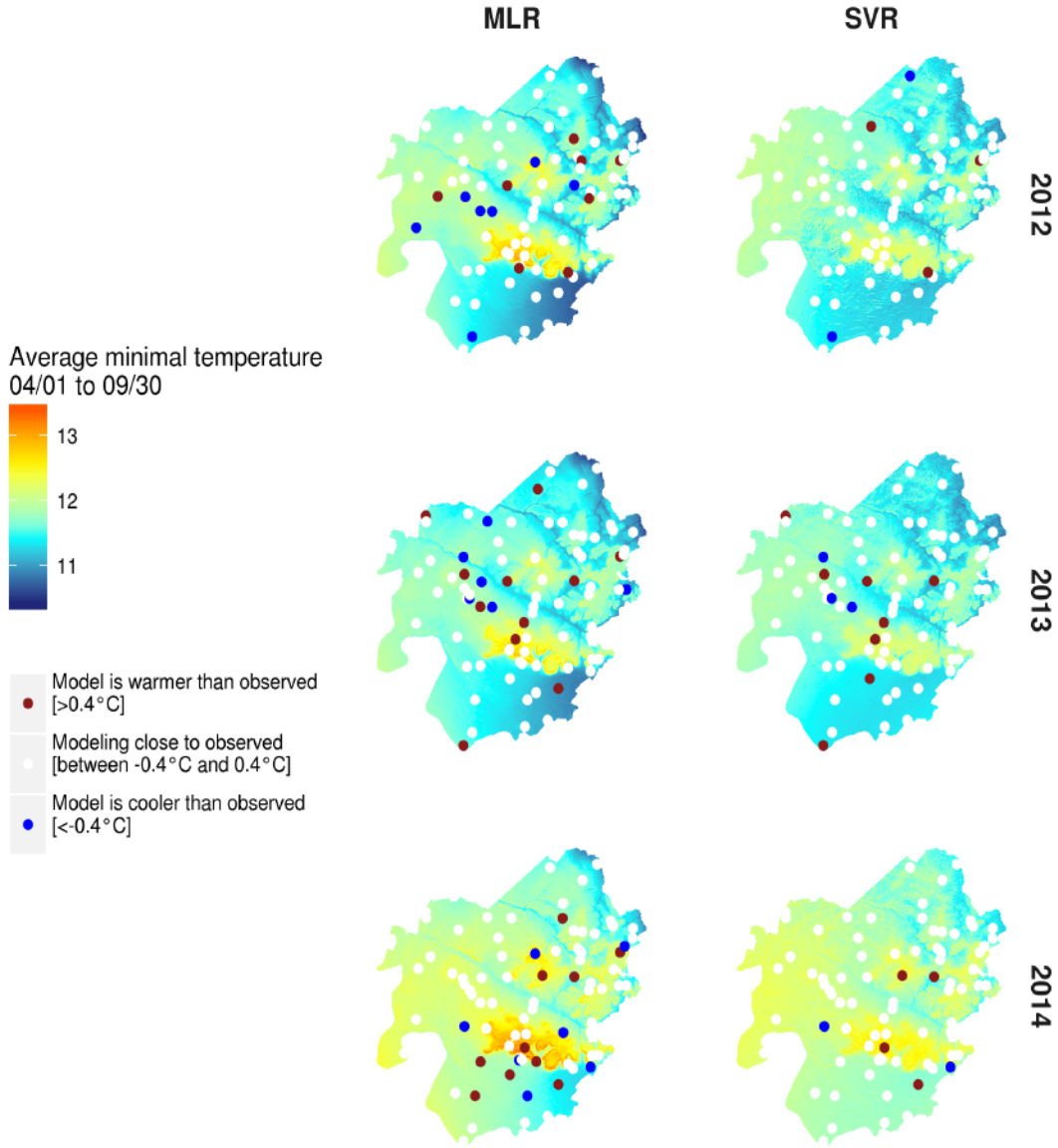


Figure 56: Mapping of average of minimal daily temperature during the vegetative period over the study area by MLR and SVR models from 2012 through 2014

From Figure 56 and Figure 55, maps of minimal and maximal daily temperature over the vegetation period reveal the impact of the topography on temperature distribution. For minimal temperatures, the warmest areas are high in altitude, located on the plateaus and the south oriented slopes. This situation reveals that during most nights, cool air flows from high areas to lower areas leading to a thermal inversion. This process is clearly driving the spatial patterns of minimal temperatures over the area. A warm zone also appears on the western part of the site even if this area is flat. It might be explained by a west/east gradient resulting from a larger scale climatic processes like influence of the sea meeting here the first reliefs under the predominantly western winds. The lowest minimal temperatures are recorded in depressions around creeks and in

Dordogne valley located in the southern part of the study area. For the distribution of maximal temperatures (Figure 55), the opposite spatial pattern is observed : the warmest temperatures are recorded at low altitudes and cool temperatures are recorded at high altitude. Some high maximal temperatures are also recorded in the western part of the area

The maps of GDD (Figure 57) reveal that even if the climatic conditions of each growing season are different due to the vintage effect, the spatial variability of temperature sums is equivalent in terms of magnitude. Positions at higher elevations are warmer compared to locations at lower altitude. A southwest-northeast gradient does also exist from warmer (southwest) to cooler (northeast). This spatial distribution is similar to the average minimal temperature distribution. It can be explained by a greater range for minimal temperatures. Hence minimal temperatures have a greater weight in the equation of GDD compared to maximal temperatures.

For all the maps, white points are the most represented class, showing that models represent, on average, correctly the spatial distribution of temperature sums. No obvious spatial distribution of the errors appears. However, some sensors present a constant cold and other a constant hot bias for both methods of modeling in every year. MLR maps present less white points because of larger prediction errors compared to SVR maps.

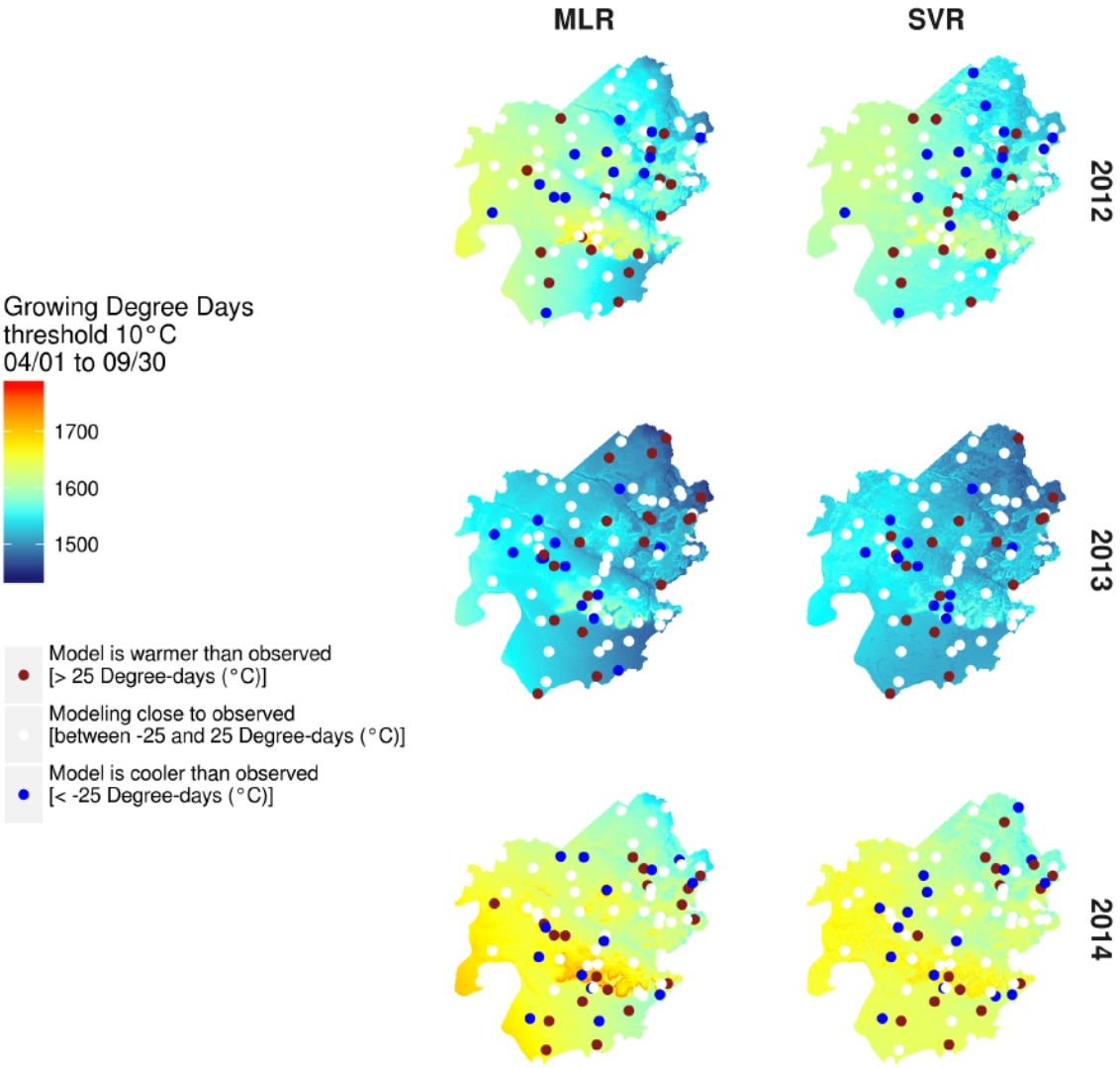


Figure 57: Mapping of GDD over the study area by MLR and SVR models for three years from 2012 through 2014.

8.6 Discussion and conclusion

Two empirical fine scale spatial temperature models have been tested in three very different climatic years using an extensive network of data loggers. These two methods are fully automatic and can be reproduced in any place where a similar network of temperature data loggers exists. MLR is a classic and easy way to perform mapping in environmental studies(Robinson et Metternicht, 2006 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Li et Heap, 2011), in particular for temperature (Joly *et al.*, 2003). This study shows that Support Vector Regression gave a substantial smaller RMSE for every training set which proves the benefit of SVR modeling over MLR modeling. SVR produced bias and variance errors smaller than MLR. As the MLR is a parametric estimator, it can be expected that the main part of the prediction error comes from substantial bias. Non-parametric estimators such as SVR fit the data in a smoother way, and thus decreases the bias term but may lead to a

larger variance. The comparison of the numerical results prove that the eventual drawback due to the increase of the variance term is largely compensated by the gain in accuracy of the bias term. Hence, SVR is a method able to improve the accuracy of fine scale temperature modeling, in particular for maximal temperatures. However, MLR can be considered as a first step. It is easy to use and to understand it allows to perform a reference before applying more sophisticated methodologies. It can be also useful when the number of input temperature data (sensors) is not big enough to assure a good bias-variance ratio with more complex methods.

Others methods of non-linear approaches do exists. General Additive Model from the GAM package (Hastie, 2015) and Iterate Bias Reduction from IBR package (Cornillon *et al.*, 2011) have been tested. Results were close to SVR results but these approaches needed much more computing time.

Temporal evolution of RMSE shows that there is a seasonal effect for modeling maximal temperatures. The explanation for this seasonal effect might be the impact of growing leafs during the season. It may create a microclimate around the sensors which impact temperature measurement (Madelin *et al.*, 2014). Another explanation can be that topography is a less powerful explanatory variable during this period, when temperatures may be better explained by other factors like wind or radiation during this period (not provided by our data loggers). A way to assess accuracy of modeling is to integrate time dimension. The temperature of a day is strongly related to the temperature of previous days (Khosrokhavar *et al.*, 2010). Time series studies using SVR have already been carried out in other situations with interesting results, like wetland vegetation mapping using temporal series (Betbeder et al., 2014), atmospheric temperature prediction (Radhika et Shashi, 2009) and time series prediction (Sapankevych et Sankar, 2009).

However, these models are purely empirical and based only on statistical relationships between temperature and topography. Even if at this scale topography influence a large number of parameters impacting temperatures, they cannot be used to understand which physical process drives the temperature variability but only allow to produce maps of temperature. This is a fundamental difference with dynamic models, which have the advantage of integrating all underlying physical processes. However, dynamic models are not able to reach the same fine scale temperature mapping as the spatial mapping method presented in this study. In future work, the approach of temperature modeling presented in this study could be combined with the use of dynamical models (e.g. WRF), which try to simulate atmospheric conditions, providing not only temperature maps but also maps of many other climatic parameters (Thompson *et al.*, 2009). This goal could be reached by establishing relationships between temperature distributions at fine scales and dynamic models outputs at lower resolutions in order to downscale it.

Spatial distribution of Growing Degree Days can be used as a predictor of grapevine phenology. Areas with greater temperature summations, like Libourne and Pomerol, are the earliest areas in the study zone for vine phenology (de Rességuier *et al.*, 2015). One of the most accurate phenological

models is GFV (Grapevine Flowering Veraison model ; (Parker et al., 2011, 2013). Like GDD, it is based on mean daily temperature summations but with 0 °C base temperature, compared to 10 °C base temperature for GDD used in this study. As this index is built with data from classical weather station like other bioclimatic indexes (Winkler, Huglin), it cannot be implemented here without modifications. Local phenology models need to be created, using temperatures recorded with data loggers as input variables.

Climate variability of this area was already characterized by spatial temperature modeling, but at a regional scale, for the whole Bordeaux area (Bois, 2007 ; Bois *et al.*, 2014). A MLR was performed over the study area using data from weather station during five years. Our study has revealed that a high density data logger network allows to reveal a greater range of temperatures compared to medium or low density weather station networks used at a regional scale. In fact temperature variability over our study area is close to the variability over the whole Bordeaux area (Le Roux *et al.*, 2015). This fact has been observed in other studies (Bonnefoy, 2013 ; Irimia *et al.*, 2014). However, because data loggers are located inside the canopy, and weather stations outside the vineyard blocks in standardized conditions with a different ventilation system, it is not possible to compare models constructed with data from these different sources. Further research is needed to compare the impact of the location of the sensors and weather stations on the temperature profile.

This paper allows a better understanding of climate variability in a sub-set of renowned appellations of the Bordeaux region. Climate, and in particular temperature, is an important characteristic of viticultural terroirs (van Leeuwen et al., 2004). Temperatures drive phenology and the timing of the ripening period is critical for the production of high quality wines. When grapes ripen too late, wines are acidic and taste green. When grapes ripen too early, wines are unbalanced because of excessive alcohol and a lack of freshness (van Leeuwen and Seguin, 2006). If growers do have precise knowledge of local temperatures, they can implement adaptation through the choice of plant material (varieties and root-stocks) and management practices (timing of pruning, trunk height, canopy management ; (van Leeuwen and Darriet, 2016). These adaptations are implemented at the plot scale. A viticultural plot encompasses on average less than one hectare. Hence, knowledge on climate, and in particular temperatures at the micro climate scale, is critical for growers. Climate change will affect every wine producing region. As temperature variability at vineyard scale could be of similar magnitude compared to regional scale, knowledge of climatic variability at local scale is essential. Moreover, this knowledge will allow them to locally adapt management of their vineyard in the context of climate change. For the moment being, adapted local scale networks of temperature measurements are necessary to take into account fine scale variability and allow to carry out accurate modeling. We show that SVR can be a useful tool to improve climate modeling of a vineyard at local scale. Stable and accurate models at fine scale are critical to make a link with global and regional models of climate change. Eventually, they could be a step towards fine scale modeling of climate change scenarios, in order to project at the plot scale the adaptation needed for growers to continue to grow high quality wines in a changing climate.

CHAPITRE 9 : APPLICATION DE LA MODÉLISATION STATISTIQUE POUR L'ÉTUDE DE LA VARIABILITÉ LOCALE DES TEMPÉRATURES

La modélisation non linéaire présentée dans le chapitre précédent a permis d'obtenir des cartes journalières de température à très haute résolution avec une incertitude relativement faible. Dans le chapitre suivant, les cartes créées par la méthode SVR sont utilisées pour étudier les variations spatio-temporelles des températures.

Parallèlement, afin de mieux comprendre l'origine des différentes distributions de températures sur le site d'étude, une étude des situations synoptiques a été menée afin de mieux comprendre les relations entre les différentes échelles climatiques. Cet aspect est indispensable pour mettre en place une méthodologie assimilant les sorties de modélisation statistique dans les projections du changement climatique. Ce chapitre a donné lieu à une publication soumise à la revue *Climatologie* (Révisions mineures).

9.1 Analyse multi scalaire de la variabilité spatiale et temporelle des températures à l'échelle d'un terroir viticole

Renan Le Roux[1], Laure de Rességuier[2], Marwan Katurji[3], Peyman Zawar-Reza[3], Andrew Sturman[3], Cornelis van Leeuwen[2] et Hervé Quénol[1].

[1]LETG, UMR 6554 CNRS, Université de Rennes 2, Place du Recteur Henri Moal, Rennes, France
[2] UMR EGFV, Bordeaux Sciences Agro, INRA, Univ. Bordeaux, 33140 Villenave d'Ornon, France
[3]Centre for Atmospheric Research, University of Canterbury, Christchurch, New Zealand

Résumé :

Aux échelles locales, la forte variabilité spatiale du climat engendrée par la nature et les aspérités de la surface peut avoir un impact sur les caractéristiques et la qualité des vins. D'ailleurs, les spécificités locales du climat sont un des facteurs importants qui déterminent les caractéristiques d'un terroir. Dans le Libournais, plus précisément dans les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites, une étude de climatologie locale a eu pour objectif d'analyser la variabilité spatiale du climat (notamment des indices bioclimatiques thermiques) et les caractéristiques des vins. L'analyse et la modélisation spatiale des températures journalières, saisonnières et des indices bioclimatiques met en évidence l'impact des paramètres locaux (ex : topographie, distance à une rivière…) sur la répartition des températures à l'échelle du site d'étude. Une analyse des différentes distributions spatiales des températures en relation avec des situations atmosphériques synoptiques (*via* la méthode des "Self-Organize Maps") a permis d'affiner les résultats sur la répartition des températures sur ces appellations.

9.2 Introduction

La vigne est fortement influencée par le climat tant au niveau de son fonctionnement (phénologie, physiologie) que sur les caractéristiques des raisins et la typicité des vins produits. La majeure partie des régions viticoles se situe entre 30° et 50° de latitude c'est-à-dire dans les secteurs où les conditions thermiques sont suffisantes pour une maturation complète des raisins dans des conditions climatiques tempérées (Blouin, 2007). À une échelle plus fine, le climat est fortement influencé par les aspérités (topographie) et la nature (occupation du sol, type de sol, proximité des masses d'eau) de la surface. Ces conditions environnementales locales ont un impact sur la phénologie, la croissance des organes herbacés et reproducteurs, la composition et la quantité des baies ainsi que le style de vin produit (van Leeuwen et Seguin, 2006). Ce sont ces spécificités environnementales locales combinées aux pratiques vitivinicoles qui définissent les caractéristiques d'un terroir viticole et par conséquent, la typicité du vin.

Au niveau climatique, la température est l'élément qui agit le plus sur la phénologie et la physiologie de la vigne (Mira de Orduña, 2010 ; Parker *et al.*, 2011 ; Jones, G. et Alves, 2012). Des indices bioclimatiques, basés sur le calcul de sommes thermiques durant la croissance de la vigne, sont fortement corrélés avec les différents stades phénologiques de la vigne ainsi qu'avec la composition des baies (niveau de sucre, acidité, métabolites secondaires) (Amerine et Winkler, 1944 ; Huglin, 1978 ; Parker *et al.*, 2011, 2013). Les relations entre ces indices et le comportement de la vigne ont largement été étudiées à travers le monde et des classifications climatiques viticoles ont été définies (Tonietto et Carbonneau, 2004 ; Hall et Jones, 2009 ; Gladstones, 2011). Ces classifications climatiques viticoles, calculées à partir des températures issues des réseaux météorologiques nationaux sont applicables à une échelle régionale. Or, à l'échelle d'un vignoble ou d'une appellation viticole, les températures peuvent présenter des variations importantes voire supérieures à la variabilité régionale avec des écarts moyens pouvant atteindre plusieurs degrés (Quénol et Bonnardot, 2014). La prise en compte de l'échelle locale est donc indispensable pour définir précisément l'impact des températures sur la phénologie, les caractéristiques des raisins et la typicité des vins.

L'analyse et la modélisation climatique à l'échelle locale et plus particulièrement à l'échelle d'un vignoble, nécessitent des réseaux de mesures et des modélisations prenant en compte l'influence des facteurs locaux, comme la topographie. Les réseaux climatiques nationaux (ex : réseau Météo France) ne sont pas adaptés car leur maillage est trop lâche et surtout les normes d'installation ont pour objectif de limiter l'influence des « effets locaux » afin de retranscrire au mieux le climat à l'échelle régionale. Au niveau de la modélisation, les modèles dynamiques régionaux (ex : Weather Research and Forecasting (WRF), basés sur les équations fondamentales de l'atmosphère, descendent à des résolutions de plus en plus fines, de l'ordre du kilomètre voire de quelques centaines de mètres et ont été utilisés dans plusieurs études climatiques en viticulture (Xu *et al.*, 2012 ; Sturman Trought *et al.*, 2014 ; Soltanzadeh *et al.*, 2016 ; Quénol *et al.*, 2017). Ces modèles

ont montré leur capacité à reproduire fidèlement les conditions climatiques aux échelles synoptiques et régionales. Mais les capacités de calcul importantes requises pour atteindre une résolution spatiale de quelques dizaines de mètres ainsi que les imprécisions des modèles à ces échelles ne permettent pas d'obtenir des résultats satisfaisants à l'échelle d'un vignoble ou d'une appellation viticole (Sturman Schulmann *et al.*, 2014).

Dans le cadre de différents projets de recherche visant à étudier les impacts du changement climatique à l'échelle des terroirs viticoles, plusieurs vignobles et appellations viticoles ont été équipés de réseaux denses de mesures pour pallier le manque d'informations disponibles à cette échelle (Quénol Bonnefoy *et al.*, 2014 ; Quénol et Bonnardot, 2014). La densification des réseaux de mesures et l'emplacement des postes de mesures en fonction des conditions locales du terrain (topographie, hydrographie, proximité des bâtiments) ont permis de créer des modèles statistiques basés sur des modèles de régression linéaire entre les températures et l'environnement local (Joly *et al.*, 2003 ; Madelin, 2004 ; Bois, 2007 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Bonnefoy, 2013) et plus récemment des modèles de régression non linéaire (Le Roux Katurji *et al.*, 2016) afin d'obtenir une spatialisation fine des températures.

Cette étude s'inscrit dans la continuité des travaux de « zonage climatique » à l'échelle de la Gironde viticole (Bois, 2007 ; Bois *et al.*, 2014). Un réseau de capteurs de température installé en 2011 dans les vignobles des sous appellations bordelaises de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites a mis en lumière une importante variabilité des températures en relation avec le comportement de la vigne (de Rességuier *et al.*, 2016). En s'appuyant sur ces résultats ainsi que sur les cartes de modélisation à 25 m produites par des régressions non linéaires (Le Roux Neethling *et al.*, 2016), ce travail a pour objectif d'analyser la répartition des températures sur ces appellations *via* une étude spatio-temporelle à l'échelle locale en relation avec différentes situations atmosphériques synoptiques.

9.3 Matériels et méthodes

9.3.1 Site et années d'études

Le site d'étude correspond à la partie nord-est de la Gironde viticole, sur la rive droite de la Dordogne, à proximité de la ville de Libourne. La région est soumise à un climat océanique prononcé (majorité de flux d'ouest). Les précipitations, régulières durant l'année (944 mm annuel (1981-2010)), sont plus importantes en hiver et diminuent durant la période estivale. Le Libournais se caractérise par un relief plus marqué que le reste de la Gironde viticole, l'altitude variant de 5 m dans la plaine de la Dordogne au sud à un peu plus de 100 m sur les plateaux. Le réseau hydrographique se compose d'un bassin versant principal au sud, la Dordogne, et de plusieurs cours d'eau secondaire orientés est/ouest (Figure 58).

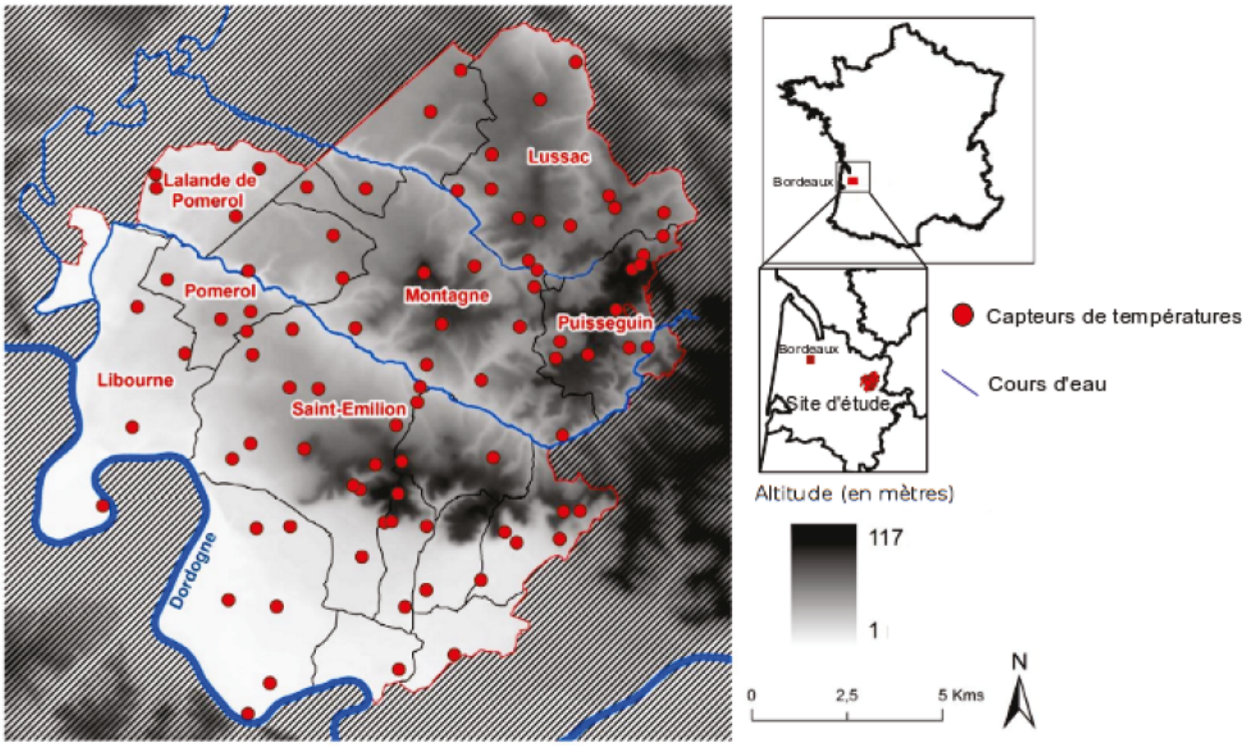


Figure 58: Site d'étude et réseau de 90 capteurs de température installés en 2011 par les équipes de l'INRA – Bordeaux dans les vignobles des appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites

L'étude porte sur quatre années consécutives (2012 à 2015). Ces quatre millésimes étudiés présentent des profils très différents (Figure 59) : en 2012, les températures de la saison végétative (du 1er avril au 30 septembre) ont été relativement élevées (+0.5 par rapport à la normale) avec un mois d'avril très arrosé (178 mm) alors que le reste de la saison a été en dessous des normales de précipitations. Le mois d'août a été particulièrement sec. L'année 2013 est caractérisée par des précipitations continues durant la saison végétative supérieures aux normales, excepté en août. Les températures ont été en dessous des normales durant le printemps avant d'être plus proches des normales au cours de la période estivale. En 2014, les conditions climatiques ont été proches de la normale hormis septembre qui a été très sec (21 mm) avec des températures plus élevées que la normale (+1.7 °C). L'année 2015 est caractérisée par de faibles précipitations tout au long de la saison végétative, à l'exception du mois d'août, avec des températures supérieures aux normales. Ces quatre années d'analyse, aux profils climatiques très variés, couvrent une grande diversité de situations climatiques de la région.

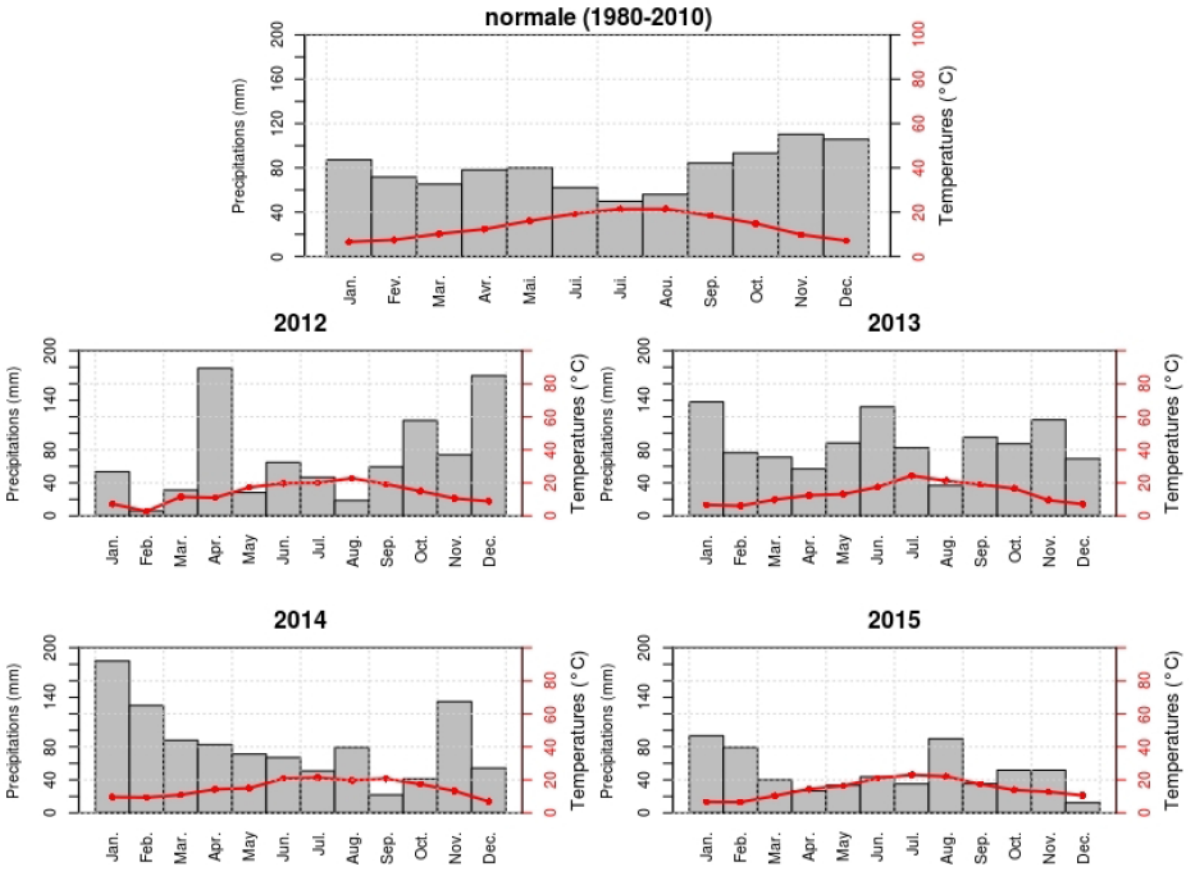


Figure 59: Diagrammes ombrothermiques de la normale (1980-2010) et des années 2012, 2013, 2014 et 2015 (données Météo-France, station de Bordeaux-Merignac)

9.3.2 Données utilisées

Afin d'étudier la variabilité spatiale des températures liées aux effets locaux (topographie) en liaison avec le comportement de la vigne (phénologie) et les caractéristiques des vins (typicité), un réseau de 90 capteurs de température (type TinyTag, Gemini) a été installé fin 2011 dans la région de Saint-Émilion, Pomerol et Lalande-de-Pomerol, les capteurs possèdent une résolution théorique de 0.4 °C [11]. Les températures (minimales, maximales et moyennes) enregistrées toutes les heures ont été analysées pour les quatre millésimes étudiés entre 2012 et 2015. La différence entre le capteur présentant les valeurs les plus élevées et celui présentant les plus faibles est calculée chacune des journées de mesure afin de connaître l'amplitude thermique journalière sur le site. Plus spécifiquement, en liaison avec les caractéristiques de la vigne, les températures moyennes minimales et maximales ont été analysées durant la saison végétative (d'avril à septembre) et des indices bioclimatiques ont été calculés afin de caractériser chacun des millésimes et de pouvoir les comparer. Les indices bioclimatiques de Winkler et de Huglin, basés sur des accumulations de températures journalières sont utilisés pour déterminer les types de climats favorables pour la viticulture (Winkler, 1962 ; Tonietto et Carbonneau, 2004), et se calculent par exemple ainsi :

11 http://gemini2.assets.d3r.com/pdfs/original/1554-tk-4023.pdf

$$IW = \sum_{01/04}^{31/10} (Mdj - 10) \qquad IH = \sum_{01/04}^{30/09} \frac{(Mdj - 10) + (Mxj - 10)}{2} . k$$

avec IW = Indice de Winkler, IH = indice de Huglin, Mdj = Températures moyennes journalières, Mxj = Températures maximales journalières, k= coefficient de longueur du jour.

Ces indices, qui sont fortement corrélés au développement de la vigne et aux caractéristiques des raisins, s'avèrent utiles pour décrire les différences thermiques spécifiques du site à l'échelle d'un millésime. L'analyse des données de températures du réseau de capteurs a permis d'étudier ponctuellement la variabilité spatiale des températures et des indices bioclimatiques. Les données manquantes ou aberrantes ont été retirés du jeu de données, lorsque des dérives ont été observées, les capteurs ont été doublés pour contrôler la qualité de la mesure. Seuls les capteurs possédant 80 % de l'information à l'échelle de la saison végétative ont été conservés. Afin de pouvoir estimer la variabilité spatiale des températures en tout point du site d'étude, il est nécessaire de spatialiser les données en utilisant une modélisation appropriée à l'échelle d'étude.

9.3.3 Modélisation spatiale multiscalaire des données topoclimatiques

Après avoir acquis les données ponctuellement *via* le réseau de capteurs, il est nécessaire de les cartographier sur l'ensemble du site d'étude. Les méthodes d'interpolation spatiale estiment en tout point de l'espace une variable à partir de points d'échantillonnage aux valeurs connues. L'utilisation de ces différentes méthodes repose sur des prérequis liés aux types de données à interpoler ainsi qu'à l'échelle spatiale d'application (Bivand *et al.*, 2008 ; Wackernagel, 2013)

À l'échelle locale, la distribution des températures est fortement tributaire des éléments locaux et particulièrement de la topographie (Joly *et al.,* 2003). Les relations entre la topographie et les températures peuvent être évaluées et quantifiées *via* des modèles de régression. À partir de ces modèles, les températures sont spatialisées à une maille fine. Un modèle de régression non linéaire (*Support Vector Regression*) a été mis en place pour produire des cartes précises des températures minimales et maximales journalières (Le Roux et al., 2017 ; Le Roux Katurji et al., 2016)

Les Support Vector Machine (SVM) sont issus de la théorie « machine learning (Cortes et Vapnik, 1995). Ils sont particulièrement efficaces pour les estimations de relations non linéaires complexes grâce à l'emploi de ce noyau. La fonction de régression associée est la suivante :

$$Y(X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{N} \beta_i K(X, S_i) + \varepsilon$$

Avec S les Support Vector, β_0 les coefficients associés et *K* le noyau. La qualité du modèle est évaluée par validation croisée (80 %/20 %). (Arlot et Celisse, 2010). Dans le cas présent, ce type de modèle produit des résultats avec des incertitudes faibles (Tableau 16).

Tableau 16: Évaluation de la qualité du modèle SVR sur les températures minimales et maximales journalières (01/04 au 30/04) par des indicateurs statistiques pour les quatre années étudiées. Source : Le Roux et al., 2017

	Température minimales moyennes			
	2012	**2013**	**2014**	**2015**
RMSE (°C)	0.24	0.26	0.23	0.22
Coef. De correlation	0.94	0.89	0.92	0.90
	Température maximales moyennes			
	2012	**2013**	**2014**	**2015**
RMSE (°C)	0.21	0.21	0.22	0.24
Coef. De correlation	0.85	0.81	0.83	0.84

Pour plus de détails sur la création et la qualité du modèle, le lecteur pourra se référer à la publication suivante : (Le Roux *et al.*, 2017). À partir de ces cartes journalières, les indices bioclimatiques de la vigne cités précédemment sont cartographiés afin de caractériser les disparités spatiales de chaque millésime.

Cependant, ces indices ne sont pas suffisants pour connaître la variabilité journalière des températures. En effet, la variabilité spatiale moyenne annuelle des températures et des indices bioclimatiques d'une appellation viticole va être la résultante de nombreuses situations très différentes. La répartition des températures varie suivant les différentes situations atmosphériques. Les climats, et donc les températures, des échelles inférieures sont tributaires des échelles climatiques supérieures. Pour expliquer la répartition des températures à un pas de temps journalier, il est alors nécessaire d'étudier les situations synoptiques et leurs conséquences sur les distributions de températures à l'échelle locale. Pour cela, des sorties du modèle atmosphérique régional WRF (*Weather Research and Forecasting,* (Skamarock *et al.*, 2008))ont été utilisées.

WRF est un modèle climatique dynamique composé de grilles imbriquées à différentes échelles spatiales (27, 9, 3 et 1 km) fournissant une diversité de variables climatiques (pressions, températures, vents…). Le fonctionnement du modèle nécessite une importante puissance de calcul. Dans cette étude, la modélisation dynamique par WRF n'a été réalisée que sur le millésime 2014 pour des raisons techniques.

Le calcul de la pression moyenne au niveau de la mer, ainsi que de la direction et la force du vent moyen journalier à partir des sorties du modèle à 27 km de résolution a permis de déterminer les conditions atmosphériques journalières au niveau du site d'étude. Une analyse de la variabilité spatiale des températures à échelle locale en fonction des types de situations atmosphériques a ensuite été réalisée pour cette année 2014.

9.3.4 Modes spatio-temporels et analyses météorologiques synoptiques

Pour faciliter la lecture et l'analyse des différentes distributions de température à l'échelle du site d'étude, celles-ci ont été regroupées par classe *via* la méthode des "Self-Organize Maps" (SOM). Il s'agit d'une méthode de classification non supervisée, basée sur les réseaux de neurones, détectant les relations topologiques entre différentes variables (Kohonen, 1988, 2012) et de les grouper en un nombre de clusters définis par l'utilisateur. En météorologie et climatologie, la méthode SOM est utilisée pour identifier les principaux patterns spatiaux de température, précipitation ou de circulation atmosphérique (Alexander *et al.*, 2010 ; Katurji *et al.*, 2015 ; Nigro *et al.*, 2011). L'algorithme SOM, employé dans cette étude, provient du package *R Kohonnen* (Wehrens et Buydens, 2007). La méthode a été appliquée aux températures minimales et maximales journalières. Après une série de tests, une sélection de neuf modes spatio-temporels principaux (ou modes) a été retenue, résumant suffisamment l'information afin qu'elle soit lisible tout en conservant une diversité satisfaisante des situations possibles. Les occurrences mensuelles de ces différents patterns ont ensuite été analysées lors des quatre millésimes disponibles entre 2012 et 2015.

Les sorties du modèle WRF ne couvrant que l'année 2014, seul ce millésime a été étudié pour l'analyse des températures à échelle locale en fonction des différentes situations atmosphériques. Dans un premier temps, les dates des modes spatio-temporels issus de la méthode SOM de ce millésime ont été extraits. Ensuite, chaque journée a été associée aux champs de pression obtenus *via* la grille WRF à 27 km couvrant l'ouest de l'Europe. Enfin, les anomalies de pressions moyennes ont été calculées (variable centrée) ainsi que la force et la direction du vent moyenne par mode, créant 18 situations différentes (9 pour les températures minimales et 9 pour les maximales).

9.3.5 Résultats

9.3.6 Variabilité spatiale interannuelle des températures saisonnières

L'analyse des températures minimales (Tn) et maximales (Tx) enregistrées par le réseau de capteurs a mis en évidence une forte variabilité spatiale et temporelle à l'échelle de l'aire d'étude.

Sur les quatre millésimes étudiés, la variabilité spatiale des températures minimales a été plus importante que celle des maximales (Figure 60). Pour les Tn, les secteurs avec les altitudes les plus élevées (plateaux calcaires de Saint-Émilion, Montagne, Puisseguin et Lussac), ainsi que ceux en pentes exposées sud correspondent aux températures minimales les plus élevées. Inversement, les secteurs les plus bas (fonds de vallons et la vallée de la Dordogne) sont associés aux températures les plus basses. Ce sont certainement les situations d'inversions thermiques liées à la topographie qui ont un poids important sur la répartition des températures nocturnes (Beltrando et Chémery, 1995). Il existe également une différence entre l'ouest et l'est de la région d'étude. Les Tn enregistrées dans la partie ouest (Libourne, Pomerol, Lalande-de-Pomerol) sont légèrement supérieures à la moyenne alors que les altitudes sont relativement basses et les pentes quasi nulles. La variabilité spatiale interannuelle des Tn est plus importante que la variabilité interannuelle.

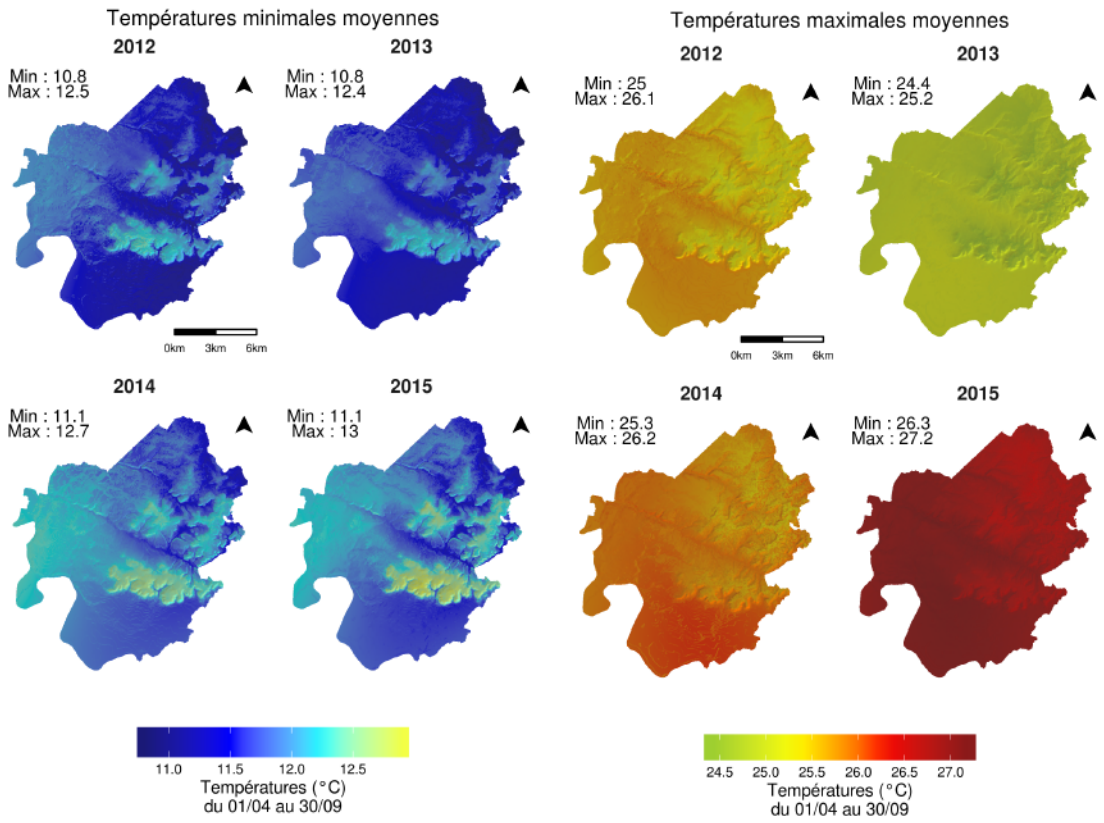


Figure 60: Températures minimales et maximales moyennes du 01/04 au 30/09 pour les millésimes 2012, 2013, 2014 et 2015

La répartition spatiale des Tx est très différente, mais ce sont également les facteurs topographiques (altitude et exposition) qui expliquent la variabilité spatiale (Carrega, 2003). Les secteurs avec les valeurs les plus élevées sont majoritairement situés en basse altitude (plaine de la Dordogne, Libourne, Pomerol et les fonds de vallées), exception faite du nord-est du site (Lussac et les Artigues de Lussac) tandis que les plateaux sont plus frais. Les fortes pentes exposées sud sont ici aussi des secteurs où les Tx sont les plus élevées. L'amplitude thermique spatiale des températures maximales moyennes est moins importante que celle des températures minimales. Pour les Tn et les Tx, la distribution spatiale des températures est quasiment similaire quel que soit le millésime étudié.

9.3.7 Les indices bioclimatiques

La distribution spatiale de l'indice de Winkler est similaire à celle des températures minimales moyennes : les plateaux et coteaux ont les valeurs les plus élevées et les secteurs avec les plus basses altitudes présentent les valeurs les plus faibles (Figure 4). L'indice de Winkler est fortement corrélé aux températures moyennes de la saison végétative (Jones, G., 2006b) Ces résultats sont explicables par le fait qu'à l'échelle locale, les températures maximales varient dans des proportions

plus faibles que les températures minimales (Carrega, 2003). L'indice de Huglin, par sa construction, donne un poids plus important aux températures maximales.

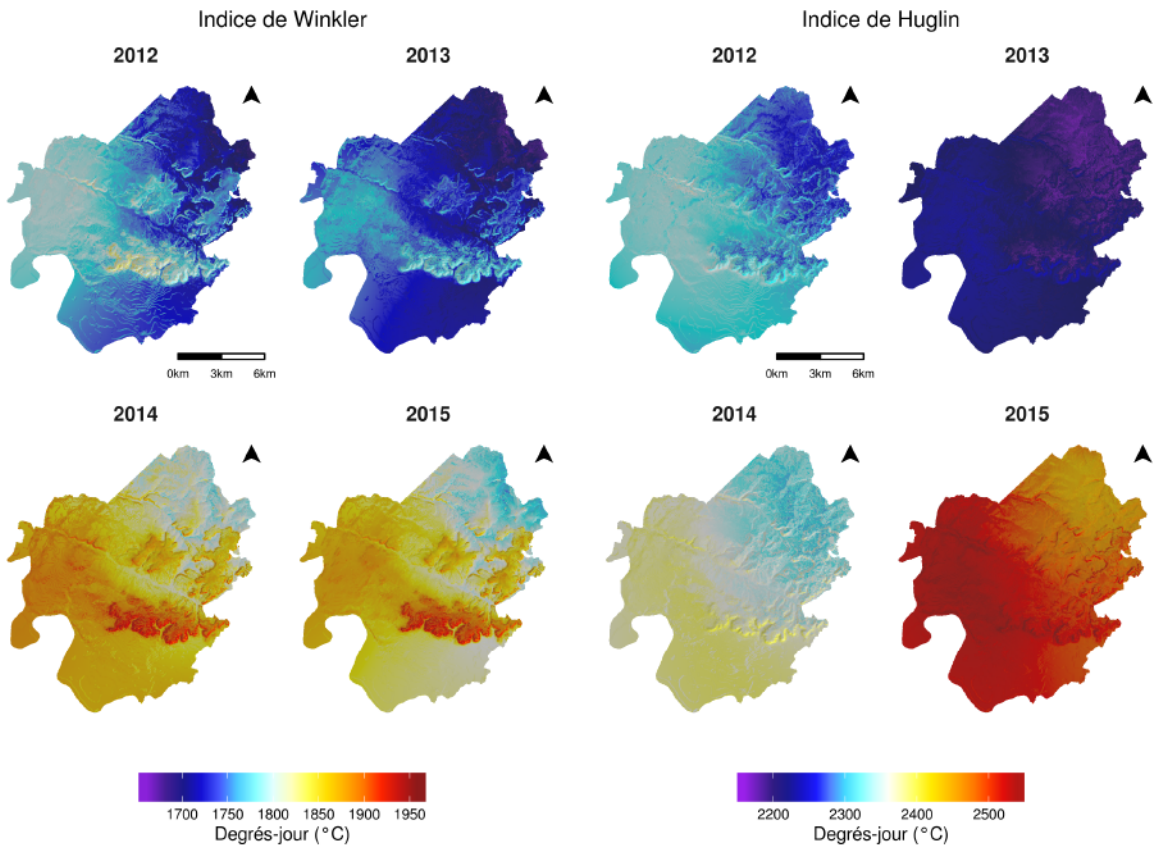


Figure 61: Cartographie de l'indice de Winkler et de Huglin pour les saisons 2012, 2013, 2014, 2015

Cependant, la température et les valeurs moyennes des indices d'une saison vont être plus fortement dépendantes des températures maximales. L'effet millésime est donc plus fortement tributaire des valeurs maximales. Les résultats ont mis en avant d'importantes disparités dans la distribution spatiale des températures. Cependant, ces résultats calculés sur une année ou sur la période végétative de la vigne (d'avril à septembre pour l'indice d'Huglin et d'avril à octobre pour l'indice de Winkler) ne fournissent qu'une valeur moyenne et donc, une information partielle de la variabilité spatio-temporelle des températures. Pour comprendre les mécanismes climatiques (Brises de pentes, position d'abris par rapport aux vents dominants) sous-jacents, les températures ont été analysées à une échelle journalière.

9.3.8 Analyses statistiques de la variabilité des températures des quatre années étudiées

À l'échelle journalière, la distribution spatiale des températures varie fortement et de manière différente pour les températures minimales et maximales. La différence maximale de température, entre le capteur le plus chaud et celui le plus froid sur l'aire d'étude, est supérieure à 9 °C pour les Tn et à 8 °C pour les Tx (Tableau 17). La variance est plus importante pour les Tn (3,1 °C contre

1 °C pour les Tx). D'une manière générale, 50 % des journées/nuits sont caractérisées par un écart thermique compris entre 2,5 et 5 °C pour les Tn, et entre 2,5 et 3,8 °C pour les Tx.

Tableau 17: Indicateurs statistiques de l'amplitude thermique spatiale (différence entre le capteur le plus chaud et le capteur le plus froid au pas de temps journalier) pour les quatre années étudiées (01/01/2012 au 31/12/2015)

	Moyenne	Max	Min	Variance	Mediane	1er quartile	3ème quartile
Tn	3.9	9.5	0.9	3.1	3.8	2.4	5.0
Tx	3.2	9.4	0.8	1.0	3.1	2.5	3.8

L'amplitude de température entre le point le plus chaud et le plus froid est plus élevée la nuit que le jour. La nuit notamment, les conditions atmosphériques favorables à la formation d'une inversion thermique (phénomène d'accumulation d'air plus froid dans les cuvettes ou dans les secteurs sub-horizontaux), vont engendrer de forts écarts de températures, en particulier par rapport aux secteurs en pente. Le jour, la variabilité spatiale des températures est principalement liée aux effets d'abris ou d'obstacles qui vont modifier le bilan énergétique de surface. Ces effets sont très localisés (effet d'ombre). La Figure 62 met en évidence cette forte variabilité spatiale et temporelle par l'intermédiaire de l'écart-type moyen calculé sur chaque pixel des cartographies journalières issues de l'interpolation spatiale des Tn et Tx de 2012- à 2015. Les espaces aux reliefs plus marqués (coteaux et plateaux) sont ceux avec les écart-types les plus élevés pour les températures minimales. Les résultats sont beaucoup plus homogènes pour les températures maximales, et les valeurs ne présentent pas d'extrêmes comparables à ceux observés pour les minimales.

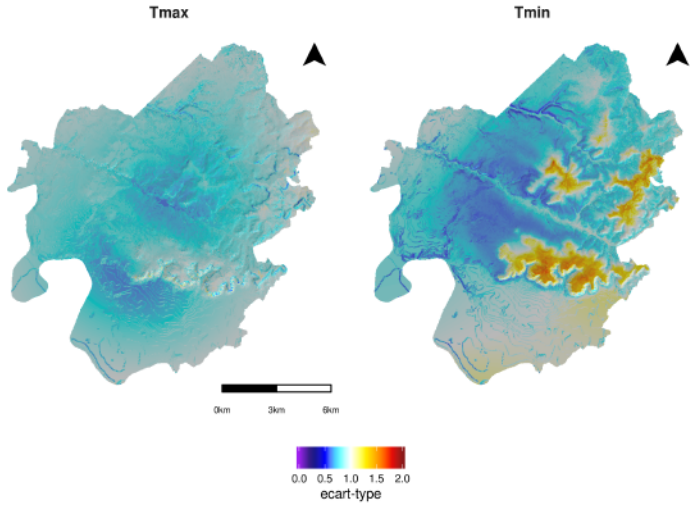


Figure 62 : Écart-type moyen de chaque pixel pour les quatre millésimes étudiés (1er janvier au 31 décembre 2012 – 2015)

9.3.9 Classification spatio-temporelle de la distribution des températures

La classification par la méthode « SOM » prend en compte à la fois les distributions spatiales dominantes des températures mais également l'occurrence de ces distributions au cours de la saison. Les neuf modes temporels (Figure 63) identifiés, révèlent que le nord-est du site est en général plus

froid que la moyenne. Trois grandes distributions des températures se dégagent de cette analyse pour les Tn :

- Les inversions thermiques, où les secteurs en position dominante (plateaux) sont associés aux températures les plus élevées, concernent les cinq modes 1, 2, 4, 5 et 7 dont la fréquence est particulièrement élevée en été et à l'automne.
- Les modes où les plateaux sont plus frais que les vallées (modes 6 et 9) sont plus observés en hiver et au printemps.
- Avec les modes 3 et 8, la distribution des températures est marquée par un gradient longitudinal, l'ouest du secteur étant plus chaud que l'est. Ces situations ne dominent aucune saison.

Pour les températures maximales, les plateaux possèdent des valeurs plus faibles de températures pour l'ensemble des modes (Figure 64). À l'exception de ces plateaux, les différences entre les modes sont principalement liées à des gradients de température longitudinaux et latitudinaux. Il est difficile de distinguer des patterns dominants suivant les saisons, excepté durant la saison estivale où l'ouest du site est associé aux températures les plus élevées (modes 1, 2 et 3).

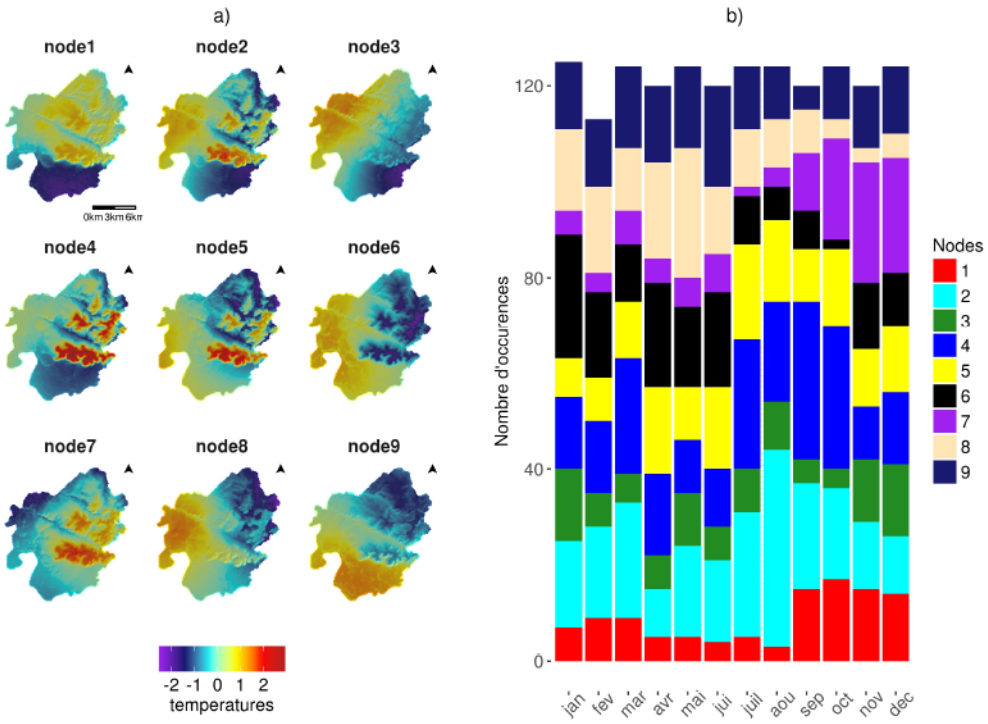


Figure 63: a) modes spatio-temporels des températures minimales journalières identifiés par la méthode SOM pour les années 2012 à 2015. b) Occurrences mensuelles des différents patterns spatiaux

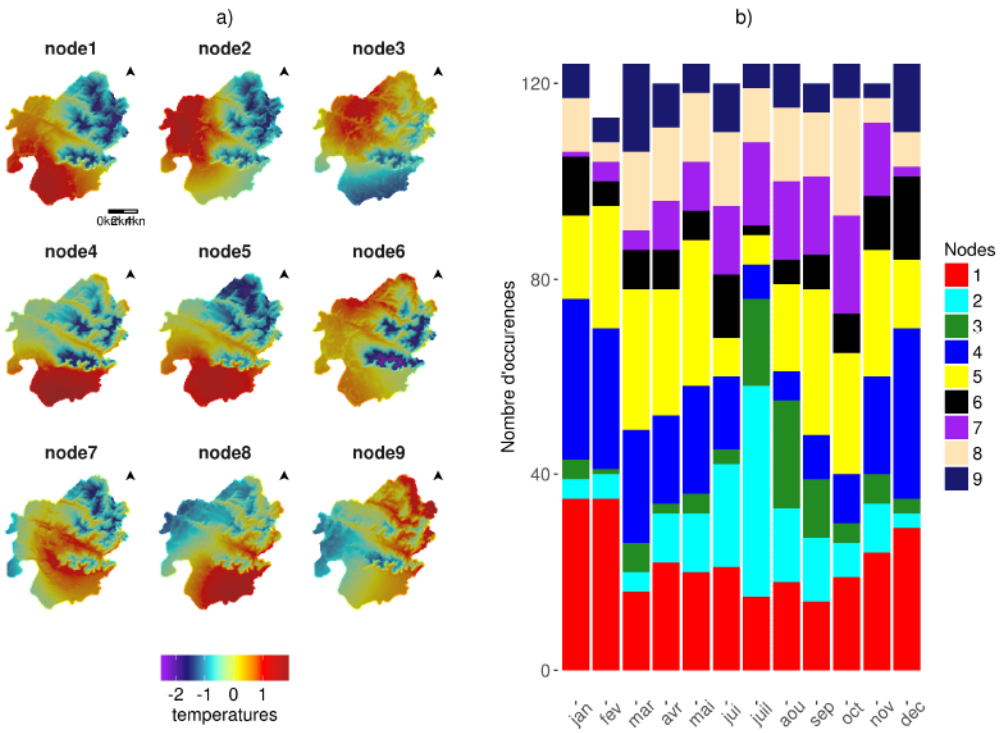


Figure 64: a) modes spatio-temporels des températures maximales journalières identifiés par la méthode SOM pour les années 2012 à 2015. b) Occurrences mensuelles des différents patterns spatiaux

Les secteurs généralement les plus chauds de la zone d'étude (ouest du site, coteaux et plateaux) sont également ceux où sont produits les vins les plus réputés (Pomerol, coteau sud de Saint-Émilion). La configuration spatio-temporelle du topoclimat au cours des saisons végétatives favorise donc ces secteurs.

Les variables topographiques étant constantes au cours du temps, les différents modes sont tributaires des conditions atmosphériques du jour considéré. Pour chacun des modes, l'analyse des sorties du modèle WRF de l'année 2014 souligne le rôle de la pression atmosphérique ainsi que la direction et vitesse du vent sur la distribution des températures minimales (Figure 65).

- Excepté pour le mode 1, les modes caractérisés par une inversion thermique sont soumis à des pressions plus hautes que sur le reste de l'Europe et des vents relativement faibles (<3 m/s), conditions requises pour la mise en place de ces inversions (modes 2, 4, 5 et 7).
- Des vents avec des vitesses plus élevées présents pour les situations des modes 3 (5 m/s), 6 (7,31 m/s) 8 (5,88 m/s) et 9 (3,8 m/s) empêchent la mise en place de ces inversions, l'air étant brassé par les flux. Les vallées sont plus abritées du vent que les plateaux, ce qui explique les températures plus élevées sur ces espaces.
- Le node 1 fait figure d'exception, des vents supérieurs à 3 ms^{-1} soufflent, mais la distribution générale des températures est similaire aux modes présentant des inversions thermiques.

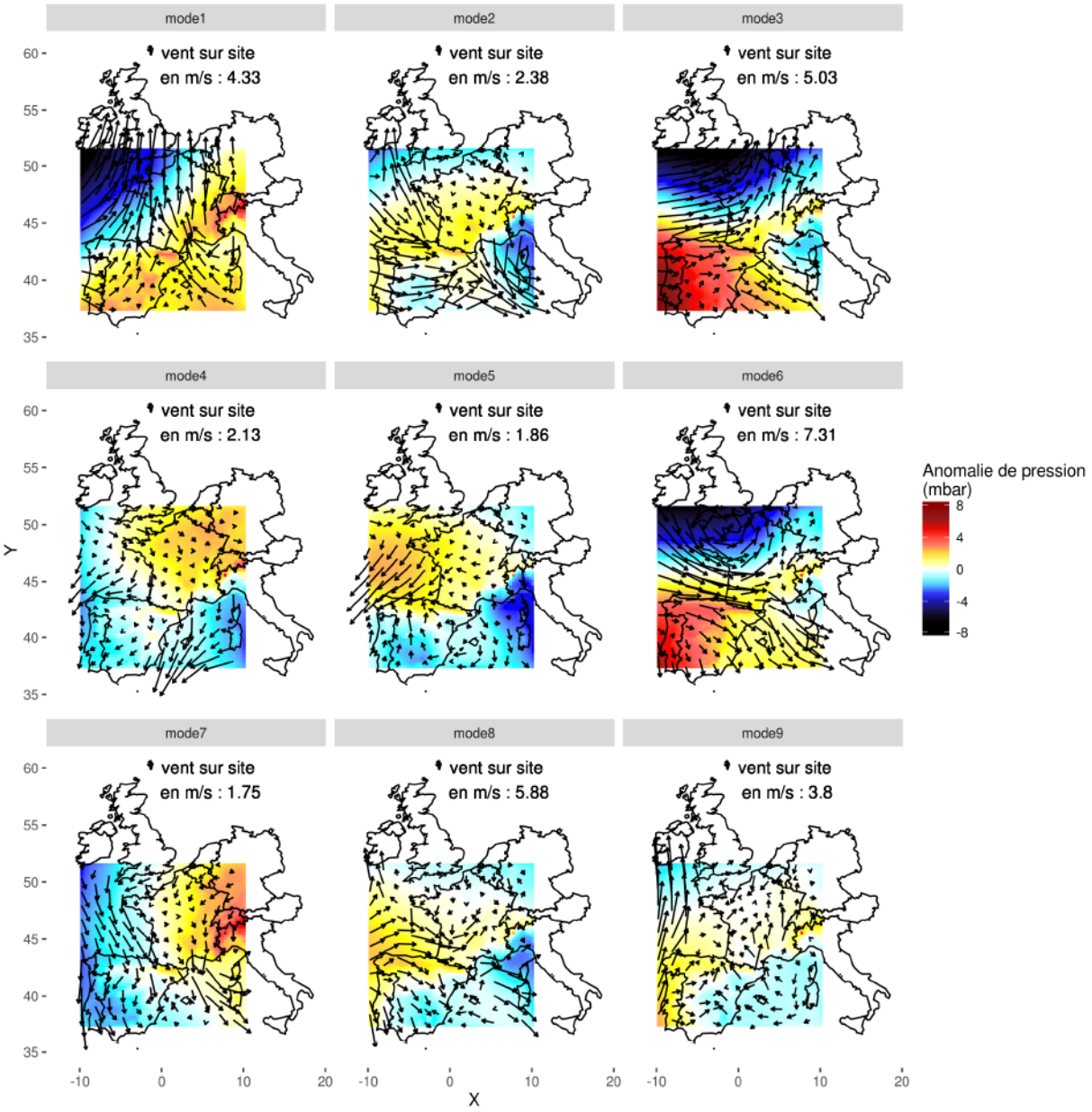


Figure 65: Moyennes relatives des anomalies de pression en surface (par rapport à la pression moyenne sur l'Europe) et vitesse du vent moyenne (à 10 m) pour les modes des températures minimales (année 2014 à partir du modèle WRF 27 km, données journalières). La vitesse du vent sur site indique la valeur du vent moyen soufflant sur l'aire d'étude

Les conditions atmosphériques des modes associées aux Tx sont caractérisées par des vitesses de vent plus homogènes (maximum pour le node 9 avec 4,67 m/s et minimum pour le node 4 avec 1,69 ms^{-1}) que pour les Tn. Seule la situation 4, dominées par des anomalies de pressions positives est associée à des vents faibles (1,69 m/s) sur le Bordelais (Figure 66). Cependant, le lien entre la direction et la puissance des vents avec les gradients de températures observées pour chacun des modes n'est pas explicite. Par exemple, le site est soumis à des vents d'ouest sous des pressions

similaires pour les modes 1 et 9, mais la répartition des températures est symétriquement différente pour ces deux modes.

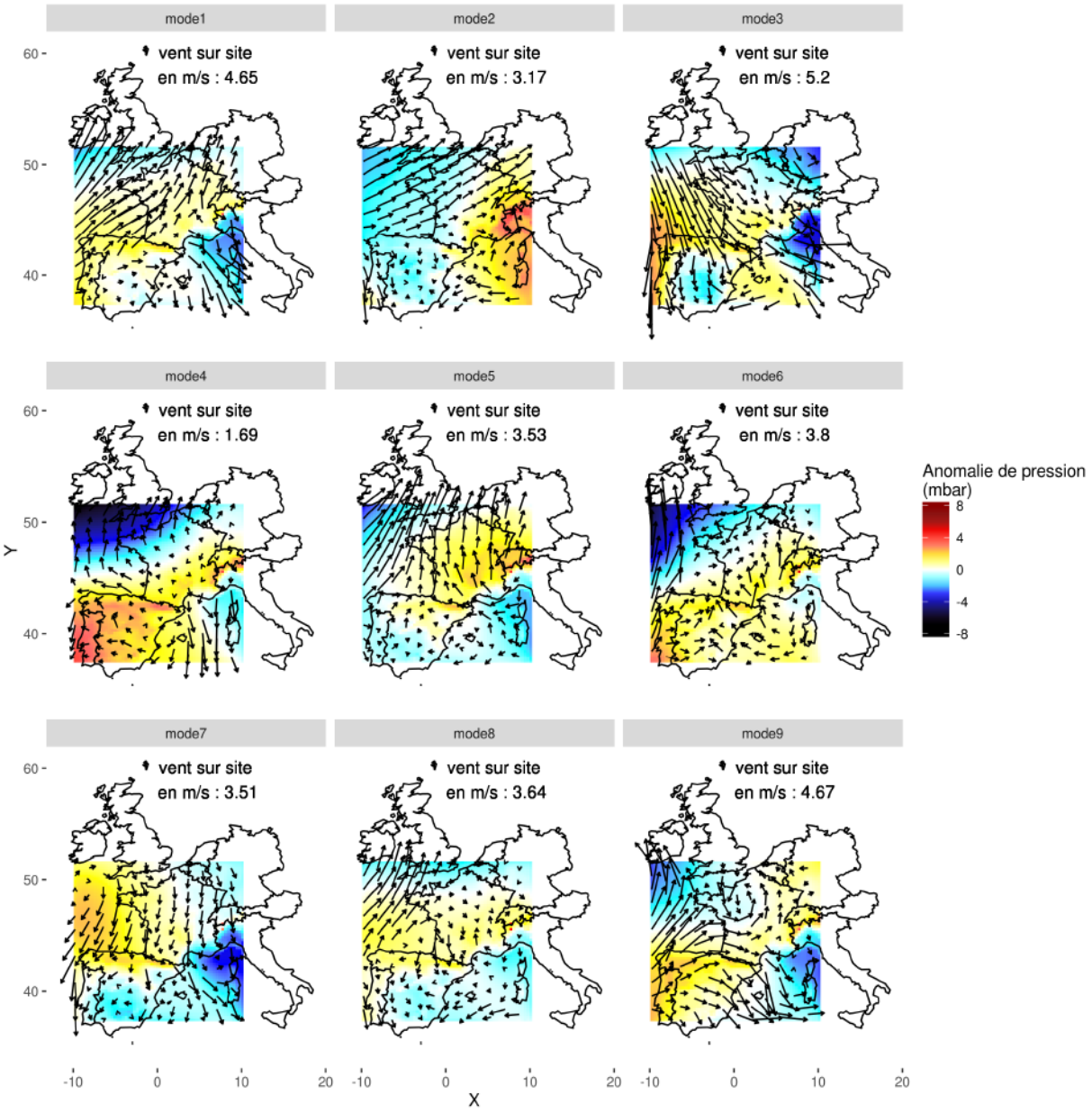


Figure 66: Moyennes relatives des anomalies de pression en surface (par rapport à la pression moyenne sur l'Europe) et vitesse du vent moyenne (à 10 m) pour les modes des températures maximales (année 2014 à partir du modèle WRF 27 km, données journalières). La vitesse du vent sur site indique la valeur du vent moyen soufflant sur l'aire d'étude

9.4 Discussion et conclusion

La topographie joue un rôle majeur dans l'agencement des températures moyennes et des indices bioclimatiques sur le site, confirmant les résultats d'études précédentes à cette échelle (Bois, 2007 ; Bonnefoy, 2013 ; Carrega, 2003 ; Joly *et al.*, 2003 ; Madelin, 2004)). L'utilisation des températures moyennes à l'échelle d'une saison et d'indices bioclimatiques masquent cependant la variabilité thermique aux échelles temporelles plus fines. L'étude a révélé que dans les secteurs où la topographie est la plus accidentée, les températures pouvaient présenter des écarts de plusieurs

degrés sur quelques centaines de mètres lorsque certaines conditions atmosphériques sont en place (inversion thermique, positions d'abris). L'étude des conditions atmosphériques en place a confirmé les interactions entre les échelles climatiques, en montrant partiellement des relations entre d'une part, les vitesses des vents et les champs de pressions et d'autre part, les situations thermiques sur l'aire d'étude. La seule année de données synoptiques disponibles pour des raisons pratiques n'est cependant pas suffisante pour de confirmer statistiquement les relations observées entre les différentes échelles climatiques. La reproduction d'une telle démarche sur les autres millésimes étudiés (2012,2013 et 2015) consoliderait ces relations. L'intégration d'échelles intermédiaires (supra-régionale et régionale) est également un moyen d'appréhender plus en détail les interactions entre les échelles climatiques, notamment pour conforter l'explication de la variabilité spatiale des températures maximales.

Les études multiscalaires mettant en relation des situations synoptiques avec leurs conséquences locales permettent de mieux étudier l'imbrication des échelles climatiques. En reproduisant ce type d'analyse, il est envisageable de simuler les températures d'un vignoble, ou d'une appellation, à partir de conditions atmosphériques spécifiques. La classification effectuée dans cette étude repose sur une approche uniquement statistique. Les mécanismes expliquant les situations atmosphériques synoptiques sont largement documentées (Czaja et Frankignoul, 1999 ; Hurrell *et al.*, 2003 ; Cassou, 2004) et classifiés (Köppen, 1936), la combinaison de ces classifications avec une approche statistique pourrait aboutir à l'automatisation de la détection des situations de références, dans le but de suivre leurs évolutions dans le contexte du changement climatique. Pour conclure, le réseau de capteurs installés dans les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites, associé à des modélisations statistiques à résolution fine et à un modèle climatique dynamique régional, a mis en lumière la grande variabilité spatiale et temporelle des températures de ce secteur.

Conclusion de la troisième partie

Le réseau de capteurs de température installé dans les appellations de Saint-Émilion, Pomerol leurs satellites a montré d'importants écarts de températures sur le site. En s'appuyant sur les données mesurées, un modèle de régression non linéaire (SVR) a été utilisé pour créer des cartes à très haute résolution spatiale, avec une incertitude relativement faible. Ces cartographies ont montré le rôle majeur de la topographie dans la distribution des températures de ces vignobles, avec des amplitudes thermiques importantes entre les différents secteurs du site. Mais elles ont également montré que la répartition des températures varie fortement dans le temps. À l'échelle d'une saison, les températures minimales conditionnent la distribution spatiale des températures et des indices bioclimatiques, tandis que l'effet millésime (variabilité interannuelle) est plus lié aux températures maximales. La distribution des températures journalières à l'échelle du site d'étude est fortement dépendante des conditions atmosphériques.

La nécessité d'avoir un réseau d'observation dense pour la mise en place de ces modèles pose cependant un certain nombre de limites. L'installation et l'entretien de ces réseaux ont un coût humain, technique et financier. Il n'est donc pas possible d'équiper ainsi l'ensemble des vignobles. De plus, les modèles de régressions ont besoin de données d'observations en entrée, or dans le contexte du changement climatique, aucune donnée projetée en fonction des différents scénarios n'existe à cette échelle. Pour être en mesure de modéliser les températures de ces scénarios à l'échelle locale, il est nécessaire de coupler les modélisations des années d'observations et les projections régionales du changement climatique.

QUATRIÈME PARTIE : MODÉLISATION MULTISCALAIRE DU CLIMAT DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE

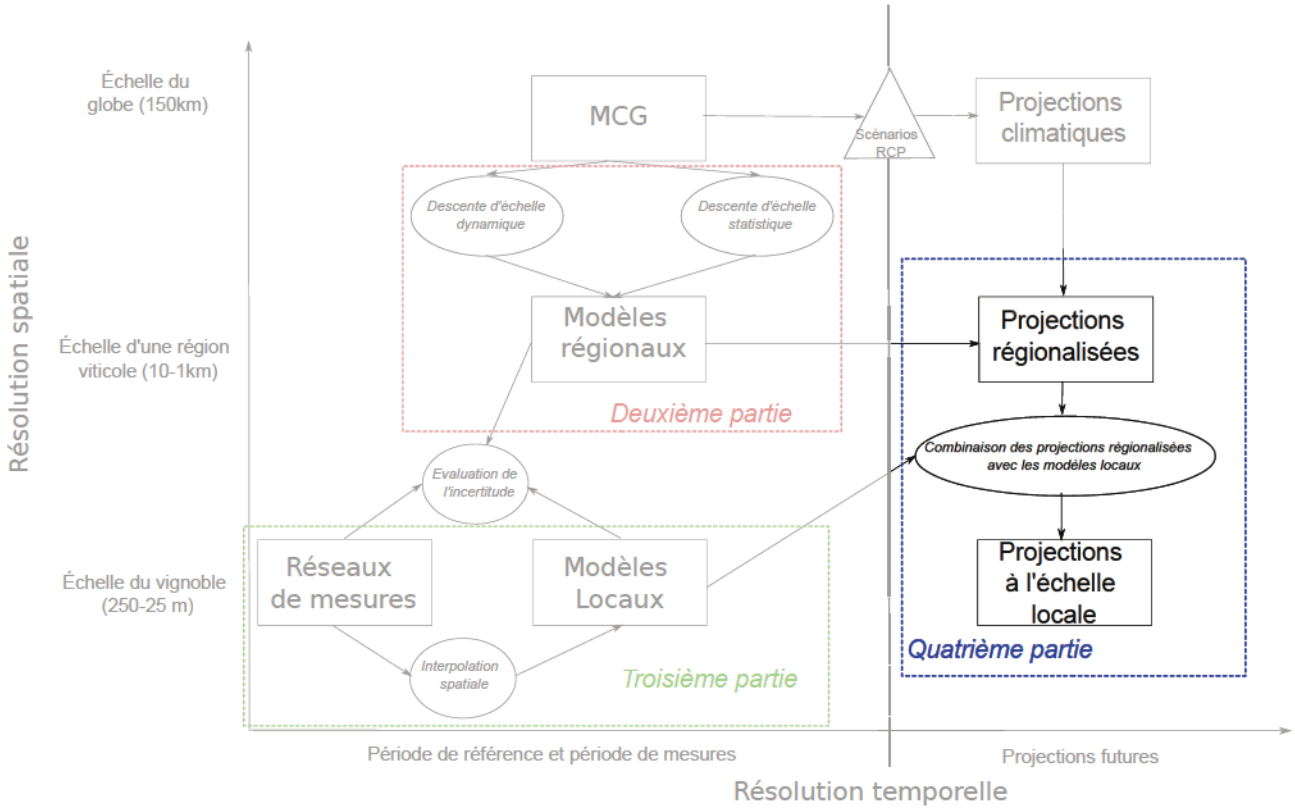
Le changement climatique implique la mise en place de politiques et de stratégies d'adaptation de la filière viticole à toutes les échelles ; mondiale, continentale, nationale, régionale et locale. Pour une bonne coordination des acteurs à tous ces niveaux, les études d'impact du changement climatique doivent intégrer l'ensemble des échelles climatiques, du global au local.

Aujourd'hui les projections des différents scénarios du changement climatique sont disponibles à l'échelle globale et à des résolutions spatiales plus fines grâce aux modèles dynamiques régionaux. La seconde partie de ce travail de thèse a montré que ces modèles ne pouvaient pas encore bien représenter les variations climatiques aux échelles les plus fines. Or la variation locale du climat est une part importante de la composante climatique des terroirs viticoles. Actuellement, l'augmentation de la résolution spatiale des modèles est l'un des enjeux majeurs pour les modélisateurs du changement climatique. Plus la résolution spatiale est fine, plus il est facile pour les acteurs d'anticiper les perturbations liées à la modification du climat et de mettre en place les politiques d'adaptation, les terroirs viticoles étant en partie déterminés par le climat local auquel ils sont soumis.

Les modèles statistiques basés sur des réseaux de mesures denses prennent en compte cette variabilité locale du climat, mais sont limités par leurs dépendances aux données d'observations. Il est donc nécessaire de pouvoir coupler ces deux types de modélisations pour affiner la résolution spatiale des modélisations du climat futur, tout en allégeant le nombre de mesures nécessaires pour l'obtention d'un résultat satisfaisant.

*Dans cette partie, une étude multiscalaire du changement climatique, mobilisant des données à différentes résolutions spatiales, est présentée. Dans un premier temps, les sorties de modèles sont utilisées pour cartographier l'évolution du climat sur différentes régions viticoles européennes (**Chapitre 10**). Dans un second temps, les sorties des modèles régionaux mettent en avant les disparités spatiales dans l'évolution future du climat de la Gironde viticole (**chapitre 10**).*

*L'échelle locale est ensuite intégrée via une méthode de descente d'échelle statistique en utilisant les cartographies créées dans la partie précédente, permettant d'obtenir une première estimation de l'évolution du climat sur les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites (**Chapitre 11**).*


Échelle du globe (150km)
Échelle d'une région viticole (10-1km)
Échelle du vignoble (250-25 m)
Résolution spatiale
MCG
Scénarios RCP
Projections climatiques
Descente d'échelle dynamique
Descente d'échelle statistique
Modèles régionaux
Deuxième partie
Projections régionalisées
Combinaison des projections régionalisées avec les modèles locaux
Projections à l'échelle locale
Quatrième partie
Evaluation de l'incertitude
Réseaux de mesures
Modèles Locaux
Interpolation spatiale
Troisième partie
Période de référence et période de mesures
Projections futures
Résolution temporelle

CHAPITRE 10 : MODÉLISATION DU CHANGEMENT CLIMATIQUE À MÉSO-ÉCHELLE

Le changement climatique en cours est un phénomène global, affectant l'ensemble des vignobles mondiaux (Hannah *et al.*, 2013). La hausse des températures ainsi que l'évolution des précipitations ne sont pas spatialement uniformes. À l'échelle de l'Europe, les différentes régions viticoles vont connaître une modification de leur climat mais avec des disparités importantes suivant la localisation.

Dans ce chapitre, l'évolution prévue des indices agroclimatiques et des précipitations de la Gironde viticole sont dans un premier temps comparés à d'autres régions viticoles européennes confirmant les résultats de travaux précédents. Puis une étude sur la variabilité climatique spécifique à la Gironde viticole situe l'évolution des températures des appellations Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites par rapport aux autres vignobles bordelais.

10.1 Projections climatiques sur des vignobles européens

10.1.1 Sites d'étude et données utilisées

Les sites d'étude du projet LIFE-ADVICLIM (Quénol Grosset *et al.*, 2014) ont été retenus pour cette étude. La localisation de ces sites expérimentaux, situés à des latitudes et longitudes variées permet d'évaluer les conséquences du changement climatique à l'échelle européennes sous divers macro-climats (Figure 67).

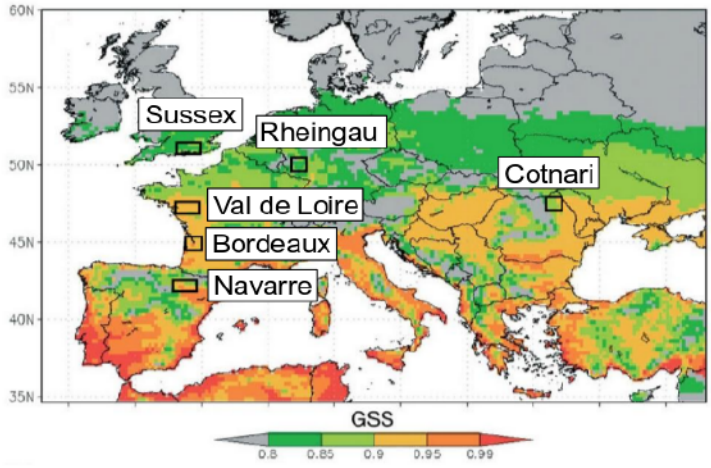


Figure 67: Sites pilotes du projet LIFE ADVICLIM et indice de « growing season suitability. Source : Santos et al., 2012 d'après Quénol Grosset et al., 2014

Les deux sites français, le Val de Loire et la région de Bordeaux sont soumis à un climat océanique tempéré, avec des températures moyennes plus élevées pour le bordelais (Climat aquitain). La région du Sussex en Angleterre où s'implante un grand nombre de nouveaux vignobles est contrainte par un climat très océanique frais avec des précipitations régulières durant l'année. Le site espagnol se situe en Navarre, dans le nord du pays, l'influence méditerranéenne domine mais le nord de la région subit l'effet des Pyrénées avec des températures moins élevées et des précipitations plus importantes. Le climat de la région de Rheingau en Allemagne est à tendance océanique mais fortement dégradé par la continentalité. Le dernier site se situe en Roumanie dans la région de Cotnari. Le climat y est le plus continental avec des amplitudes thermiques intra-annuel importantes.

Le projet CORDEX déjà presénté dans le chapitre 1 (http://www.euro-cordex.net/) a pour but de régionaliser les sorties des modèles globaux du changement climatique. Le programme EURO CORDEX est la branche européenne de ce projet mondial.

Les modélisations sont effectuées à partir de différents modèles régionaux à aire limitée utilisés dans différents centres de recherche européens (Tableau 18). Les dernières modélisations disponibles possèdent une résolution de 0.11° (~ 9 km sur la France).

Tableau 18: Liste des organismes, modèles globaux et modèles régionaux mobilisés dans le projet Eurocordex

Pour chacun des jours étudiés, la moyenne de l'ensemble des modèles a été calculée pour trois variables climatiques (Tn, Tx, précipitations). Il est ensuite possible de calculer les différents indices bioclimatiques ainsi que l'évolution des précipitations pour les différents scénarios RCP ainsi que pour une période historique de référence.

Les données journalières de températures et de précipitations ont été extraites pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 sur la période 2020-2100 et pour une période de référence (1986-2005). Les indices de Winkler et Huglin ainsi que la somme des précipitations annuelles ont été calculés pour chacune de ces années, puis la moyenne de ces indices et des sommes de précipitations a été calculée pour les périodes 2031-2050 et 2081-2100. Ces moyennes ont été comparées aux valeurs moyennes de la période de référence pour mesurer l'évolution de ces indices suivant les deux scénarios.

10.1.2 Indices bioclimatiques et précipitations

Les cartographies des indices de Winkler et de Huglin pour la période de référence ainsi que pour les scénarios RCP 4.5 et 8.5 permettent de comparer l'évolution spatio-temporelle des projections du changement climatique (Figure 68). Pour la période de référence les sites d'études se situent dans les classes les plus fraîches des deux indices. La variabilité spatiale de l'indice de Huglin est plus importante que celle de Winkler. L'altitude joue un rôle prépondérant dans cette variabilité, le gradient altitudinal limitant les températures maximales. Cet effet est particulièrement visible en Navarre et à Cotnari, où les reliefs sont dans la classe HI-3 (vignobles très frais) alors que les secteurs de plaine situés à proximité sont classés dans les classes IH+1 et IH+2 (vignobles tempérés chauds et vignobles chauds)

À moyen terme (2031-2050), les deux scénarios présentent des résultats globalement similaires pour les deux indices, avec une remontée des classes les plus chaudes en latitude. Les sites de Rheingau et du Sussex semblent moins impactés. À plus long terme (2081-2100), l'impact du réchauffement est beaucoup plus important. L'augmentation des valeurs de l'indice de Winkler est particulièrement intense pour le scénario RCP 8.5. Pour ce scénario et cet indice, la quasi-totalité de du site de Navarre est compris dans la classe la plus chaude, c'est également le cas pour le sud-ouest français et l'est de la Roumanie, où seuls les secteurs en altitude sont associés à des sommes thermiques moins élevées. Le site allemand possède une grande variabilité spatiale avec 4 classes se répartissant le long d'un gradient nord-sud. Les tendances de ce scénario sont similaires pour l'indice de Huglin, avec l'apparition de climat viticole très chaud (IH+3) en Navarre. Les deux régions viticoles françaises étudiées et Cotnari possèdent des sommes thermiques correspondant aux vignobles de climat chaud (HI +2). Il s'agit également de la seule situation où le Sussex n'est plus classé comme climat « très frais et frais » en atteignant des valeurs correspondant aux vignobles de climat tempéré frais (HI-2) et tempéré chaud (HI-1).

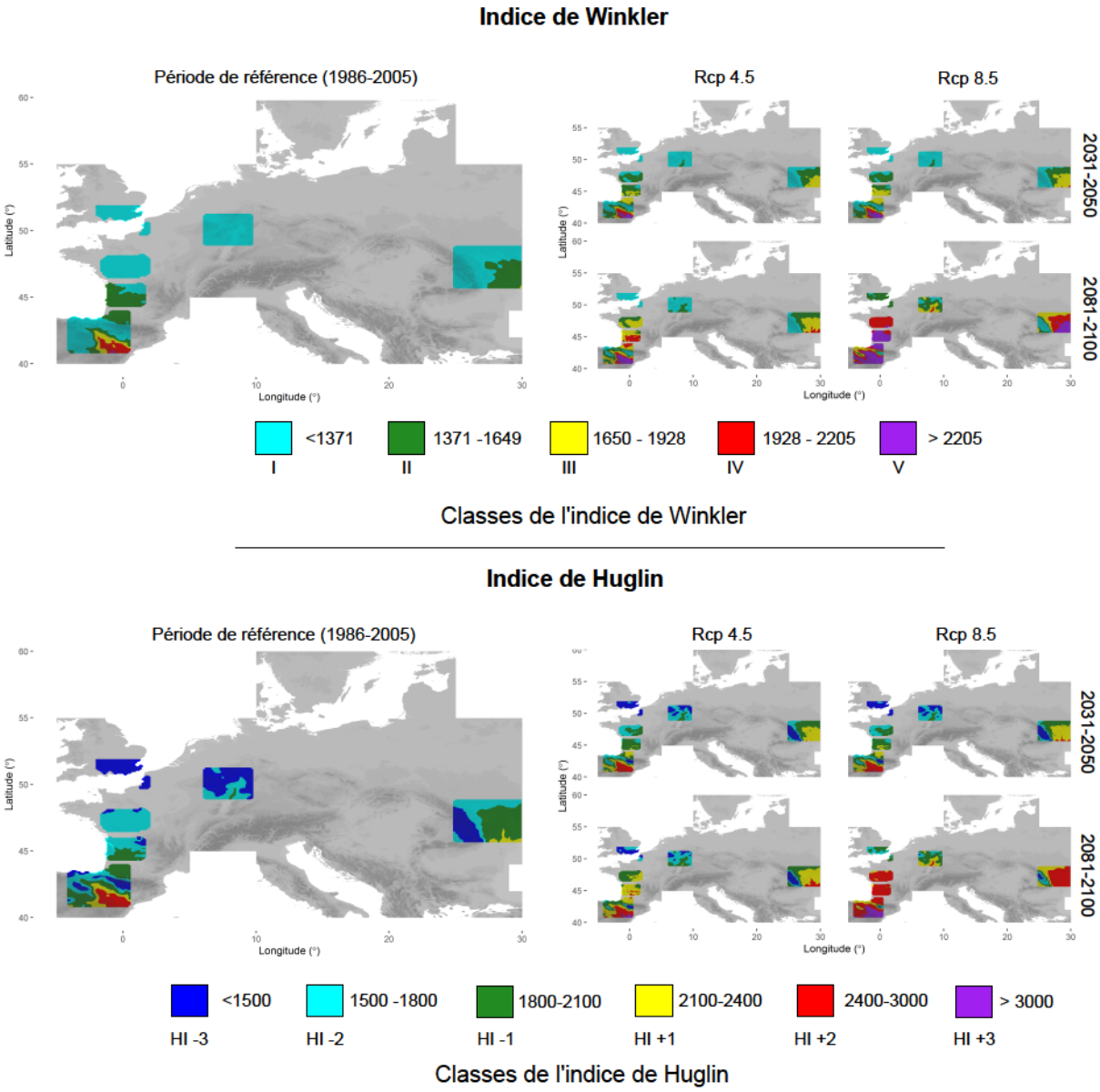


Figure 68: Indices de Winkler et de Huglin modélisés à partir des sorties EURO-CORDEX pour la période de références (1986-2005) et à moyen termes (2031-2050) et à long terme (2081-2100) pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5

L'augmentation des températures doit être comparée avec l'évolution des précipitations. En effet, à précipitations égales, la ressource disponible en eau diminue avec l'augmentation des températures du fait de l'augmentation de l'évapotranspiration. La Figure 69 ne montre pas de tendances significatives dans l'évolution des précipitations à moyen terme et long terme pour le scénario RCP4.5. Pour le RCP 8.5, à moyen terme, les cumuls de précipitations augmentent légèrement sur les reliefs de Cotnari et de Reinghau. À plus long terme, les différences sont beaucoup plus marquées. Les cumuls de précipitations augmentent significativement sur les

secteurs les plus septentrionaux et diminuent considérablement en Espagne et sur le sud-ouest de la France, ainsi qu'à proximité de l'Océan Atlantique dans le Val de Loire. Cependant l'incertitude liée à la modélisation des précipitations est plus importante que pour les températures (Kotlarski *et al.*, 2014) notamment pour les latitudes moyennes.

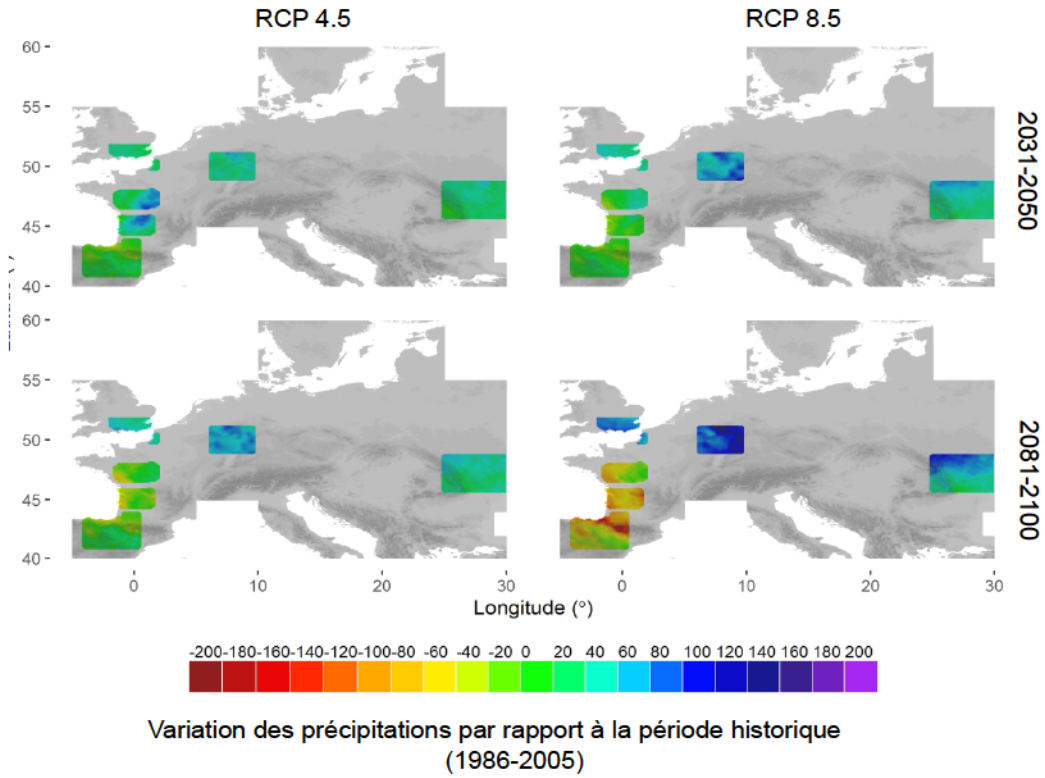


Figure 69: Différences moyennes des cumuls de précipitation (en mm) annuels entre la période 1986-2005 et les périodes 2031-2050 et 2081-2100 pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5

Ces résultats confirment les tendances observées pour les anciens scénarios SRES (Fraga *et al.*, 2012). L'augmentation des températures et la modification des régimes de précipitations auront des conséquences majeures sur la composante climatique des terroirs viticoles.

10.1.3 Conséquences du changement climatique

Lors des dernières décennies, les millésimes produisant les meilleurs vins dans la région bordelaise, comme dans le Val de Loire, étaient des années plus chaudes et plus sèches que les normales (Jones, G. et Davis, 2000a ; Neethling, 2016 ; van Leeuwen et Darriet, 2016). À moyen terme, l'augmentation des températures moyennes pourrait permettre une plus grande fréquence de ces millésimes. Parallèlement, l'optimum de température et de contrainte hydrique pourra être dépassé lors d'années exceptionnelles. Cependant, certaines pratiques culturales atténuent les effets de la hausse des températures (diminution du rapport feuilles/fruits, utilisation de matériel végétal à

cycle long, hauteur des grappes… (Marguerit *et al.*, 2011 ; van Leeuwen et Destrac-Irvine, 2017)) et pourraient limiter les conséquences négatives au cours de ces années.

À plus long terme (2081-2100), l'augmentation des températures moyennes pourra modifier considérablement la composante climatique des terroirs. Le Merlot, qui est aujourd'hui la variété principale cultivée dans la région Bordelaise, pourrait par exemple arriver à maturité trop tôt dans la saison. L'emploi d'un cépage plus tardif comme le Cabernet Sauvignon, déjà présent dans de nombreux assemblage de vins de Bordeaux, limite cette sur-maturation du raisin. Dans le cas du scénario RCP 8.5, avec des températures largement supérieures à celles rencontrées actuellement, l'utilisation de nouvelles variétés plus adaptées à ces conditions pourrait également être envisagée (Tóth et Végvári, 2015). Les vignobles méridionaux seront plus fortement impactés que les vignobles implantés plus au nord de l'Europe (Hannah *et al.*, 2013) par ces hausses des températures. L'exemple des vignobles du Sussex permet de nuancer cette affirmation. Même si les températures prévues seront proches de celles observées aujourd'hui dans le Bordelais et le Val de Loire, la hausse des précipitations prévue dans ce secteur risque de favoriser le développement de maladies de la vigne (Fraga, 2014). De plus ces vignobles produisent aujourd'hui des vins essentiellement effervescents, cette production ne pourra être maintenue en cas d'une hausse sensible de températures. Les vignobles allemands sont également concernés par ce problème, les principales variétés cultivées sont des cépages précoces (ex : Riesling pour les vins blancs et Pinot noir pour les vins rouges) (Bock *et al.*, 2011), et risquent donc également d'arriver à maturité trop rapidement pour assurer un bon équilibre entre les sucres et les acides, modifiant la typicité des vins produits. En Roumanie, Irima *et al* (2017) ont montré qu'à long terme, les conditions climatiques seront plus favorables à la production de vins rouges que de vins blancs qui dominent aujourd'hui dans ce secteur. Dans les vignobles de la péninsule ibérique, la diminution des précipitations cumulée avec la forte hausse des températures prévues dans cette région va impacter fortement les rendements (Malheiro *et al.*, 2010). La généralisation de l'irrigation n'est pas une option durable, car elle soulèvera la question de l'usage de l'eau pour l'agriculture et particulièrement pour la viticulture (Santesteban *et al.*, 2017).

Le changement climatique en cours aura, à l'échelle de l'Europe, des conséquences diverses sur les vignobles européens, et nécessitera une adaptation des acteurs du secteur viticole (Fraga *et al.*, 2012). L'étude des impacts du changement climatique à l'échelle européenne a fourni des informations sur les tendances majeures de l'évolution probable du contexte climatique viticole. Le développement de mesures d'adaptations globales à l'échelle des grandes régions viticoles européennes est cependant peu envisageable du fait de la grande diversité des caractéristiques locales des vignobles et des pratiques suivant les différentes régions et appellations. De plus, comme démontré à plusieurs reprises dans ce travail de thèse, les conditions climatiques varient fortement à l'échelle d'une région viticole et à l'échelle des appellations viticoles. La prise en compte de ces échelles dans les projections du changement climatique est donc essentielle pour que les viticulteurs puissent apporter une réponse adaptée à leur vignoble.

10.2 Projections climatiques à l'échelle de la gironde viticole

10.2.1 Site d'étude et données utilisées

Les grandes régions viticoles européennes étudiées dans la section précédente sont composées de différentes appellations aux propriétés climatiques spécifiques. Les classes des indices bioclimatiques utilisées précédemment n'intègrent pas ces attributs régionaux. La modification du climat en cours aura des incidences variables en fonction des différentes appellations d'une région viticole. Par exemple, La Gironde viticole est subdivisée en 53 appellations produisant des styles de vin différents (Figure 1).

Figure 70: Appellations du vignoble bordelais, d'après Bois 2007 . Source : INAO

Ces appellations sont soumises à un cahier des charges régissant les pratiques culturales de l'appellation et les caractéristiques des vins devant être produits. Une estimation de l'évolution des températures lors des décennies à venir est primordiale pour l'adaptation de ces différents cahiers des charges. À l'échelle régionale, les données de changements climatiques sont disponibles sur l'ensemble de la France *via* les sorties du modèle ALADIN accessibles sur la plateforme DRIAS (http://www.drias-climat.fr/), avec une résolution spatiale de 9 km. À partir de ces données, les indices de Winkler et de Huglin ont été calculés à l'échelle de la Gironde viticole pour les périodes 1986-2005 (période de référence), 2031-2050 et 2081-2100.

10.2.2 Variabilité spatiale du changement climatique

L'amplitude spatiale de la moyenne de l'indice de Winkler au cours de la période 1986-2005 est d'environ 120 degrés-jours (Figure 72). La distribution est relativement homogène, les secteurs les plus frais étant situés dans l'est de l'Entre-Deux-Mers et les plus chauds autour des deux cours d'eau (Garonne et Dordogne). Les différences sont plus marquées pour l'indice de Huglin avec une amplitude de 160 degrés-jours. Le Médoc apparaît comme le secteur le plus frais certainement avec l'effet de proximité de l'estuaire de la Gironde, limitant ainsi les valeurs des températures maximales. Les valeurs les plus élevées se situent dans le sud du Libournais, ainsi que dans les Graves.

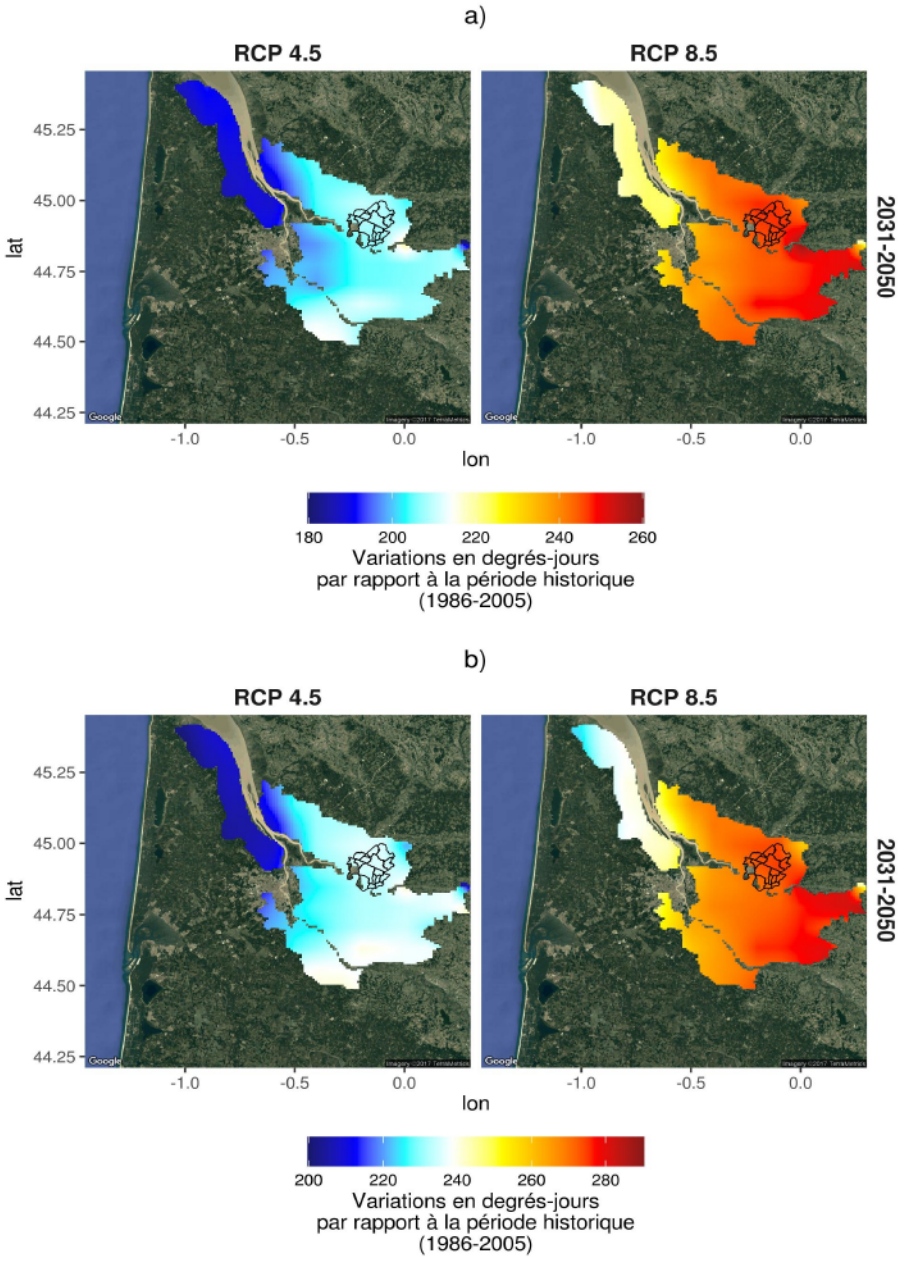


Figure 71: Valeurs moyennes de l'indice de a) Winkler et de b) Huglin sur la Gironde viticole pour la période 2031-2050.Données ALADIN

Les indices de Winkler et de Huglin moyens à horizon 2031-2050, calculés à partir des sorties du modèle ALADIN, montrent des disparités spatiales dans l'évolution des valeurs. L'augmentation est moins importante dans la partie ouest (proximité du littoral) (Figure 71). L'effet océanique semble donc estomper légèrement l'augmentation des températures. L'augmentation moyenne des degrés – jour se situent aux alentours de 200 degrés-jours pour le RCP 4.5 contre 300 degrés-jours pour le RCP 8.5. Néanmoins, ces résultats sont à prendre avec des précautions, la résolution spatiale du modèle de plusieurs kilomètres peut masquer des variations plus fines, particulièrement sur les interfaces maritimes.

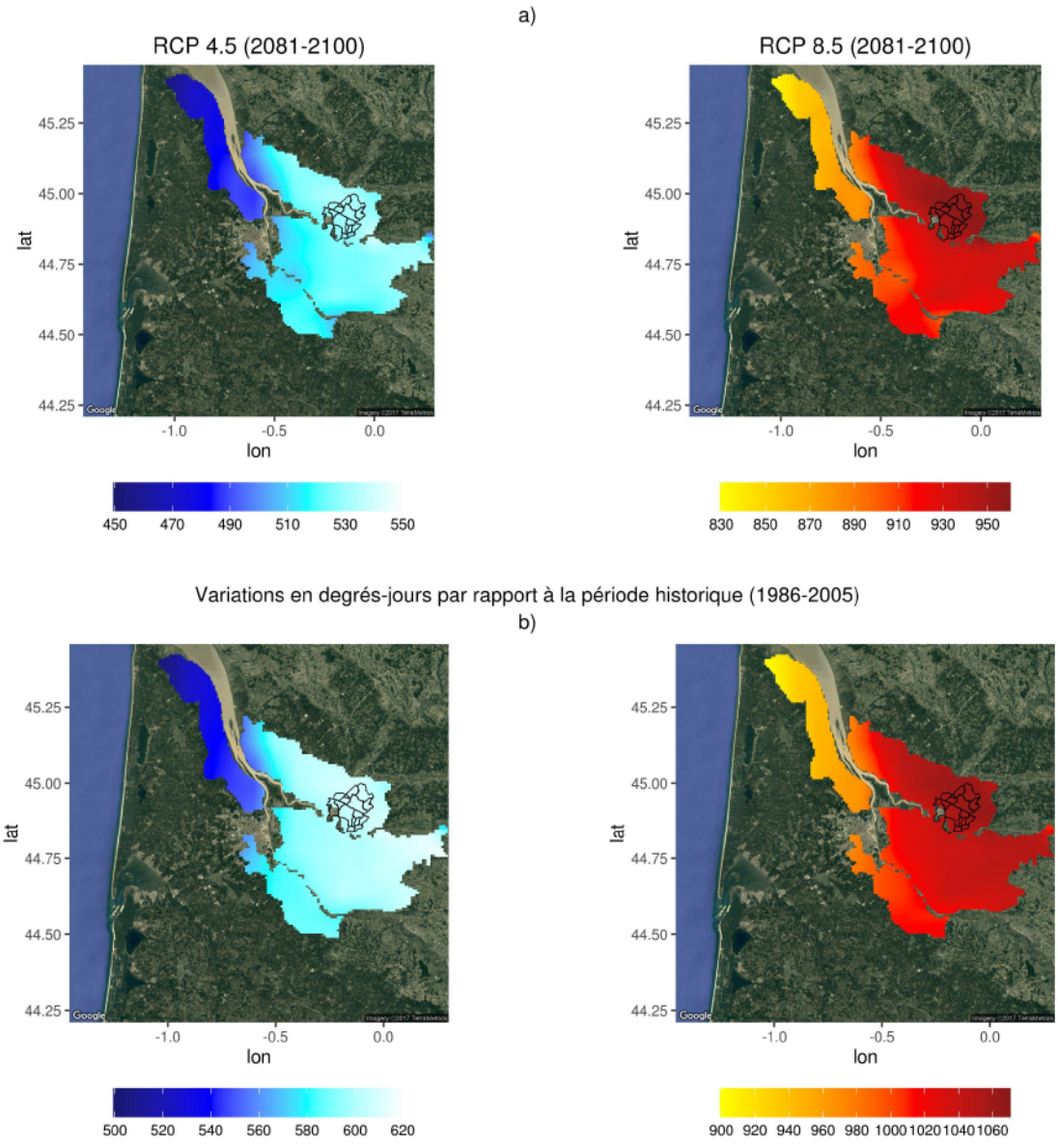


Figure 73: Variations moyennes de degrés-jours de l'indice de a) Winkler et b) l'indice de Huglin sur la Gironde viticole pour la période 2081-2100.Données ALADIN

Ce gradient est confirmé pour la période 2081-2100 (Figure 73). Les deux scénarios se distinguent fortement avec une augmentation moyenne d'environ 500 degrés-jours pour le scénario RCP 4.5 et une augmentation supérieure à 800 degrés-jours pour le RCP 8.5.

Les vignobles du Médoc pourraient connaître une augmentation des températures légèrement inférieures à celles des autres régions bordelaises. Ce secteur étant déjà le plus frais actuellement, les conséquences négatives du réchauffement pourraient être moins importantes que sur le reste de la Gironde pour la période 2031-2050. En revanche, les secteurs possédant actuellement les valeurs des indices bioclimatiques les plus importants (Saint-Émilion, Pomerol, les Graves) présentent les valeurs de réchauffement plus élevées. Les contrastes régionaux de températures se renforceront donc au cours des prochaines décennies d'après ces modélisations.

10.3 Conclusion

Les différents modèles régionalisés du changement climatique prévoient une augmentation généralisée des températures et des indices bioclimatiques pour les décennies à venir sur les vignobles européens. Les limites actuelles des classes des indices bioclimatiques remontent vers le nord. Au niveau des précipitations, une baisse des totaux pluviométriques est attendue sur l'Europe méridionale tandis qu'une augmentation est attendue sur le nord. Les résultats sont moins tranchés pour les latitudes moyennes, où l'incertitude liée à la modélisation des précipitations ne permet pas de dégager de tendances. L'ensemble des vignobles européens sera concerné par un changement du la composante climatique des terroirs, nécessitant une modification des pratiques viticoles et dans certains cas du matériel végétal. Cependant, l'évolution des climats viticoles ne peut se résumer aux indices bioclimatiques. Une augmentation des évènements extrêmes est également prévue par les modélisations, et notamment des vagues de chaleurs (Vautard *et al.*, 2013). Une trop grande fréquence de ces évènements pourraient fortement nuire aux activités viticoles. Les travaux futurs doivent prendre en compte ces événements dans les modélisations (sécheresses, nombre de journées avec des températures maximales élevées, évolution des températures nocturnes) pour dresser un tableau complet de l'évolution du climat des terroirs viticoles européens.

À l'échelle de la Gironde viticole, la proximité de la mer semble atténuer l'augmentation des températures prévues. Les différentes appellations vont donc devoir s'adapter en fonction de cette variabilité régionale du climat. La résolution spatiale des modèles régionaux n'intègre pas la variabilité des températures à l'échelle des appellations (Chapitre 9). Pour atteindre une résolution spatiale adaptée à l'échelle d'une propriété, la variabilité locale du climat décrite dans la seconde partie de cette thèse doit être incorporée dans les scénarios de changement climatique, les résultats sont présentés dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 11 : MODÉLISATION DU CHANGEMENT CLIMATIQUE À L'ÉCHELLE LOCALE

Le chapitre précédent a mis en évidence un réchauffement plus intense sur le Libournais par rapport au reste de la Gironde. Mais ce secteur n'est couvert que par quatre mailles du modèle ALADIN avec peu de variabilité dans les valeurs modélisées.

Or nos travaux présentés dans les chapitres 8 et 9 ont montré que la variabilité spatio-temporelle des températures de ces appellations (Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites) est significative et représente une part importante de l'effet terroir de ce secteur. L'intégration de cette variabilité locale dans les scénarios de changement climatique est essentielle pour une adaptation du terroir de ce secteur.

La modélisation des températures futures à l'échelle de la région de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites nécessite la mobilisation de données climatiques à différentes échelles. L'utilisation de modèles régionaux sur des espaces restreints est limitée par la quantité d'information disponible en entrée. Les appellations viticoles ne sont souvent couvertes que par quelques mailles de ces modèles, masquant la variabilité locale des températures sur ce secteur. L'intégration dans la descente d'échelle des sorties de la modélisation aux échelles fines présentées dans la seconde partie de cette thèse est nécessaire pour représenter cette variabilité locale des températures.

Cette intégration se déroule en deux grandes étapes. Dans un premier temps, la méthode est testée et validée sur les années de mesures (2012-2015). Les données du modèle SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige) ont été utilisées à l'échelle régionale pour cette période de mesures (SAFRAN intègre de l'observation). Puis dans un second temps, la descente d'échelle est appliquée sur les données projetées du modèle ALADIN (modèle régional de changement climatique), pour les mêmes scénarios et périodes que dans le chapitre précédent (RCP 4.5 et RCP 8.5, sur les périodes 2031-2050 et 2081-2100, 1986-2005 étant la période de référence).

11.1 Descente d'échelle régionale vers l'échelle locale

11.1.1 Méthodologie

Le système d'analyse SAFRAN a initialement été conçu par le centre d'étude de la Neige pour la prévision d'avalanches (Durand *et al.*, 1993). Aujourd'hui il est utilisé sur l'ensemble du territoire français et fournit des données pour sept variables climatiques : Température et humidité à 2 m, vent à 10 m, rayonnement infrarouge et visible, précipitations liquides et solides. Les sorties possèdent une résolution spatiale de 9 km (Pagé et Change, 2008) et couvrent une période de plus de 50 ans (1960-2017). Le système couple les sorties du modèle météorologique ARPEGE avec

l'interpolation de données issues du réseau de stations Météo France. Le fonctionnement complet de l'analyse a été décrit par Le Moigne (2002)

Le site d'étude de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites est couvert partiellement par 4 mailles de la grille SAFRAN. Les données des Tn et des Tx de ces 4 mailles ont étés extraites au pas de temps journalier. Les données de précipitations et de vitesses de vents journaliers ont ensuite été associées pour chacune des valeurs de Tn et de Tx.

Chaque jeu de données a été analysé afin de rassembler les journées ayant des conditions de températures, de vitesses de vents et de précipitations similaires. Chaque classe correspond donc à un une situation climatique récurrente à l'échelle régionale. Parmi les nombreux algorithmes de classification existant, La méthode « Self-Organizing Maps » (SOM) a été retenue pour cette étude pour sa stabilité dans les résultats obtenus. Pour comparer les modes ainsi obtenus par descente d'échelle avec ceux générés directement à partir des cartes de températures à 25 m, le même nombre de modes a été utilisé (9 pour les Tn et 9 pour les Tx).

11.1.2 Descente d'échelle basée sur les modes spatio-temporels

Les cartes de températures journalières (Tn et Tx) à 25 m de résolution ont ensuite été associées à chacune de ces classes. Pour les Tn et les Tx, la moyenne de chaque pixel de l'ensemble des cartes d'une classe (centrées pour supprimer l'effet millésime et saisonnier) a été calculée afin obtenir les neuf modes spatio-temporels (ou modes) représentatifs de la diversité spatiale et temporelle des températures en fonction des conditions atmosphériques en place.

Pour créer une carte de température à 25 m de résolution à partir des données à l'échelle régionale, la valeur de températures du mode spatial correspondant à la journée est ajoutée à la valeur de température du modèle SAFRAN pour cette même journée (Figure 74).

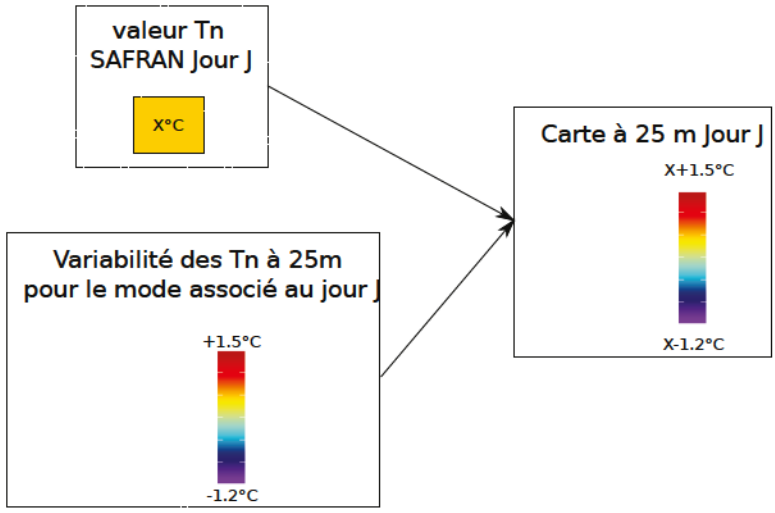


Figure 74: Exemple de descente d'échelle appliquée sur les Tn d'une journée J

Même si des cartes journalière à l'échelle du site d'étude sont produites avec ccette méthode, elle reste peu envisageable pour la modélisation d'évènements particuliers. La diversité spatio-temporelle des distributions des températures sur le site est bien plus complexe que celle résumée par les modes. Cette technique n'est pertinente qu'à l'échelle d'un ou plusieurs millésimes. Dans le contexte du changement climatique, l'application de cette technique de descente d'échelle doit être employée pour modéliser les valeurs des températures ou des indices moyens sur plusieurs années et non pour des évènements extrêmes (ex : vague de chaleur, gel printanier).

11.2 Modélisation locale des scénarios du changement climatique

11.2.1 Méthodologie

Il est possible de détecter les classes obtenues sur le jeu d'entraînement (données déjà classifiées) sur un nouveau jeu de données. Les données du modèle ALADIN utilisent la même grille que le système SAFRAN. La méthode est donc applicable aux données ALADIN (Figure 75). Ainsi les cartes de températures journalières à 25 m de résolution ont été produites pour la période 2020-2100 pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 ainsi que pour la période de référence 1986-2005 afin de comparer l'évolution des températures.

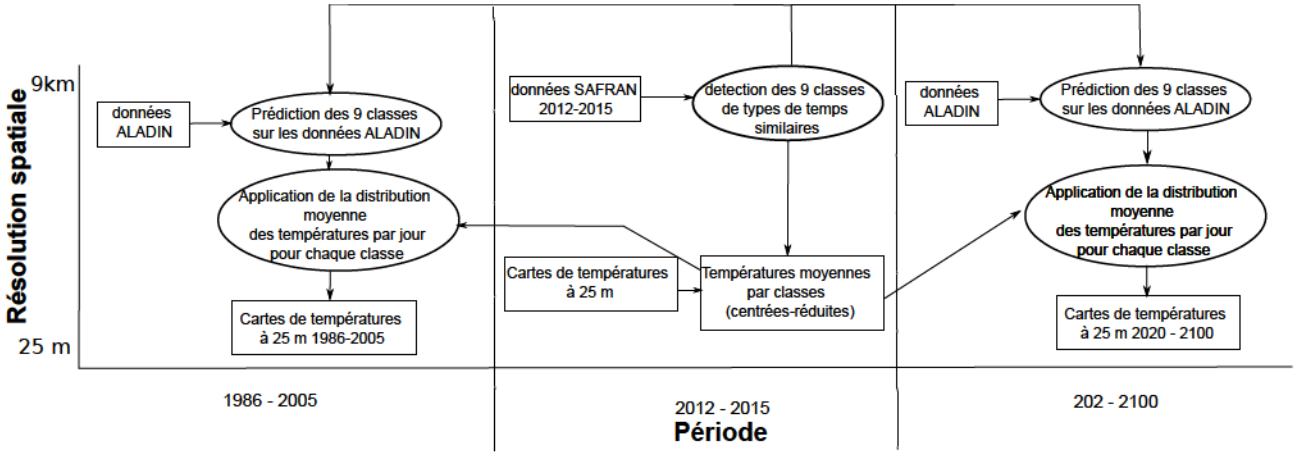


Figure 75: Schéma des différentes étapes de la descente d'échelle adaptée aux scénarios de changement climatique

Pour chaque année de modélisation, les indices de Winkler et de Huglin ont été cartographiés puis la moyenne de leur valeur a été calculée pour les mêmes scénarios et périodes que lors du chapitre précédent.

11.3 Variabilité locale du climat dans le contexte du changement climatique

La méthode SOM appliquée aux données SAFRAN a permis d'identifier neuf grands types de journées aux conditions de températures, précipitations et vitesse du vent similaires. L'association avec les cartographies journalières à 25 m a permis d'obtenir 9 modes des distributions des températures pour les Tn et les Tx. La comparaison des modes obtenus des Tn avec les modes

identifiés directement à partir des températures (chapitre 9) révèlent des distributions globalement similaires, confirmant la relation étroite entre les conditions climatiques des échelles supérieures et la répartition des Tn sur le site d'étude (Figure 76). En revanche, l'application de cette méthode sur les Tx n'a pas permis de retrouver l'ensemble des modes présents lorsque la classification est appliquée directement aux températures à 25 m, confirmant certainement que la distribution des Tx à l'échelle locale est plus fortement tributaire des effets thermodynamiques locaux que des conditions générales (Carrega, 2002). Cependant, à l'échelle d'une saison, leurs utilisations restent pertinentes, car la variabilité spatiale moyenne des Tx est respectée.

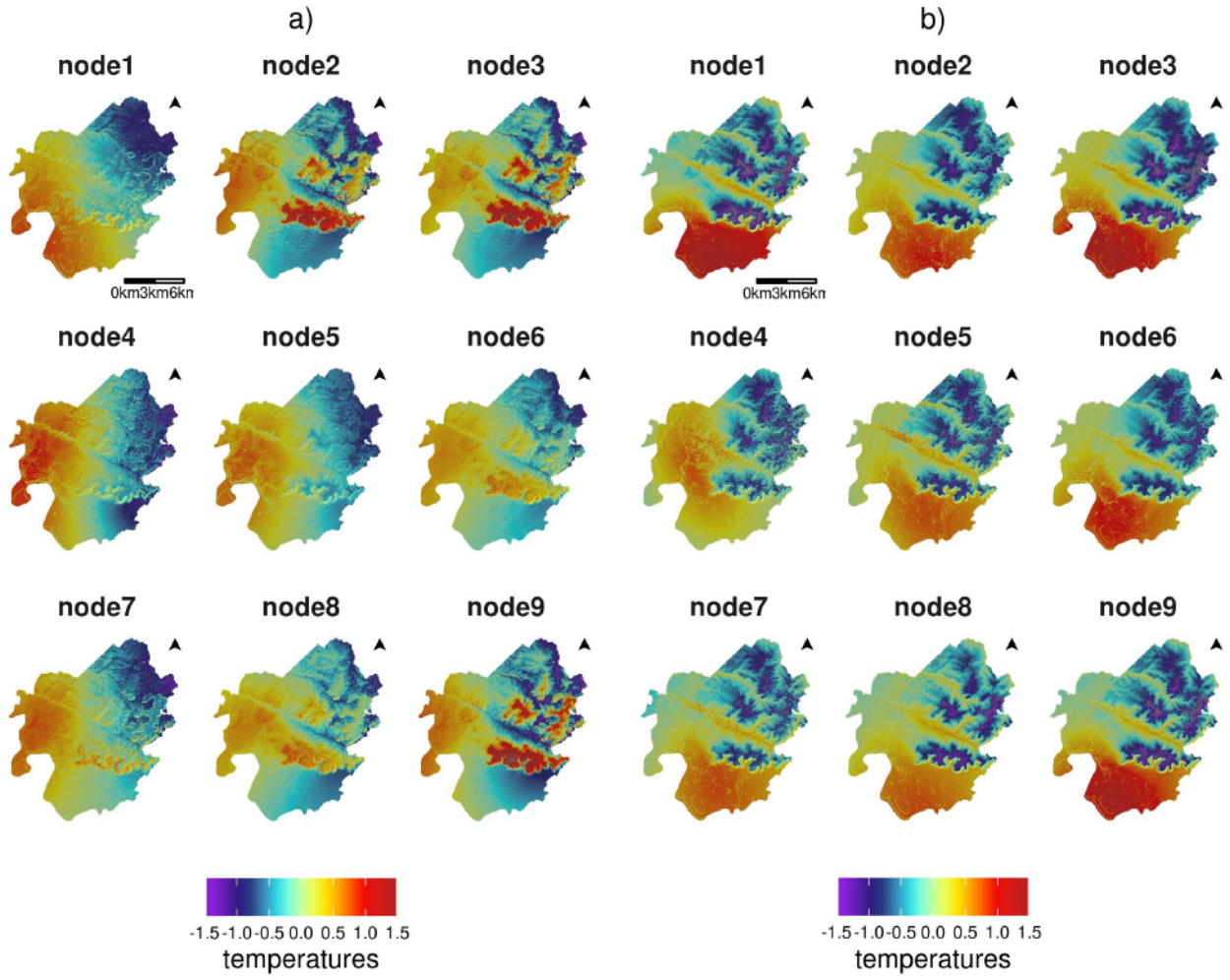


Figure 76: modes (indiqués nodes) des a) températures minimales et b) maximales sur les appellations Saint-Émilion Pomerol et leurs satellites associés aux classes identifiées par la méthode SOM à l'échelle régionale.

À l'échelle locale, la distribution spatiale des indices de Winkler et de Huglin, pour les deux scénarios RCP et les deux périodes, présentent une structure très similaire aux cartographies obtenues *via* la modélisation statistique (cf. partie 2 ; Figure 77). De plus, l'amplitude reste spatialement constante quelle que soit la période et le scénario. L'évolution du climat à l'échelle

régionale modélisée selon deux scénarios RCP ne semble donc pas modifier la répartition spatiale des températures du site d'étude. Ces résultats doivent cependant être nuancés. La structure spatiale obtenue est fortement conditionnée par la méthode de modélisation locale utilisée. La validation sur les années de mesures par l'utilisation d'un réseau de mesures à l'échelle régionale (Bois, 2007 ; Bois *et al.*, 2014) serait un moyen d'affirmer ou d'infirmer ces résultats.

Pour les périodes étudiées les valeurs brutes moyennes des indices augmentent significativement, mais de façon uniforme. Pour le scénario 4.5 et pour la période 2031-2050, les secteurs les plus frais (nord-est et les plateaux) possèdent les valeurs des secteurs les plus chauds de la période de références (coteau et sud-ouest du secteur d'étude). Pour toutes les autres simulations l'augmentation des températures prévue est supérieure à la variabilité spatiale locale du site.

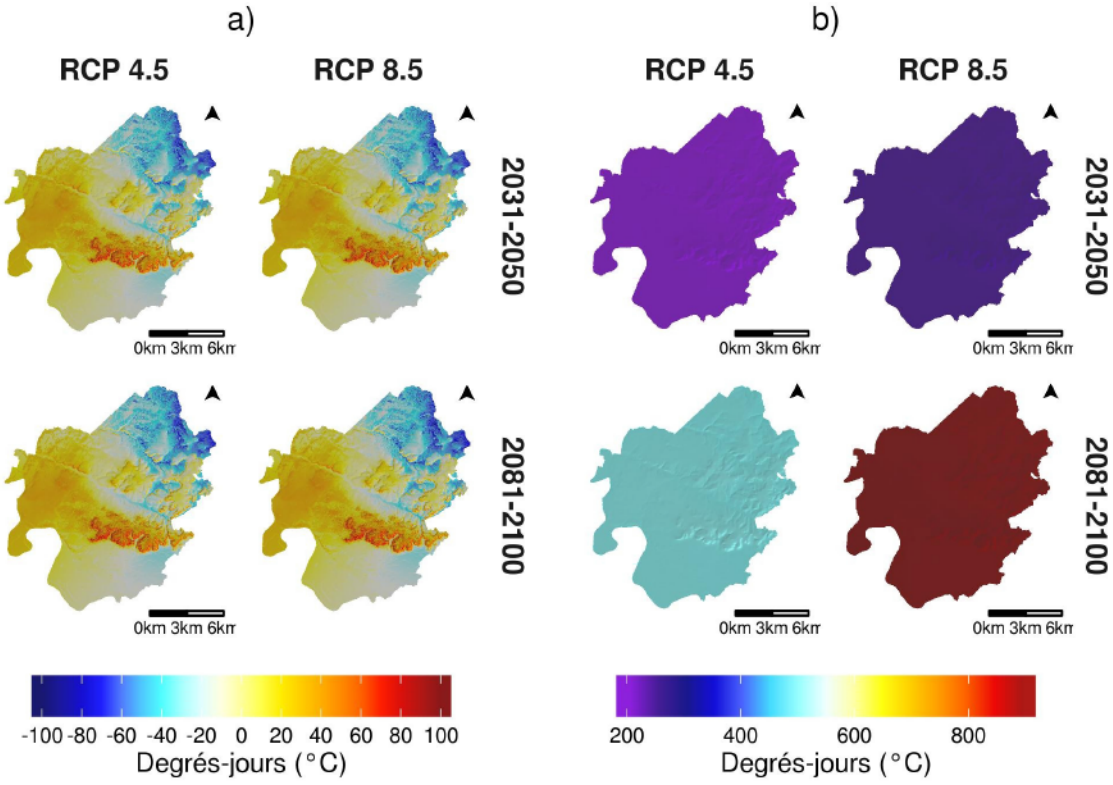


Figure 77: a) Variabilité spatiale de l'indice de Winkler b) différence entre l'indice de Winkler moyen des scénarios RCP 4.5 et 8.5 pour l'horizon moyen (2031-2050) et l'horizon lointain (2081-2100) et l'indice Winkler moyen de la période de référence (1986-2005) sur les appellations Saint-Émilion Pomerol et leurs satellites.

Aujourd'hui les secteurs produisant les vins les plus réputés sont principalement situés dans les secteurs les plus chauds de ces appellations. L'augmentation des températures dans le futur pourrait favoriser des espaces aujourd'hui plus frais en permettant une meilleure maturation du raisin (nord-est du site d'étude). Pour autant, cela ne signifie pas qu'il sera possible de produire des vins similaires aux Pomerol et aux Saint-Émilion dans les secteurs de Lussac ou de Puisseguin. Le climat n'est qu'une composante d'un terroir viticole en interaction avec le matériel végétal et le sol.

De même qu'aux échelles supérieures, le déplacement des cultures vers des secteurs plus frais ne peut être la réponse de la filière viticole au changement climatique.

De plus, dans ce secteur, les précipitations ont un rôle important dans l'effet millésimes. Or l'incertitude liée aux modélisations de cette variable climatique est importante. Cependant, à précipitations égales, la contrainte hydrique de la plante augmente avec une élévation des températures (augmentation de l'évapotranspiration). Si la contrainte est modérée, elle est considérée comme qualitative mais si elle est trop importante elle peut provoquer des dommages sur le rendement et la pérennité de la plante et le potentiel qualitatif des baies. La prise en compte des précipitations est donc nécessaire dans les recherches futures pour développer des stratégies d'adaptation plus fines.

11.4 Conclusion

L'utilisation combinée sur les années de mesure d'un modèle régional avec un modèle statistique local a permis de mettre en place une méthode modélisant les températures à une résolution fine (25 m) à partir de données régionales à 9 km. Cette méthode a produit une première projection locale des températures pour les décennies à venir. Avec cette méthode la distribution locale des températures n'évolue pas à cette échelle, et l'augmentation des valeurs est uniforme sur le site. Avec cette approche, la répartition des situations atmosphériques régionales au cours des millésimes des périodes futures étudiées est similaire à celle des années de référence. La détection de nouvelles situations possibles dans le futur n'est pas possible avec l'utilisation de cette méthode. Une étude de l'évolution prévue des conditions générales suivant les scénarios de changement climatique serait une solution pour affirmer ou infirmer les résultats obtenus. De plus, l'utilisation d'une seule source de données pour la modélisation locale influe fortement sur la distribution spatiale des résultats.

De plus le passage d'une résolution de 9 km à 25 m représente un « saut » important de résolution, et ne représente pas bien la variabilité des Tx, et apporte donc une forte incertitude sur la capacité de la méthode à prévoir les situations journalières futures. De plus cette différence importante de résolution masque certainement des évolutions plus fines des températures. L'utilisation combinée de cette méthode avec d'autres sources de données à échelle fine (imagerie satellitaire, réseau de stations régionales) permettrait de valider les résultats et de limiter l'incertitude liée à la descente d'échelle.

En outre la détection uniquement statistique des modes ajoute un double niveau d'incertitude. Le nombre de modes étant déterminé par l'utilisateur, il existe nécessairement une part de subjectivité dans ce choix, malgré la répétition de tests utilisant différents nombres de modes. Le second niveau d'incertitude est intrinsèquement lié à la méthode SOM elle-même. Les techniques de classification présentent nécessairement une part d'erreur dans la prédiction de nouvelles classes. L'utilisation de la prédiction sur des données existantes quantifie l'erreur sur un ou deux millésimes, mais il reste

difficile de l'évaluer sur les données de changement climatique, les modèles eux-mêmes possédant un degré d'incertitude non négligeable.

Une méthode similaire basée sur les classifications de climat existantes telle que celle de Köppen (Köppen et Geiger, 1930) serait un moyen d'effacer la subjectivité liée au choix du nombre de mode spatial. Pour cela, l'utilisation de ces classifications de situations atmosphérique au pas de temps journalier suivant les différents scénarios de changement climatique est nécessaire.

Conclusion de la quatrième partie

L'adaptation au climat prévu pour la fin XXIe siècle est l'un des enjeux cruciaux des sociétés actuelles. La viticulture, fortement dépendante des conditions climatiques, présente une vulnérabilité particulièrement forte face au changement climatique. L'utilisation des sorties climatiques des projections du changement climatique permet d'anticiper les conséquences de l'augmentation des températures sur les terroirs viticoles. L'étude à différentes échelles réalisée dans cette partie a montré que suivant l'échelle d'étude, les conclusions étaient variables.

À l'échelle Européenne, une augmentation généralisée des températures et une modification du régime des précipitations sont attendues dans les décennies à venir, modifiant considérablement les propriétés générales du climat des régions viticoles européennes. Mais, à l'échelle d'une région viticole le changement prévu n'est pas uniforme. En Gironde par exemple, la proximité de l'océan semble limiter le réchauffement.

À l'échelle des appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites, les résultats ont montré que la variabilité du réchauffement est plus uniforme à cette échelle. Cependant, dans la méthode employée dans le chapitre 11, le saut d'échelle entre l'échelle régionale et l'échelle locale est très important (9 km à 25 m). L'utilisation de données d'échelles intermédiaires (ex : WRF) réduirait ce « saut » de résolution et mettrait potentiellement en évidence plus de variations dans l'intensité du réchauffement au sein de ces appellations. Mais la combinaison de données de sources différentes pose également le problème de la normalisation des valeurs.

Les études multiscalaires du changement climatique sont primordiales pour l'adaptation de la filière viticole. En effet les méthodes d'adaptations seront mises en place par les viticulteurs à l'échelle de leur vignoble mais les politiques globales : européennes, nationales et régionales seront certainement décidées aux échelles supérieures.

DISCUSSION, CONCLUSION ET PERSPECTIVES

La première partie de cette thèse, constituée d'une étude bibliographique, a montré que l'adaptation au changement climatique en cours est capitale pour les activités humaines, et plus particulièrement pour les activités agricoles. La forte relation existante entre la phénologie de la vigne et le climat, plus spécifiquement avec les températures, fait de la viticulture une des pratiques agricoles les plus sensibles au changement climatique. À l'échelle des terroirs viticoles, les températures peuvent présenter des variations importantes même sur des distances faibles, participant de ce fait aux spécificités de chaque terroir. La modification des propriétés physiques des terroirs viticoles par le changement climatique va nécessiter une adaptation locale des viticulteurs. Or les modèles climatiques intégrant les scénarios RCP du GIEC n'ont pas aujourd'hui des résolutions spatiales suffisantes pour représenter les variations du climat aux échelles les plus fines.

L'objectif principal de ce travail de thèse était de développer une méthode permettant d'intégrer l'échelle locale dans les projections des scénarios du changement climatique. Pour cela, différents modèles et méthodes de spatialisation des températures ont été étudiés, à différentes échelles spatiales et temporelles, afin d'être combinés pour atteindre cet objectif.

Les modèles à aire limitée sont aujourd'hui les modèles climatiques possédant la résolution spatiale la plus fine dans les projections climatiques des scénarios RCP. L'étude du modèle climatique WRF dans la première partie a permis de mettre en avant la forte variabilité spatio-temporelle des températures et des indices bioclimatiques dans les vignobles de Marlborough, en Nouvelle-Zélande. Pour atteindre la résolution la plus fine du modèle (1 km), deux méthodes de descente d'échelle ont été utilisées, une descente d'échelle dynamique et une statistique (fonction de transfert par SVR). L'utilisation combinée des deux méthodes a permis de réduire les temps de calcul et pourrait permettre de couvrir des espaces plus importants que lors de l'utilisation de modèles dynamiques seuls. Mais cette partie a également révélé que le modèle présentait des difficultés à représenter les effets les plus locaux du climat (brise de mer, effet de foehn, inversion thermique). Ces effets, et les biais qu'ils entraînent dans la modélisation sont plus ou moins intenses suivant les conditions atmosphériques en place.

Les modèles dynamiques numériques ne peuvent pas être utilisés directement pour représenter la variabilité des températures à l'échelle des vignobles. Des réseaux de mesures denses à l'échelle de vignobles ont été installés dans le but de mesurer cette variabilité locale des températures. Dans la troisième partie, le réseau de 90 capteurs de températures mis en place dans les appellations de

Saint-Émilion, Pomerol et Lalandes-de-Pomerol a montré que les températures présentent des variations spatiales et temporelles importantes sur le site d'étude, même sur de courtes distances. Un modèle statistique (SVR), s'appuyant sur la relation entre les températures mesurées et la topographie locale, a ensuite été mis en place pour spatialiser les températures journalières sur le site avec une résolution très fine (25 m). Le modèle possède une incertitude faible et facilement quantifiable. Les cartographies obtenues ont mis en lumière le rôle important de la topographie dans la distribution spatiale des températures et des indices bioclimatiques. De plus, l'analyse des températures minimales et maximales journalières sur plusieurs millésimes consécutifs a indiqué que la variabilité spatiale des températures moyennes d'un millésime était fortement corrélée à la distribution des températures minimales moyennes. Au contraire, l'effet millésime (variabilité interannuelle) était principalement tributaire des températures maximales. Mais les cartographies journalières ont également mis en avant une forte variabilité temporelle de la distribution des températures sur le site. La classification, par la méthode SOM, des principaux profils spatiaux de distributions des températures, associée aux situations atmosphériques en place a révélé l'impact des échelles climatiques supérieures sur la distribution des températures à l'échelle locale.

Cependant, les modèles statistiques nécessitent des données d'observation pour être mis en place et ne sont donc pas intégrables directement dans les projections des scénarios du changement climatique. Mais la relation entre les différentes échelles climatiques peut être exploitée pour combiner les projections régionalisées et les cartographies à l'échelle locale. Pour cela, la quatrième partie de cette thèse a été consacrée à une étude multiscalaire des effets du changement climatique sur différents vignobles. Dans un premier temps, l'utilisation des sorties du projet EURO-CORDEX sur plusieurs régions viticoles européennes a révélé que l'évolution du climat n'est pas similaire suivant la localisation des vignobles européens. Même si l'augmentation des températures prévues est générale, elle est variable en intensité. Les précipitations présentent quant à elles une évolution diamétralement opposée entre les secteurs méditerranéens (diminution) et les secteurs viticoles les plus septentrionaux (augmentation). Ces différences dans les prévisions et la diversité des terroirs viticoles font que les stratégies d'adaptation doivent être propres à chaque grande région viticole. Cependant, les projections à l'échelle de la Gironde viticole *via* le modèle ALADIN (9 km) ont révélé qu'à l'intérieur même d'une région l'augmentation prévue des valeurs des indices bioclimatiques n'est pas uniforme. La proximité de la mer limite légèrement les effets du réchauffement sur le Médoc, tandis que les secteurs plus à l'intérieur les terres connaissent une augmentation plus intense, notamment pour les appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites.

Mais la forte variabilité des températures observée dans la troisième partie n'est pas prise en compte dans ces résultats. Une méthode associant les projections climatiques régionalisées du modèle ALADIN et les sorties du modèle statistiques SVR a été développée, permettant d'intégrer la variabilité locale dans les modélisations des températures en fonction des scénarios RCP. La

méthode se base dans un premier temps sur une reconnaissance de situations climatiques précises à l'échelle régionale (vent, pluie, températures) sur la période de mesures (2012-2015). Pour chacune de ces situations, une cartographie à 25 m issue de la modélisation statistique est associée, permettant d'avoir des cartes des températures à l'échelle locale en fonction de la situation à l'échelle régionale. Ensuite la détection de ces mêmes situations à l'échelle régionale a été réalisée sur les données climatiques futures des scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, les cartes aux échelles fines ont finalement été obtenues en associant les valeurs des cartes à 25 m à ces situations futures, répondant ainsi à l'objectif principal de cette thèse. Avec cette méthode, l'augmentation des valeurs des indices bioclimatiques sur le site d'étude est quasiment uniforme sur les appellations étudiées et la variabilité spatiale reste similaire aux années de mesures. Les secteurs les plus chauds aujourd'hui, généralement plus qualitatifs, sont donc ceux qui très probablement connaîtront les températures et les valeurs d'indices les plus élevées à la fin du siècle prochain.

Les différents modèles et méthodes employés dans cette thèse ont exploité des données d'origines diverses (sorties de modèles dynamiques, données issues de réseaux de mesures denses, scénarios de changement climatique régionalisés) dans le but de représenter la variabilité des températures à différentes échelles spatio-temporelles. Ces associations de méthodes font désormais partie intégrante de la modélisation climatique (Boé, J. *et al.*, 2007 ; Chen *et al.*, 2010 ; Martin *et al.*, 2013 ; Campozano *et al.*, 2016). Les systèmes d'informations géographiques permettant de manipuler des données provenant de sources variées sont des supports techniques indispensables pour assurer la mise en place de ces méthodologies. La géomatique est plus que jamais une composante importante du travail de géographe climatologue, assurant le lien entre différentes disciplines travaillant sur le changement climatique et ses impacts sur nos sociétés (modélisateurs du climat, physiciens de l'atmosphère, géographes-climatologues, agronomes…) (Beltrando, 2010).

Dans le contexte du changement climatique actuel, la possibilité de disposer d'outils de représentation du climat à différentes échelles est primordiale. En effet comme le rappelle Beltrando (2010) : « Le changement climatique n'aura pas les mêmes répercussions environnementales, économiques et sociales dans tous les territoires et ces effets ne se feront pas ressentir partout avec la même ampleur ni pour les mêmes années ». Aujourd'hui, l'intégration de l'échelle locale dans les projections climatiques peut être envisagée en associant les modèles dynamiques régionaux et les modèles locaux statistiques. Les incertitudes faibles et aisément quantifiables générées par les méthodes statistiques limitent l'incertitude globale liée à la modélisation du changement climatique aux échelles locales.

L'affinement de la résolution spatiale et la diminution de l'incertitude des modèles climatiques régionaux restent néanmoins une priorité. Plus la résolution sera fine, moins l'incertitude liée à la descente d'échelle statistique sera grande, tout en augmentant la couverture spatiale et limitant le nombre de postes de mesures nécessaires à la validation. Les réseaux denses de mesures aux échelles fines requièrent en effet des moyens financiers, humains et informatiques importants.

La difficile reproduction sur d'autres espaces est l'un des écueils majeur de la méthode d'intégration de l'échelle locale dans les projections climatiques présentées dans cette thèse. Pour envisager une généralisation à un grand nombre de vignobles, plusieurs pistes de recherches sont envisageables.

Dans un premier temps, la reproduction de cette méthode d'intégration de l'échelle locale dans les projections doit être réalisée sous des macros-climats variés. Les sites pilotes du projet LIFE-ADVICLIM ont tous été équipés de réseaux de mesures similaires à celui présenté dans ce travail de thèse. La reproduction de la méthode d'intégration de l'échelle locale sur l'ensemble de ces sites permettrait d'avoir une variété intéressante de climats régionaux et de valider les résultats obtenus sur les appellations bordelaises. De plus, le projet AVVENIR (2018-2020) a pour but de spatialiser les températures issues des projections climatiques à très haute résolution de la Gironde viticole, en intégrant notamment diverses sources d'image satellitaire thermique. En effet, la résolution spatiale et temporelle de l'imagerie thermique satellitaire est en constante augmentation depuis plusieurs décennies. Cette source de données couvre souvent de grands espaces, mais reste encore fortement contrainte par les conditions lors de la prise de l'image (nuages, nuit). Il est donc difficile d'obtenir des séries complètes avec une résolution temporelle journalière, nécessaire pour les calculs d'indices bioclimatiques. Cependant, l'intégration de ces données dans la chaîne de traitement est envisageable si elle est complétée en partie par un réseau d'observation à l'échelle régionale tel que celui utilisé par Bois (2007).

La possibilité de créer et de fournir des données à très haute résolution spatiale du changement climatique, est un atout pour les viticulteurs. Ces données sont utiles à la mise en place de stratégies d'adaptation au changement climatique raisonnées à l'échelle des terroirs viticoles, permettant une meilleure conservation des spécificités de chaque propriété. Elles peuvent notamment être intégrées dans des modèles multi-agents qui intègrent la dimension humaine dans les modélisations (viticulteurs, superviseurs). L'affinement des données climatiques en entrée de ces modèles assurerait de meilleures simulations des différentes techniques d'adaptation envisagées et de leurs conséquences. Un modèle multi-agents intégrant ces données climatiques futures à très haute résolution est en cours d'élaboration dans les vignobles de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites.

Enfin, l'ensemble des pratiques viticoles va nécessiter une adaptation au changement climatique. Le transfert de la méthode développée dans cette thèse vers d'autre cultures pérennes (arbres fruitiers, foresterie) est possible. L'application sur des cultures saisonnières est également envisageable à condition que des indices adaptés soient utilisés.

BIBLIOGRAPHIE

Abatzoglou J. T. et Brown T. J. (2012). A comparison of statistical downscaling methods suited for wildfire applications. *International Journal of Climatology*, *32*(5), 772-780.

Abram N. J., McGregor H. V., Tierney J. E., et al. (2016). Early onset of industrial-era warming across the oceans and continents. *Nature*, *536*(7617), 411-418.

Adams R. M., Hurd B. H., Lenhart S., et al. (1998). Effects of global climate change on agriculture: an interpretative review. *Climate Research*, *11*(1), 19-30.

Adelsheim D., Busch C., Catena L., et al. (2016). Climate change: Field reports from leading winemakers. *Journal of Wine Economics*, *11*(1), 5.

Alexander L. V., Uotila P., Nicholls N., et al. (2010). A new daily pressure dataset for Australia and its application to the assessment of changes in synoptic patterns during the last century. *Journal of Climate*, *23*(5), 1111-1126.

Allewelt W. (1980). Tri/Valley revamps equity plan. *Farmer cooperatives-US Dept. of Agriculture, Economics, Statistics, and Cooperatives Service*.

Amerine M. A. et Winkler A. J. (1944). *Composition and quality of musts and wines of California grapes*. [s.l.] : University of California. 184 p

Anandhi A., Srinivas V. V., Kumar D. N., et al. (2009). Role of predictors in downscaling surface temperature to river basin in India for IPCC SRES scenarios using support vector machine. *International Journal of Climatology*, *29*(4), 583-603. https://doi.org/10.1002/joc.1719

Arduini G., Staquet C. et Chemel C. (2016). Interactions between the nighttime valley-wind system and a developing cold-air pool. *Boundary-Layer Meteorology*, *161*(1), 49-72.

Arlot S. et Celisse A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, *4*(0), 40-79. https://doi.org/10.1214/09-SS054

Ashcroft M. B. et Gollan J. R. (2012). Fine-resolution (25 m) topoclimatic grids of near-surface (5 cm) extreme temperatures and humidities across various habitats in a large (200 × 300 km) and diverse region. *International Journal of Climatology*, *32*(14), 2134-2148. https://doi.org/10.1002/joc.2428

Ayar P. V., Vrac M., Bastin S., et al. (2016). Intercomparison of statistical and dynamical downscaling models under the EURO-and MED-CORDEX initiative framework: present climate evaluations. *Climate dynamics*, *46*(3-4), 1301-1329.

Beddington J., Asaduzzaman M., Fernandez A., et al. (2012). *Achieving food security in the face of climate change: Final report from the Commission on Sustainable Agriculture and Climate Change* (Report). Récupéré de https://cgspace.cgiar.org/handle/10568/35589

Beltrando G. (2000). La climatologie : une science géographique. *L'information géographique*, *64*(3), 241-261. https://doi.org/10.3406/ingeo.2000.2705

Beltrando G. (2010). Les géographes - climatologues français et le changement climatique aux échelles régionales. *EchoGéo*. Récupéré de http://echogeo.revues.org/11816

Beltrando G. et 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 XXIe siècle. *EchoGéo*, (14). https://doi.org/10.4000/echogeo.12216

Beltrando G. et Chémery L. (1995). *Dictionnaire du Climat*. [s.l.] : Larousse. 331 p

Bendig J., Bolten A. et Bareth G. (2012). Introducing a low-cost mini-UAV for thermal-and multispectral-imaging. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Scinces*, *39*, 345-349.

Bennie J., Huntley B., Wiltshire A., et al. (2008). Slope, aspect and climate: Spatially explicit and implicit models of topographic microclimate in chalk grassland. *Ecological Modelling*, *216*(1), 47-59. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.04.010

Betbeder J. (2015). *Evaluation des données de télédétection pour l'identification et la caractérisation des continuités écologiques* (Thèse de doctorat). Université Rennes 2. 374 p

Betbeder J., Rapinel S., Corpetti T., et al. (2014). Multitemporal classification of TerraSAR-X data for wetland vegetation mapping. *Journal of Applied Remote Sensing*, *8*(1), 083648. https://doi.org/10.1117/1.JRS.8.083648

Bivand R. S., Pebesma E. J., Gómez-Rubio V., et al. (2008). *Applied spatial data analysis with R*, *747248717*. [s.l.] : Springer. 405 p

Blouin J. (2007). *Le dictionnaire de la vigne et du vin*. Paris : Dunod. 351 p

Bock A., Sparks T., Estrella N., et al. (2011). Changes in the phenology and composition of wine from Franconia, Germany. *Climate Research*, *50*(1), 69-81.

Boé J. (2007). *Changement global et cycle hydrologique: Une étude de régionalisation sur la France* (Thèse de doctorat). Université de Toulouse. 278 p

Boé J., Terray L., Habets F., et al. (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. (2007). *Cartographie agroclimatique a méso-echelle : méthodologie et application a la variabilité spatiale du climat en gironde viticole. Conséquences pour le développement de la vigne et la maturation du raisin* (Thèse de doctorat). Université de Bordeaux. 210 p

Bois B., Joly D., Pieri P., et al. (2014). Zonage climatique de l'aire de production des vins de bordeaux basé sur la température. Incidences sur la phénologie de la vigne. Dans *Changement climatique et terroirs viticoles* (p. 189-214). [s.l.] : Lavoisier Tec&doc.

Bonnardot V., Carey V. A., Madelin M., et al. (2012). Spatial variability of night temperatures at a fine scale over the Stellenbosch wine district, South Africa. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *46*(1), 1-13.

Bonnardot V., Planchon O. et Cautenet S. (2005). Sea breeze development under an offshore synoptic wind in the South-Western Cape and implications for the Stellenbosch wine-producing area. *Theoretical and Applied Climatology*, *81*(3-4), 203-218. https://doi.org/10.1007/s00704-004-0087-y

Bonnardot V., Sturman A., Soltanzadeh I., et al. (2011). Investigation of grapevine areas under climatic stress using high resolution atmospheric modelling: case studies in South Africa

and New Zealand (p. 4-8). Communication présentée à Proceedings of the 19 th International Congress on Biometeorology.

Bonnefoy C. (2013). *Observation et modélisation spatiale de la température dans les terroirs viticoles du Val de Loire dans le contexte du changement climatique* (Thèse de doctorat). Université Rennes 2. 321 p

Bonnefoy C., Barbeau G., Quénol H., et al. (2012). Changement climatique et viticulture: le cas du Val de Loire. *Changement climatique dans l'Ouest*, 325-342.

Bridier S., Quénol H. et Beltrando G. (1995). Évaluation de l'influence d'un ouvrage linéaire en remblai - le T.G.V. Est - sur l'écoulement de l'air froid. *Publications de l'association internationale de climatologie*, *8*, 233-240.

Bridier S., Quénol H. et Beltrando G. (2004). Simulation du potentiel de refroidissement en situation radiative : application aux terroirs des Fonds de Sillery dans le vignoble de Champagne. *Revue internationale de Géomatique*, *14*, 119-132.

Brötz B., Eigenmann R., Dörnbrack A., et al. (2014). Early-morning flow transition in a valley in low-mountain terrain under clear-sky conditions. *Boundary-layer meteorology*, *152*(1), 45-63.

Bürger G. et Chen Y. (2005). Regression-based downscaling of spatial variability for hydrologic applications. *Journal of Hydrology*, *311*(1–4), 299-317. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.01.025

Caldwell P., Chin H.-N. S., Bader D. C., et al. (2009). Evaluation of a WRF dynamical downscaling simulation over California. *Climatic Change*, *95*(3-4), 499-521.

Campozano L., Tenelanda D., Sanchez E., et al. (2016). Comparison of Statistical Downscaling Methods for Monthly Total Precipitation: Case Study for the Paute River Basin in Southern Ecuador. *Advances in Meteorology*, *2016,Article ID 6526341*, 13 pages. https://doi.org/10.1155/2016/6526341

Carbonneau A., Riou C., Guyon D., et al. (1992). *Agrométéorologie de la vigne en France*. Luxembourg : Office des publications officielles des Communautés européennes. 165 p

Carrega P. (2002). *Applications de la climatologie aux échelles fines: Résumés du XVe colloque de l'association internationale de climatologie, Besançon, 11-13 septembre 2002*. [s.l.] : Presses Univ. Franche-Comté. 148 p

Carrega P. (2003). Le climat aux échelles fines. *Publications de l'Association internationale de Climatologie*, *15*, 19-30.

Cassou C. (2004). Du changement climatique aux régimes de temps: l'oscillation nord-atlantique. *La Météorologie*, *45*, 21-32.

Chai T. et Draxler R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, *7*(3), 1247-1250.

Chen S.-T., Yu P.-S. et Tang Y.-H. (2010). Statistical downscaling of daily precipitation using support vector machines and multivariate analysis. *Journal of Hydrology*, *385*(1–4), 13-22. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.01.021

Choisnel E. (1984). Notions d'échelle en climatologie. *Météorologie*, (4), 44-52.

Chuine I., Yiou P., Viovy N., et al. (2004). Historical phenology: Grape ripening as a past climate indicator. *Nature*, *432*(7015), 289-290. https://doi.org/10.1038/432289a

CNRS. (2013). Les experts du climat. *CNRS le journal*, (274), 21.

Cornillon P.-A., Hengartner N. et Matzner-Løber E. (2011). Iterative bias reduction multivariate smoothing in R: The ibr package. *arXiv preprint arXiv:1105.3605*.

Cornillon P.-A. et Matzner-Lober E. (2011). *Régression avec R*. [s.l.] : [s.n.]. Récupéré de http://www.springer.com/statistics/statistical+theory+and+methods/book/978-2-8178-0183-4246 p

Cortes C. et Vapnik V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, *20*(3), 273-297.

Cretat J., Pohl B. et Richard Y. (2011). Les modèles climatiques régionaux : outils de décomposition des échelles spatio-temporelles. Communication présentée à Dixièmes Rencontres de Théo Quant,23-25 février, Besançon.

Crétat J., Pohl B., Richard Y., et al. (2012). Uncertainties in simulating regional climate of Southern Africa: sensitivity to physical parameterizations using WRF. *Climate dynamics*, *38*(3-4), 613-634.

Crowley T. J. (2000). Causes of climate change over the past 1000 years. *Science*, *289*(5477), 270-277.

Czaja A. et Frankignoul C. (1999). Influence of the North Atlantic SST on the atmospheric circulation. *Geophysical Research Letters*, *26*(19), 2969-2972.

Dami I. E., Ennahli S. et Zhang Y. (2011). Assessment of winter injury in grape cultivars and pruning strategies following a freezing stress event. *American journal of enology and viticulture*, *63*, 106-111.

De Parcevaux S. et Huber L. (2007). *Bioclimatologie: Concepts et applications*. [s.l.] : Editions Quae. 336 p

de Rességuier L., Le Roux R., Quénol H., et al. (2016). Spatial temperature variability and distribution at local scale in Saint-Emilion and Pomerol. Dans *Climwine Sustainable grape and wine production in the context of climate change*. Bordeaux, France. Récupéré de https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01340871

de Rességuier L., Quénol H., Le Roux R., et al. (2015). Effect of local temperature variability on vine phenology in the Saint-Emilion area (Bordeaux, France). OENO 2015, Bordeaux, 29 June – 1 July 2015. *Short oral communication with full text proceedings*.

Déqué M., Dreveton C., Braun A., et al. (1994). The ARPEGE/IFS atmosphere model: a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics*, *10*(4-5), 249-266. https://doi.org/10.1007/BF00208992

Diaconescu E. P., Laprise R. et Sushama L. (2007). The impact of lateral boundary data errors on the simulated climate of a nested regional climate model. *Climate dynamics*, *28*(4), 333-350.

Diallo I., Giorgi F. et Stordal F. (2017). Influence of Lake Malawi on regional climate from a double-nested regional climate model experiment. *Climate Dynamics*, 1-15.

Doering O. C., Randolph J. C., Southworth J., et al. (dir.). (2002). *Effects of Climate Change and Variability on Agricultural Production Systems*. Boston, MA : Springer US. Récupéré de http://link.springer.com/10.1007/978-1-4615-0969-1271 p

Duchêne E. et Schneider C. (2005). Grapevine and climatic changes: a glance at the situation in Alsace. *Agronomy for sustainable development*, *25*(1), 93-99.

Dunn M., Lindesay J. et Howden M. (2015). Spatial and temporal scales of future climate information for climate change adaptation in viticulture: a case study of user needs in the Australian winegrape sector. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *21*(2), 226-239.

Dusseux P., Corpetti T., Hubert-Moy L., et al. (2014). Combined use of multi-temporal optical and radar satellite images for grassland monitoring. *Remote Sensing*, *6*(7), 6163-6182.

Elvebakk A., Brossard T., Joly D., et al. (2003). Modèles spatiaux à grande échelle en climatologie: exemple de la température et du vent au Spitsberg. *Bulletin de l'Association de géographes francais: Geographies*, *80*(4), 355-361.

Felix P., Sturman A. et Quénol H. (2013). Variabilité spatiale des températures dans le contexte du changement climatique a l'échelle du vignoble de marlborough (nouvelle-zélande). *Climatologie*, 123-143.

Fraga H. (2014). *Viticultural zoning in Europe: climate scenarios and adaptation measures* (Thèse de doctorat). Trás-os-Montes e Alto Douro. 233 p

Fraga H., Malheiro A., Moutinho-Pereira J., et al. (2012). An overview of climate change impacts on European viticulture. *Food and Energy Security*, *1*(2), 94-110.

Freedman D. A. (2009). *Statistical models: theory and practice*. cambridge : cambridge university press. 442 p

Funatsu B. M. et Waugh D. W. (2008). Connections between Potential Vorticity Intrusions and Convection in the Eastern Tropical Pacific. *Journal of the Atmospheric Sciences*, *65*(3), 987-1002. https://doi.org/10.1175/2007JAS2248.1

Garcia de Cortazar Atauri I. (2006). *Adaptation du modèle STICS à la vigne (Vitis vinifera L.) : utilisation dans le cadre d'une étude d'impact du changement climatique à l'échelle de la France* (Thèse de doctorat). SupAgro Montpellier. 349 p

Ghosh S. et Mujumdar P. P. (2008). Statistical downscaling of GCM simulations to streamflow using relevance vector machine. *Advances in Water Resources*, *31*(1), 132-146. https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2007.07.005

Giorgi F., Bi X. et Pal J. (2004). Mean, interannual variability and trends in a regional climate change experiment over Europe. II: climate change scenarios (2071–2100). *Climate Dynamics*, *23*(7-8), 839-858.

Giorgi F. et 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

Gladstones J. (1992). *Viticulture and environment.* Adelaide : Winetitles. 310 p

Gladstones J. (2011). *Wine, terroir and climate change*. [s.l.] : Wakefield Press. 279 p

Gottfried M., Pauli H., Reiter K., et al. (1999). A fine-scaled predictive model for changes in species distribution patterns of high mountain plants induced by climate warming. *Diversity and Distributions*, *5*(6), 241-251. https://doi.org/10.1046/j.1472-4642.1999.00058.x

Goubanova K. (2017). *Une étude des événements climatiques extrêmes sur l'Eurpoe et le bassin Méditérranéen et de leur évolution futur* (Thèse de doctorat). PARIS 6, Paris. 121 p

Gutmann E. D., Rasmussen R. M., Liu C., et al. (2012). A comparison of statistical and dynamical downscaling of winter precipitation over complex terrain. *Journal of Climate*, *25*(1), 262-281.

Guyot G. (1997). *Climatologie de l'environnement. De la plante aux écosystèmes* (Masson). Paris : Masson. 505 p

Hall A. et Jones G. V. (2009). Effect of potential atmospheric warming on temperature-based indices describing Australian winegrape growing conditions. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *15*(2), 97-119.

Hannah L., Roehrdanz P. R., Ikegami M., et al. (2013). Climate change, wine, and conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *110*(17), 6907-6912. https://doi.org/10.1073/pnas.1210127110

Hastie T. (2015). gam: Generalized Additive Models, R-package version 1.12 (Version 1.12). [s.l.] : [s.n.]. Récupéré de https://cran.r-project.org/web/packages/gam/index.html

Hawkins E. et Sutton R. (2009). The Potential to Narrow Uncertainty in Regional Climate Predictions. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *90*(8), 1095-1107. https://doi.org/10.1175/2009BAMS2607.1

Haywood A. M., Chandler M. A., Valdes P. J., et al. (2009). Comparison of mid-Pliocene climate predictions produced by the HadAM3 and GCMAM3 General Circulation Models. *Global and Planetary Change*, *66*(3–4), 208-224. https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2008.12.014

Hengl T. (2009). *A practical guide to geostatistical mapping*, *52*. [s.l.] : Hengl. 293 p

Herrera E., Ouarda T. B. M. J. et Bobée B. (2006). Méthodes de désagrégation appliquées aux Modèles du Climat Global Atmosphère-Océan (MCGAO). *Revue des sciences de l'eau*, *19*(4), 297. https://doi.org/10.7202/014417ar

Hijmans R. J., Etten J. van, Cheng J., et al. (2015). raster: Geographic Data Analysis and Modeling, R-package version 2.5-2 (Version 2.5-2). [s.l.] : [s.n.]. Récupéré de https://cran.r-project.org/web/packages/raster/index.html

Hofmann M. et Schultz H. R. (2015). Modeling the water balance of sloped vineyards under various climate change scenarios (Vol. 5, p. 01026). Communication présentée à BIO Web of Conferences, EDP Sciences.

Horanyi A., Ihasz I. et Radnoti G. (1996). ARPEGE/ALADIN : A numerical weather prediction model for Central-Europe with the participation of the Hungarian Meteorological Service. *Idojárás*, *100*(4), 277-301.

Hourdin F., Musat I., Bony S., et al. (2006). The LMDZ4 general circulation model: climate performance and sensitivity to parametrized physics with emphasis on tropical convection. *Climate Dynamics*, *27*(7-8), 787-813. https://doi.org/10.1007/s00382-006-0158-0

Hu X.-M., Nielsen-Gammon J. W. et Zhang F. (2010). Evaluation of three planetary boundary layer schemes in the WRF model. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, *49*(9), 1831-1844.

Huglin P. (1978). Nouveau mode d'evaluation des possibilites heliothermiques d'un milieu viticole. *Comptes Rendus de l'Académie d'Agriculture de France*, *64*, 1117-1126.

Huglin P. et Schneider C. (1998). *Biologie et écologie de la vigne*. [s.l.] : Tec & doc. 370 p

Hurrell J. W., Kushnir Y., Ottersen G., et al. (2003). An Overview of the North Atlantic Oscillation. Dans J. W. Hurrell, Y. Kushnir, G. Ottersen, et al. (dir.), *The North Atlantic Oscillation: Climatic Significance and Environmental Impact* (p. 1-35). [s.l.] : American Geophysical Union. https://doi.org/10.1029/134GM01

Imre S. P. et Mauk J. L. (2009). Geology and wine 12. New Zealand terroir. *Geoscience Canada*, *36*(4).

IPCC. (2007). *Climate change 2007-Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon S, Qin D, Manning M, Chen Z, Marquis M, et al.]*. Cambridge, United Kingdom and New York, USA : Cambridge University Press. 1007 p

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 [Stocker TF, Qin D, Plattner GK, Tignor M, Allen SK, et al]*. Cambridge, United Kingdom and New York, USA : Cambridge University Press. 1552 p

Irimia L., Patriche C. V. et Roșca B. (2017). Climate change impact on climate suitability for wine production in Romania. *Theoretical and Applied Climatology*, 1-14.

Irimia L., Patriche V., Planchon O., et al. (2014). Vague de froid européenne de février 2012 et impacts dans les vignobles de Cotnari (Roumanie). Dans *Changement climatique et terroirs viticoles* (p. 231-245). [s.l.] : Lavoisier Tec&doc. Récupéré de http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01011455

Jackson R. S. (2008). *Wine science: principles and applications*. [s.l.] : Academic press. 645 p

Jacobson M. Z. (2005). *Fundamentals of atmospheric modeling*. [s.l.] : Cambridge university press. 978 p

Jermini M., Blaise P. et Gessler C. (2015). Quantitative effect of leaf damage caused by downy mildew (Plasmopara viticola) on growth and yield quality of grapevine'Merlot'(Vitis vinifera). *VITIS-Journal of Grapevine Research*, *49*(2), 77.

Jolivet Y. et Dubois J. (2000a). Évaluation de l'efficacité du buttage de la vigne comme méthode de protection contre le froid hivernal au Québec. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *34*(3), 83-92.

Jolivet Y. et Dubois J. (2000b). Evaluation préliminaire de l'enneigement artificiel comme méthode de protection hivernale de la vigne au Québec. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *34*(4), 155-167.

Jolivot A., Gómez-Candón D., Labbé S., et al. (2017). Acquisition d'images thermiques par drone: corrections radiométriques à partir de données terrain. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, (213-214), 117-123.

Joly D., Nilsen L., Fury R., et al. (2003). Temperature interpolation at a large scale: test on a small area in Svalbard. *International Journal of Climatology*, *23*(13), 1637-1654. https://doi.org/10.1002/joc.949

Joly D., Thierry B., Cardot H., et al. (2009). Interpolation par régressions locales : application aux précipitations en France. *L'Espace géographique*, *38*(2), 157-170.

Jones C. D., Hughes J. K., Bellouin N., et al. (2011). The HadGEM2-ES implementation of CMIP5 centennial simulations. *Geoscientific Model Development*, *4*(3), 543-570. https://doi.org/10.5194/gmd-4-543-2011

Jones G. (2006a). Climate and terroir: Impacts of climate variability and change on wine. *Fine wine and terroir-the geoscience perspective*, (9), 1-14.

Jones G. (2006b). Climate change and wine: observations, impacts and future implications. *Wine Industry Journal*, *21*(4), 21-26.

Jones G. et Alves F. (2012). Impact of climate change on wine production: a global overview and regional assessment in the Douro Valley of Portugal. *International Journal of Global Warming*, *4*(3/4), 383. https://doi.org/10.1504/IJGW.2012.049448

Jones G. et Davis R. E. (2000a). Climate influences on grapevine phenology, grape composition, and wine production and quality for Bordeaux, France. *American Journal of Enology and Viticulture*, *51*(3), 249-261.

Jones G. et Davis R. E. (2000b). Using a synoptic climatological approach to understand climate–viticulture relationships. *International Journal of Climatology*, *20*(8), 813-837. https://doi.org/10.1002/1097-0088(20000630)20:8<813::AID-JOC495>3.0.CO;2-W

Jones G., White M. A., Cooper O. R., et al. (2005). Climate Change and Global Wine Quality. *Climatic Change*, *73*(3), 319-343. https://doi.org/10.1007/s10584-005-4704-2

Jones R., Noguer M., Hassell D., et al. (2004). Generating high resolution climate change scenarios using PRECISReportMet Office Hadley Centre (UK).

Jouzel J., Ouzeau G., Déqué M., et al. (2014). Le climat de la France au XXIe siècle. Volume 4. Scénarios régionalisés: édition 2014 pour la métropole et les régions d'outre-mer. *Rapports de la Direction générale de l'Énergie et du Climat*.

Katurji M., Noonan B., Zawar-Reza P., et al. (2015). Characteristics of the Springtime Alpine Valley Atmospheric Boundary Layer Using Self-Organizing Maps. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, *54*(10), 2077-2085.

Kaufman Y., Tanré D. et Boucher O. (2002). A satellite view of aerosols in the climate system. *Nature*, *419*(6903), 215-223. https://doi.org/10.1038/nature01091

Keller M. (2010). Chapter 1 - Botany and Anatomy. Dans M. Keller (dir.), *The Science of Grapevines* (p. 1-47). San Diego : Academic Press. Récupéré de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123748812000015

Keller M., Tarara J. M. et Mills L. J. (2010). Spring temperatures alter reproductive development in grapevines. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *16*(3), 445-454. https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2010.00105.x

Khosrokhavar R., Ghasemi J. B. et Shiri F. (2010). 2D quantitative structure-property relationship study of mycotoxins by multiple linear regression and support vector machine. *International journal of molecular sciences*, *11*(9), 3052-3068.

Kloog I., Chudnovsky A., Koutrakis P., et al. (2012). Temporal and spatial assessments of minimum air temperature using satellite surface temperature measurements in Massachusetts, USA. *Science of the total environment*, *432*, 85-92.

Knutti R. et Sedláček J. (2013). Robustness and uncertainties in the new CMIP5 climate model projections. *Nature Climate Change*, *3*(4), 369-373.

Kohonen T. (1988). An introduction to neural computing. *Neural networks*, *1*(1), 3-16.

Kohonen T. (2012). *Self-organization and associative memory*, *8*. [s.l.] : Springer Science & Business Media. 312 p

Köppen W. (1936). Das geographischen system der klimate. *Handbuch der klimatologie*, 1-44.

Köppen W. et Geiger R. (1930). *Handbuch der klimatologie*, *3*. [s.l.] : Gebrüder Borntraeger Berlin, Germany.

Kotlarski S., Keuler K., Christensen O. B., et al. (2014). Regional climate modeling on European scales: a joint standard evaluation of the EURO-CORDEX RCM ensemble. *Geoscientific Model Development*, *7*(4), 1297-1333.

Le Roux R., de Rességuier L., Corpetti T., et al. (2017). Comparison of two fine scale spatial models for mapping temperatures inside winegrowing areas. *Agricultural and Forest Meteorology*, *247*, 159-169. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.07.020

Le Roux R., Katurji M., PeymanZawar-Reza L. de R., et al. (2016). A fine scale approach to map bioclimatic indices using and comparing dynamical and geostatistical methods. Dans *Proceeding of the XI International Terroir Congress, 10-14 July*. Oregon, USA.

Le Roux R., Neethling E., De Resseguier L., et al. (2016). Nested scale approach to characterize climate aspect of vineyard terroirs in a context of climate change. Communication présentée à Climwine Sustainable grape and wine production in the context of climate change 10-13 Avril, Bordeaux, France.

Le Roux R., Neethling E., van Leeuwen C., et al. (2015). Multi-scalar Modelling of Climate Applied to European Vineyard Sites in the Climate Change Context. *Procedia Environmental Sciences*, *29*, 62-63.

Le Treut H. (2005). Évolution climatique: les modèles et leurs limites. *Images de la physique*, 27-32.

Lean J., Beer J. et Bradley R. (1995). Reconstruction of solar irradiance since 1610: Implications for climate change. *Geophysical Research Letters*, *22*(23), 3195-3198.

Lewin-Koh N. (2011). Hexagon Binning: an Overview. *Online: http:// cran. r-project. org/ web/ packages/ hexbin/ vignettes/ hexagon_ binning. pdf*.

Lhotellier R. (2005). *Spatialisation des températures en zone de montagne alpine* (Thèse de doctorat). Grenoble 1. 350 p

Li J. et Heap A. D. (2011). A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. *Ecological Informatics*, *6*(3–4), 228-241. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.12.003

Liu W. et Yang Y. (2011). Parametric or nonparametric? A parametricness index for model selection. *The Annals of Statistics*, *39*(4), 2074-2102. https://doi.org/10.1214/11-AOS899

MacQueen J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations (Vol. 1, p. 281-297). Communication présentée à the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, Oakland, CA, USA.

Madelin M. (2004). *L'aléa gélif printanier dans le vignoble marnais en Champagne. Modélisation spatiale à une échelle fine des écoulements de l'air et des températures minimales* (Thèse de doctorat). Université Paris-Diderot - Paris VII. 412 p

Madelin M. et Beltrando G. (2005). Spatial interpolation-based mapping of the spring frost hazard in the Champagne vineyards. *Meteorological Applications*, *12*(1), 51-56. https://doi.org/10.1017/S1350482705001568

Madelin M., Bois B. et 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).

Madelin M., Bois B. et Quénol H. (2014). Variabilité topoclimatique et phénologique des terroirs de la montagne de Corton (Bourgogne). *Changement climatique et terroirs viticoles*, 217-229.

Malheiro A., Santos J., Fraga H., et al. (2010). Future scenarios for viticultural climatic zoning in Iberia (p. 55-61). Communication présentée à XXVIII International Horticultural Congress on Science and Horticulture for People (IHC2010): International Symposium on the 931.

Mallows C. L. (1973). Some Comments on Cp. *Technometrics*, *15*(4), 661-675. https://doi.org/10.1080/00401706.1973.10489103

Marguerit E., Tandonnet J.-P., Golard B., et al. (2011). Le porte-greffe, outil original et pertinent d'adaptation au changement climatique. Communication présentée à 10. Journée Technique du Conseil Interprofessionnel du Vin de Bordeaux (CIVB). 2011-02-08, Bordeaux, FRA.

Martin N., Carrega P. et Adnès C. (2013). Downscaling à fine résolution spatiale des températures actuelles et futures par modélisation statistique des sorties ALADIN-climat sur les Alpes-Maritimes (France). *Climatologie*, *10*, 51-73.

Mendelsohn R., Dinar A. et Williams L. (2006). The distributional impact of climate change on rich and poor countries. *Environment and Development Economics*, *null*(02), 159–178. https://doi.org/10.1017/S1355770X05002755

Météo France. (s.d.). *Les incertitudes dans les projections climatiques*. Récupéré le 24 juillet 2017 de http://www.meteofrance.fr/climat-passe-et-futur/les-incertitudes-dans-les-projections-climatiques

Miller A. (2002). *Subset Selection in Regression*. [s.l.] : CRC Press. 260 p

Mira de Orduña R. (2010). Climate change associated effects on grape and wine quality and production. *Food Research International*, *43*(7), 1844-1855. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2010.05.001

Moncur M., Rattigan K., Mackenzie D., et al. (1989). Base temperatures for budbreak and leaf appearance of grapevines. *American Journal of Enology and Viticulture*, *40*(1), 21-26.

Mori K., Goto-Yamamoto N., Kitayama M., et al. (2007). Loss of anthocyanins in red-wine grape under high temperature. *Journal of experimental botany*, *58*(8), 1935-1945.

Morlat R. (1992). Le terroir viticole: contribution à l'étude de sa caractérisation et de son influence sur les vins: application aux vignobles rouges de moyenne vallée de la Loire. *Revue française d'oenologie*, *32*(139), S6-S13.

Mosedale J. R., Abernethy K. E., Smart R., et al. (2016). Climate change impacts and adaptive strategies: lessons from the grapevine. *Global Change Biology*. https://doi.org/10.1111/gcb.13406

Moss R. H., Edmonds J. A., Hibbard K. A., et al. (2010). The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, *463*(7282), 747-756. https://doi.org/10.1038/nature08823

Navier C. (1821). Sur les Lois des Mouvement des Fluides, en Ayant Egard a L'adhesion des Molecules. *Annales de Chimie de Paris*, *19*, 244-260.

Neethling E. (2014). Impacts of environmental variability and viticultural practices on grapevin behaviour at terroirs scales (Vol. 2, p. 24-29). Communication présentée à Xth International Terroir Congrès, Tokaj-Eger.

Neethling E. (2016). *Adaptation de la viticulture au changement climatique: vers des stratégies à haute résolution* (Thèse de doctorat). Université Rennes 2. 194 p

Nesbitt A., Kemp B., Steele C., et al. (2016). Impact of recent climate change and weather variability on the viability of UK viticulture–combining weather and climate records with producers' perspectives. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *22*(2), 324-335.

Nigro M. A., Cassano J. J. et Seefeldt M. W. (2011). A weather-pattern-based approach to evaluate the Antarctic Mesoscale Prediction System (AMPS) forecasts: Comparison to automatic weather station observations. *Weather and Forecasting*, *26*(2), 184-198.

OIV. (2015). *Bilan de l'OIV sur la situation vitivinicole mondiale 2015*. *oiv.int*. Récupéré le 9 août 2016 de http://www.oiv.int/fr/vie-de-loiv/bilan-de-loiv-sur-la-situation-vitivinicole-mondiale-2015

Ojeda H., Andary C., Kraeva E., et al. (2002). Influence of pre-and postveraison water deficit on synthesis and concentration of skin phenolic compounds during berry growth of Vitis vinifera cv. Shiraz. *American Journal of Enology and Viticulture*, *53*(4), 261-267.

Oke T. R. (2002). *Boundary layer climates*. Londres : Routledge. 372 p

Orlanski L. (1975). A rational subdivision of scale for atmospheric processes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *56*, 527-530.

Ovarlez J., Brioit B., Capus J., et al. (1987). Développement et essais en vol ballon d'un hygromètre à point de rosée pour sondage de l'atmosphère. *Bulletin du Bureau national de métrologie*, (69), 9-14.

Pagé C., Terray L. et Boé J. (2008). Projections climatiques à échelle fine sur la France pour le 21ème siècle: les scénarii SCRATCH08. *Technical repport, CERFACS, Toulouse*.

Parker A., Garcia de Cortázar-Atauri I., Chuine I., et al. (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., Garcia de Cortázar-Atauri I., van Leeuwen C., et al. (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

Parker A., Schulmann T., Sturman A., et al. (2014). Grapevine phenology of the Marlborough region, New Zealand. Communication présentée à X International Terroir Congress, 7 - 10 July, Tokaj, Hungary,.

Patz J. A., Campbell-Lendrum D., Holloway T., et al. (2005). Impact of regional climate change on human health. *Nature*, *438*(7066), 310-317.

Pielke R. A., Cotton W., Walko R. e a1, et al. (1992). A comprehensive meteorological modeling system—RAMS. *Meteorology and Atmospheric Physics*, *49*(1-4), 69-91.

Pierce D. W., Das T., Cayan D. R., et al. (2012). Probabilistic estimates of future changes in California temperature and precipitation using statistical and dynamical downscaling. *Climate Dynamics*, *40*(3-4), 839-856. https://doi.org/10.1007/s00382-012-1337-9

Pons A., Allamy L., Schüttler A., et al. (2017). What is the expected impact of climate change on wine aroma compounds and their precursors in grape? *OENO One*, *51*(2), 141-146.

Pope V. D., Gallani M. L., Rowntree P. R., et al. (2000). The impact of new physical parametrizations in the Hadley Centre climate model: HadAM3. *Climate Dynamics*, *16*(2-3), 123-146. https://doi.org/10.1007/s003820050009

Pouget R. (1968). Nouvelle conception du seuil de croissance chez la vigne. *Vitis*, *7*(201-205), 201-205.

Prodhomme C., Terray P., Masson S., et al. (2013). Impacts of Indian Ocean SST biases on the Indian Monsoon: as simulated in a global coupled model. *Climate Dynamics*, *42*(1-2), 271-290. https://doi.org/10.1007/s00382-013-1671-6

Quénol H. (2011). *Observation et modélisation spatiale du climat aux échelles fines dans un contexte de changement climatique* (HDR). Université Rennes 2. 103 p

Quénol H. et Bonnardot V. (2014). A multi-scale climatic analysis of viticultural terroirs in the context of climate change: the "TERADCLIM" project. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *Special issue on the Laccave project*, 23,32.

Quénol H., Bonnefoy C., Bonnardot V., et al. (2014). Méthodes d'analyse et de modélisation agro climatique et de changement climatique à l'échelle des terroirs viticoles. *Changement climatique et terroirs viticoles*, 39-89.

Quénol H., de Cortazar Atauri I. G., Bois B., et al. (2017). Which climatic modeling to assess climate change impacts on vineyards? *OENO One*, *51*(2), 91-97.

Quénol H., Grosset M., Barbeau G., et al. (2014). Adapatation of viticulture to climate change: High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture: The ADVICLIM European Project. *Bulletin de l'OIV*, *87*, 395-406.

Radhika Y. et Shashi M. (2009). Atmospheric temperature prediction using support vector machines. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, *1*(1), 1793-8201.

Renouf V., Tregoat O., Roby J., et al. (2010). Soils, rootstocks and grapevine varieties in prestigious Bordeaux vineyards and their impact on yield and quality. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *44*, 1-8.

Reynier A. (2011). *Manuel de viticulture: guide technique du viticulteur*. [s.l.] : Lavoisier. 587 p

Ribéreau-Gayon P., Dubourdieu D., Donèche B., et al. (2006). *Handbook of enology, the microbiology of wine and vinifications*, *1*. [s.l.] : John Wiley & Sons. 497 p

Richardson A., Risien C. et Shillington F. (2003). Using self-organizing maps to identify patterns in satellite imagery. *Progress in Oceanography*, *59*(2), 223-239.

Rickards L., Wiseman J. et Kashima Y. (2014). Barriers to effective climate change mitigation: the case of senior government and business decision makers. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, n/a-n/a. https://doi.org/10.1002/wcc.305

Robinson T. P. et Metternicht G. (2006). Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties. *Computers and Electronics in Agriculture*, *50*(2), 97-108. https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.07.003

Rodhain F. (2008). Le changement du climat peut-il avoir un effet sur les maladies infectieuses? (p. 35-41). Communication présentée à Annales des Mines-Responsabilité et environnement, ESKA.

Rosenzweig C., Karoly D., Vicarelli M., et al. (2008). Attributing physical and biological impacts to anthropogenic climate change. *Nature*, *453*(7193), 353-357. https://doi.org/10.1038/nature06937

Sadourny R. et Laval K. (1984). January and July performance of the LMD general circulation model. *New Perspectives in Climate Modeling*, *1*, 173-197.

Sankar P. et Norman S. R. (2009). Embedded system for monitoring atmospheric weather conditions using weather balloon (p. 1-4). Communication présentée à Control, Automation, Communication and Energy Conservation, 2009. INCACEC 2009. 2009 International Conference on, IEEE.

Santesteban L. G., Miranda C., Urrestarazu J., et al. (2017). Severe trimming and enhanced competition of laterals as a tool to delay ripening in Tempranillo vineyards under semiarid conditions. *OENO One*, *51*(2), 191-203. https://doi.org/10.20870/oeno-one.2016.0.0.1583

Santos J. A., Malheiro A. C., Pinto J. G., et al. (2012). Macroclimate and viticultural zoning in Europe: observed trends and atmospheric forcing. *Climate Research*, *51*(1), 89-103. https://doi.org/10.3354/cr01056

Sapankevych N. et Sankar R. (2009). Time series prediction using support vector machines: a survey. *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, *4*(2), 24-38.

Scherrer D. et Körner C. (2011). Topographically controlled thermal-habitat differentiation buffers alpine plant diversity against climate warming. *Journal of Biogeography*, *38*(2), 406-416. https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2010.02407.x

Schoof J. t. et Pryor S. c. (2001). Downscaling temperature and precipitation: a comparison of regression-based methods and artificial neural networks. *International Journal of Climatology*, *21*(7), 773-790. https://doi.org/10.1002/joc.655

Schultz H. (2000). Climate change and viticulture: A European perspective on climatology, carbon dioxide and UV-B effects. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *6*(1), 2-12. https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2000.tb00156.x

Shindell D. T., Schmidt G. A., Mann M. E., et al. (2001). Solar forcing of regional climate change during the Maunder Minimum. *Science*, *294*(5549), 2149-2152.

Simpson C. C., Pearce H. G., Sturman A. P., et al. (2014). Verification of WRF modelled fire weather in the 2009–10 New Zealand fire season. *International Journal of Wildland Fire*, *23*(1), 34. https://doi.org/10.1071/WF12152

Skamarock W., Klemp, Joseph, Dudhia, Jimy, et al. (2008). A Description of the Advanced Research WRF Version 3. https://doi.org/10.5065/D68S4MVH

Snell S. E., Gopal S. et Kaufmann R. K. (2000). Spatial Interpolation of Surface Air Temperatures Using Artificial Neural Networks: Evaluating Their Use for Downscaling GCMs. *Journal of Climate*, *13*(5), 886-895. https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<0886:SIOSAT>2.0.CO;2

Soltanzadeh I., Bonnardot V., Sturman A., et al. (2016). Assessment of the ARW-WRF model over complex terrain: the case of the Stellenbosch Wine of Origin district of South Africa. *Theoretical and Applied Climatology*, 1-21.

Soltanzadeh I., Bonnardot V., Sturman A., et al. (2017). Assessment of the ARW-WRF model over complex terrain: the case of the Stellenbosch Wine of Origin district of South Africa. *Theoretical and Applied Climatology*, *129*(3-4), 1407-1427. https://doi.org/10.1007/s00704-016-1857-z

Spak S., Holloway T., Lynn B., et al. (2007). A comparison of statistical and dynamical downscaling for surface temperature in North America. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, *112*(D8).

Spayd S. E., Tarara J. M., Mee D. L., et al. (2002). Separation of sunlight and temperature effects on the composition of Vitis vinifera cv. Merlot berries. *American Journal of Enology and Viticulture*, *53*(3), 171-182.

Spero T. L., Nolte C. G., Bowden J. H., et al. (2016). The impact of incongruous lake temperatures on regional climate extremes downscaled from the CMIP5 archive using the WRF model. *Journal of Climate*, *29*(2), 839-853.

Stahl K., Moore R. D., Floyer J. A., et al. (2006). Comparison of approaches for spatial interpolation of daily air temperature in a large region with complex topography and highly variable station density. *Agricultural and Forest Meteorology*, *139*(3–4), 224-236. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.07.004

Steele C. J., Dorling S. R., von Glasow R., et al. (2015). Modelling sea-breeze climatologies and interactions on coasts in the southern North Sea: implications for offshore wind energy. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, *141*(690), 1821-1835. https://doi.org/10.1002/qj.2484

Stokes G. G. (1845). On the theories of internal friction of fluids in motion. *Transaction of the Cambridge Philosophical Society*, *8*, 287-305.

Sturman A. et Quénol H. (2012). Recent changes in atmospheric circulation over New Zealand and their impact on temperature trends in the Marlborough vineyard region. Communication présentée à 10th ICSHMO, Nouméa.

Sturman A. et Quénol H. (2013). Changes in atmospheric circulation and temperature trends in major vineyard regions of New Zealand. *International Journal of Climatology*, *33*(12), 2609-2621. https://doi.org/10.1002/joc.3608

Sturman A., Schulmann T., Soltanzadeh I., et al. (2014). Application of high-resolution climate measurement and modelling to the adaptation of New Zealand vineyard regions to climate variability (Vol. 2, p. 18-23). Communication présentée à 10th International Terroir Congress, Tokaj, Hungary,.

Sturman A. et Tapper N. (2006). *The weather and climate of Australia and New Zealand*. [s.l.] : Oxford University Press. 541 p

Sturman A., Trought M., Quénol H., et al. (2014). Mesures et modélisation de la variabilité climatique à l'échelle des vignobles de Nouvelle-Zélande. *Changement climatique et terroirs viticoles*, 267-290.

Sturman A., Zawar-Reza P., Soltanzadeh I., et al. (2017). The application of high-resolution atmospheric modelling to weather and climate variability in vineyard regions. *OENO One*, *51*(2), 99-105.

Suggitt A. J., Gillingham P. K., Hill J. K., et al. (2011). Habitat microclimates drive fine-scale variation in extreme temperatures. *Oikos*, *120*(1), 1-8. https://doi.org/10.1111/j.1600-0706.2010.18270.x

Sunyer M. A., Madsen H. et Ang P. H. (2012). A comparison of different regional climate models and statistical downscaling methods for extreme rainfall estimation under climate change. *Atmospheric Research*, *103*, 119-128. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2011.06.011

Takeda H., Farsiu S. et Milanfar P. (2007). Kernel regression for image processing and reconstruction. *IEEE Transactions on image processing*, *16*(2), 349-366.

Tang J., Niu X., Wang S., et al. (2016). Statistical downscaling and dynamical downscaling of regional climate in China: Present climate evaluations and future climate projections. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, *121*(5), 2110-2129.

Thompson G., Nygaard B. E., Makkonen L., et al. (2009). Using the Weather Research and Forecasting (WRF) model to predict ground/structural icing. Communication présentée à 13th International Workshop on Atmospheric Icing on Structures, METEOTEST, Andermatt, Switzerland.

Tondut J.-L., Laget F. et Deloire A. (2006). Climat et viticulture: évolution des températures sur le département de l'Hérault: un exemple de réchauffement climatique. *Revue française d'oenologie*, *219*, 1-6.

Tonietto J. et Carbonneau A. (2004). A multicriteria climatic classification system for grape-growing regions worldwide. *Agricultural and Forest Meteorology*, *124*(1–2), 81-97. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.06.001

Tóth J. p. et Végvári Z. (2015). Future of winegrape growing regions in Europe. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, n/a-n/a. https://doi.org/10.1111/ajgw.12168

Tripathi S., Srinivas V. et Nanjundiah R. S. (2006). Downscaling of precipitation for climate change scenarios: a support vector machine approach. *Journal of Hydrology*, *330*(3), 621-640.

Trought M. (2005). Fruitset–possible implications on wine quality. *Transforming Flowers to Fruit. KD Garis et al.(eds.)*, 32-36.

van Leeuwen C. (2010a). *Etude des terroirs viticoles par une approche systèmique* (HDR). Université de Bordeaux. 266 p

van Leeuwen C. (2010b). Terroir: the effect of the physical environment on vine growth, grape ripening and wine sensory attributes. *Managing wine quality*, *1*, 273-315.

van Leeuwen C., Bois B., Cellie N., et al. (2009). Les modifications de l'expression du terroir induites par le changement climatique nécessitent une adaptation du matériel végétal et des techniques viticoles. *Revue française d'oenologie*, (235), 10-14.

van Leeuwen C. et Darriet P. (2016). The impact of climate change on viticulture and wine quality. *Journal of Wine Economics*, *11*(01), 150-167.

van Leeuwen C. et Destrac-Irvine A. (2017). Modified grape composition under climate change conditions requires adaptations in the vineyard. *OENO One*, *51*(2), 147-154.

van Leeuwen C., Friant P., Choné X., et al. (2004). Influence of Climate, Soil, and Cultivar on Terroir. *American Journal of Enology and Viticulture*, *55*(3), 207-217.

van Leeuwen C., Renouf V., Payan J. C., et al. (2008). Heat requirements for grapevine varieties is essential information to adapt plant material in a changing climate. Dans *7th International Terroir Congress, Nyon, Switzerland*. Récupéré de http://ikee.lib.auth.gr/record/258020

van Leeuwen C., Schultz H. R., Cortazar-Atauri I. G. de, et al. (2013). Why climate change will not dramatically decrease viticultural suitability in main wine-producing areas by 2050. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *110*(33), E3051-E3052. https://doi.org/10.1073/pnas.1307927110

van Leeuwen C. et Seguin G. (2006). The concept of terroir in viticulture. *Journal of Wine Research*, *17*(1), 1-10.

van Leeuwen C., Tregoat O., Choné X., et al. (2009). Vine water status is a key factor in grape ripening and vintage quality for red Bordeaux wine. How can it be assessed for vineyard management purposes. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, *43*(3), 121-134.

Vaudour E. (2003). Les terroirs viticoles. *Dunod, Paris*, 293.

Vautard R., Gobiet A., Jacob D., et al. (2013). The simulation of European heat waves from an ensemble of regional climate models within the EURO-CORDEX project. *Climate Dynamics*, *41*(9-10), 2555-2575. https://doi.org/10.1007/s00382-013-1714-z

Wackernagel H. (2013). *Multivariate geostatistics: an introduction with applications*. [s.l.] : Springer Science & Business Media. 293 p

Wagstaff K., Cardie C., Rogers S., et al. (2001). Constrained k-means clustering with background knowledge (Vol. 1, p. 577-584). Communication présentée à ICML.

Webb L., Whetton P. et Barlow E. (2008). Climate change and winegrape quality in Australia. *Climate Research*, *36*(2), 99-111.

Webb L., Whetton P., Bhend J., et al. (2012). Earlier wine-grape ripening driven by climatic warming and drying and management practices. *Nature Climate Change*, *2*(4), 259-264.

Webb L., Whetton P. h. et Barlow E. w. r. (2007). Modelled impact of future climate change on the phenology of winegrapes in Australia. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *13*(3), 165-175. https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2007.tb00247.x

Wehrens R. et Buydens L. M. (2007). Self-and super-organizing maps in R: the Kohonen package. *Journal of Statistical Software*, *21*(5), 1-19.

White M. A., Diffenbaugh N. S., Jones G. V., et al. (2006). Extreme heat reduces and shifts United States premium wine production in the 21st century. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *103*(30), 11217-11222. https://doi.org/10.1073/pnas.0603230103

Wilby R. L. et Wigley T. M. L. (1997). Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations. *Progress in Physical Geography*, *21*(4), 530-548. https://doi.org/10.1177/030913339702100403

Willmott C. J., Robeson S. M. et Matsuura K. (2012). A refined index of model performance. *International Journal of Climatology*, *32*(13), 2088-2094. https://doi.org/10.1002/joc.2419

Winkler A. J. (1962). *General Viticulture*. [s.l.] : University of California Press. 660 p

World Meteorological Organization et Service de l'environnement atmosphérique du Canada. (1990). *Guide des pratiques climatologiques*. Genève : Secrétariat de l'OMM.

Wu T. et Li Y. (2013). Spatial interpolation of temperature in the United States using residual kriging. *Applied Geography*, *44*, 112-120. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2013.07.012

Xu Y., Castel T., Richard Y., et al. (2012). Burgundy regional climate change and its potential impact on grapevines. *Climate dynamics*, *39*(7-8), 1613-1626.

Zhu W., Lű A. et Jia S. (2013). Estimation of daily maximum and minimum air temperature using MODIS land surface temperature products. *Remote Sensing of Environment*, *130*, 62-73.

Zufferey V. J.-U. (2000). *Échanges gazeux des feuilles chez Vitis vinifera L.(cv. Chasselas) en fonction des paramètres climatiques et physiologiques et des modes de conduite de la vigne* (Thèse de doctorat). École Polythechnique Fédérale de Zürich, Switzerland. 345 p

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Schéma illustrant la méthodologie globale de la thèse....4

Figure 2 : Schéma représentant les différentes composantes du système climatique et leurs interactions. Source : IPCC, 2007....7

Figure 3: Anomalies de températures pour la période 1900-2005. Source : IPCC 2013....8

Figure 4: Évolution de différents variables climatiques et environnementales entre 1850 et 2005. à gauche de haut en bas : la température moyenne de l'air au-dessus des continents, la température moyenne de la surface des océans, la température moyenne de l'air au-dessus des océans, le niveau de la mer et l'étendue de la banquise arctique. à droite les anomalies de températures de l'air, le réchauffement des océans, l'humidité spécifique, la couverture neigeuse au printemps dans l'hémisphère Nord et la masse des glaciers. Source : IPCC 2013....9

Figure 5: Comparaison des résultats de modélisation prenant en compte i) uniquement les facteurs naturels (en bleu) ii) intégrant les émissions de GES d'origines anthropiques (en rouge) avec les données observées (en noir). Source : (IPCC, 2013)....10

Figure 6: Relations entre les différentes échelles spatio-temporelles et les événements climatiques d'après Oke, (2002)....11

Figure 7: Représentation de la planète par un modèle climatique. Source : IPSL....15

Figure 8: Approche séquentielle des causes et des conséquences du changement climatique pour la création des scénarios futurs du changement climatique. Source : Moss et al, 2010....19

Figure 9: Evolution des températures en fonction des différents scénarios RCP. Source : IPCC 2013 20

Figure 10: Modélisation des températures par le modèle ALADIN en France métropolitaine en fonction des scénarios RCP. Source : Le Roux, 2016....21

Figure 11: Schéma de cascade d'incertitude. Source : Drias, d'après Boé, 2007....23

Figure 12: Grappe de Merlot en cours de véraison. @ Le Roux 2016....27

Figure 13: Approche systémique de l'étude d'un terroir viticole. Source : van Leeuwen, 2010....29

Figure 14: Classes thermiques de « Average Growing Season Temperature » et les cépages adaptés à ces différentes classes. Source : Jones 2006....31

Figure 15: Principales régions viticoles (en noir) et secteurs compris entre l'isotherme 12 °C et l'isotherme 22 °C (1950-1999) (en gris). Source : Jones, 2012....34

Figure 16: Indices de a) Winkler et de c) Huglin calculés en Europe sur la période 1980-2009 et les différences entre les médianes des calculées pour les indices de b) Winkler et d) Huglin sur la période 1950-1979. Source : Santos et al., 2012....35

Figure 17: Changement du potentiel viticole pour le scénario RCP 8.5 pour sur la période 2041-2060 avec en rouge les vignobles actuels dont le potentiel diminue, en vert où ce potentiel se maintient et en bleu les nouveaux secteurs potentiellement favorables à la culture de la vigne. Source : Hannah et al., 2013....36

Figure 18: Température médiane annuelle en Nouvelle-Zélande. Source : NIWA....44

Figure 19: Localisation des principaux vignobles de Nouvelle-Zélande. Source : Sturman et al.,2016.....45

Figure 20: Surface occupée en vigne et stations de mesures climatiques dans les vignobles de Marlborough. Source : Sturman et al., 2016.....46

Figure 21: a) Couverture spatiale des quatre niveaux de grille de WRF b) secteur couvert par la résolution la plus fine (1 km) Source : Sturman et al., 2016.....47

Figure 22: Anomalies de degrés-jours base 0 °C observées sur les vignobles de Marlborough (2008-2017) source : http://wineclimate.co.nz/.....50

Figure 23 : Températures moyennes pendant la saison végétative dans les vignobles de Marlboroug (01-09 au 30-04, indice GST) de 2008-2009 à 2013-2014.Données WRF à 1km de résolution .Source : Sturman et al., 2017.....51

Figure 24: Indice de Huglin moyen de 2008-2009 à 2013-2014 dans les vignobles de Marlborough. Données WRF à 1km de résolution.Source : Sturman et al., 2017.....51

Figure 25: Dates pour lesquelles le Sauvignon Blanc est à mi-floraison pour le millésime 2013-2014 selon l'indice GFV dans les vignobles de Marlborough.Données WRF à 1km de résolution. Source : Sturman et al., 2017.....52

Figure 26: Dates moyennes pour lesquelles le Sauvignon Blanc a atteint la mi-floraison pour les millésimes de 2008-2009 à 2013-2014 selon l'indice GFV dans les vignobles de Marlborough.Données WRF à 1km de résolution. Source : Sturman et al., 2017.....53

Figure 27: The location of automatic weather stations (AWS) over the Marlborough region operating over the study period of 2013-09-01 to 2014-04-30 (indicated by large black dots). The names of the sites used in this study are indicated.....60

Figure 28: Estimation of a regression function (red) from training data (black dots) using linear regression (left) and SVR (right).....61

Figure 29: Schematic overview of the methodology used to compare the two downscaling approaches.....62

Figure 30: a) Frequency distribution of all differences between dynamical and statistical downscaling of WRF temperatures from 3 to 1 km (hourly data), and b) the relationship between dynamical and statistical downscaling of all WRF hourly output temperatures from 3 to 1 km.....63

Figure 31: Map of the average temperature difference between the dynamical and statistical downscaling of WRF from 3 to 1 km over the Marlborough region, based on hourly data (positive values denote a warm bias associated with dynamical downscaling of the WRF model).....64

Figure 32: Average temperature bias between the two downscaling methods and AWS observations over the growing season (September to April), with dynamical downscaling above and statistical downscaling below.....66

Figure 33: Boxplot of the statistical indicators showing the effect of different sample sizes used for statistical downscaling. T2_NZ represents the statistical downscaling using all of the initial dataset, T2_50 used 50 %, T2_25 used 25 % and T2_05 used 5 % of the initial dataset. T2_kmeans represents the sample extracted using the K-means classification, while DYN refers to the results of the dynamical downscaling.....67

Figure 34: The location and names of automatic weather stations (AWS) over the Marlborough region operating over the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014 (indicated by large black dots).....75

Figure 35: Average bias of WRF 1 km temperatures when compared to AWS observations over the growing season. (September 2013 toApril 2014)....78

Figure 36: Hourly average bias at each AWS site during the growing season (1 September 2013 to 30 April 2014). The AWS are grouped on the basis of similar daily profiles using cluster analysis. 79

Figure 37: Monthly average bias between WRF 1 km temperatures and AWS observations during the growing season (1 September 2013 to 30 April 2014)....80

Figure 38: Mean sea level pressure anomaly patterns over New Zealand for 16 nodes derived by the SOM method based on output data from WRF at 27 km resolution over the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014. The nodes are numbered 1-16 from left to right starting at the top left. The numbers above each map represent the number and percentage frequency of occurrences of each node during the study period....81

Figure 39: Average temperature bias per SOM node at individual AWS sites based on WRF 1 km output temperatures for the study period of 1 September 2013 to 30 April 2014....82

Figure 40: Frequency of SOM nodes observed per month over the study period....83

Figure 41: Biais observés pour chaque station après correction par régression linéaire (millésime 2013-2014)....87

Figure 42: Différences de températures pour les températures minimales et maximales moyennes et de degrés-jours pour l'indice Winkler et l'indice de Huglin après correction linéaire (millésime 2013-2014)....88

Figure 43: Coefficient de détermination de l'équation de correction par type de situation atmosphérique....89

Figure 44: Indices de Winkler et de Huglin après corrections du biais par régression linéaire....90

Figure 45: Topographie et hydrologie du Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites....98

Figure 46: Capteur de température Tinytag sous abris anti-radiation installé dans la canopée dans un vignoble de la région de Saint-Émilion....100

Figure 47: Localisation des capteurs de température en rapport avec l'altitude, la pente et l'orientation (déclinée en N/S et E/O)....102

Figure 48: Répartition des capteurs du réseau de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites en fonction des caractéristiques physiques du milieu....102

Figure 49: Location and topography map of the study site around the famous appellations of Saint-Émilion and Pomerol (Bordeaux, France). Data : IGN (94165, Saint-Mandé)....111

Figure 50: Climate charts of the studied years (2012, 2013,2014) and average temperature(1980-2010) of Bordeaux-Mérignac station. Data : Météo France (94165, Saint-Mandé)....112

Figure 51: Repartition of data logger related to topography....113

Figure 52: Theoretical example of differences between regression function estimation (red) from training data (black) using MLR (left) and SVR (right)....115

Figure 53: Workflow used to compare Multiple Linear Regression (MLR) and Support Vector Regression (SVR)....116

Figure 54: RMSE distribution for both models tested over 2012, 2013 and 2014 (1st of April to the 31th of October) ; b) RMSE values over the studied years for both models (15-day moving average, 1st of April to the 31th of October)....117

Figure 55: Mapping of average of maximal daily temperature during the vegetative period over the study area by MLR and SVR models from 2012 through 2014.....119

Figure 56: Mapping of average of minimal daily temperature during the vegetative period over the study area by MLR and SVR models from 2012 through 2014.....120

Figure 57: Mapping of GDD over the study area by MLR and SVR models for three years from 2012 through 2014.....122

Figure 58: Site d'étude et réseau de 90 capteurs de température installés en 2011 par les équipes de l'INRA – Bordeaux dans les vignobles des appellations de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites 128

Figure 59: Diagrammes ombrothermiques de la normale (1980-2010) et des années 2012, 2013, 2014 et 2015 (données Météo-France, station de Bordeaux-Merignac).....129

Figure 60: Températures minimales et maximales moyennes du 01/04 au 30/09 pour les millésimes 2012, 2013, 2014 et 2015.....133

Figure 61: Cartographie de l'indice de Winkler et de Huglin pour les saisons 2012, 2013, 2014, 2015.....134

Figure 62 : Écart-type moyen de chaque pixel pour les quatre millésimes étudiés (1er janvier au 31 décembre 2012 – 2015).....135

Figure 63: a) modes spatio-temporels des températures minimales journalières identifiés par la méthode SOM pour les années 2012 à 2015. b) Occurrences mensuelles des différents patterns spatiaux.....136

Figure 64: a) modes spatio-temporels des températures maximales journalières identifiés par la méthode SOM pour les années 2012 à 2015. b) Occurrences mensuelles des différents patterns spatiaux.....137

Figure 65: Moyennes relatives des anomalies de pression en surface (par rapport à la pression moyenne sur l'Europe) et vitesse du vent moyenne (à 10 m) pour les modes des températures minimales (année 2014 à partir du modèle WRF 27 km, données journalières). La vitesse du vent sur site indique la valeur du vent moyen soufflant sur l'aire d'étude.....138

Figure 66: Moyennes relatives des anomalies de pression en surface (par rapport à la pression moyenne sur l'Europe) et vitesse du vent moyenne (à 10 m) pour les modes des températures maximales (année 2014 à partir du modèle WRF 27 km, données journalières). La vitesse du vent sur site indique la valeur du vent moyen soufflant sur l'aire d'étude.....139

Figure 67: Sites pilotes du projet LIFE ADVICLIM et indice de « growing season suitability. Source : Santos et al., 2012 d'après Quénol Grosset et al., 2014.....145

Figure 68: Indices de Winkler et de Huglin modélisés à partir des sorties EURO-CORDEX pour la période de références (1986-2005) et à moyen termes (2031-2050) et à long terme (2081-2100) pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5.....148

Figure 69: Différences moyennes des cumuls de précipitation (en mm) annuels entre la période 1986-2005 et les périodes 2031-2050 et 2081-2100 pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5.....149

Figure 70: Appellations du vignoble bordelais, d'après Bois 2007 . Source : INAO.....151

Figure 71: Valeurs moyennes de l'indice de a) Winkler et de b) Huglin sur la Gironde viticole pour la période 2031-2050.Données ALADIN.....152

Figure 72: Valeurs moyennes de l'indice de a) Winkler et de b) Huglin sur la Gironde viticole pour la période de référence 1986-2005. Données ALADIN.....152

Figure 73: Variations moyennes de degrés-jours de l'indice de a) Winkler et b) l'indice de Huglin sur la Gironde viticole pour la période 2081-2100.Données ALADIN.....153

Figure 74: Exemple de descente d'échelle appliquée sur les Tn d'une journée J.....156

Figure 75: Schéma des différentes étapes de la descente d'échelle adaptée aux scénarios de changement climatique.....157

Figure 76: modes (indiqués nodes) des a) températures minimales et b) maximales sur les appellations Saint-Émilion Pomerol et leurs satellites associés aux classes identifiées par la méthode SOM à l'échelle régionale.....158

Figure 77: a) Variabilité spatiale de l'indice de Winkler b) différence entre l'indice de Winkler moyen des scénarios RCP 4.5 et 8.5 pour l'horizon moyen (2031-2050) et l'horizon lointain (2081-2100) et l'indice Winkler moyen de la période de référence (1986-2005) sur les appellations Saint-Émilion Pomerol et leurs satellites.....159

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Modèles climatiques, résolutions spatiales , échelles et domaines d'application, d'après Quénol et al.,2014....18

Tableau 2: Classification des différents climats viticoles, d'après Winkler, 1962....32

Tableau 3: Classification des zones viticoles basée sur les valeurs de l'Indice de Huglin (Tonietto et Carbonneau, 2004)....33

Tableau 4: Sommes thermiques (F*), basées sur le Grapevine Flowing Veraison model (GFV), pour lesquelles les principaux cépages rouges du Bordelais atteignent la floraison et la véraison (Parker et al., 2011)....33

Tableau 5: Classification des zones viticoles basée sur l'indice de fraîcheur des nuits (Tonietto et Carbonneau, 2004)....34

Tableau 6: Fiche technique descriptive des différentes grilles de WRF utilisée pour la modélisation climatique dans les vignobles de Marlborough....47

Tableau 7: Températures moyennes optimales (octobre à avril) pour les principaux cépages de Marlborough, d'après Jones (2006, 2007)....53

Tableau 8: Différences entre valeurs mesurées par le réseau de stations installé dans les vignobles de Marlborough et les valeurs modélisées par le modèle WRF pour le millésime 2013-2014....54

Tableau 9: Statistical analysis of the difference between observed temperatures from the 18 AWS and modelled temperatures obtained using dynamical and statistical downscaling from 3 to 1 km..65

Tableau 10: Statistical analysis of the difference between observed temperatures from the 18 AWS and modelled temperatures obtained using WRF 1 km outputs....77

Tableau 11: Elevation at AWS location and elevation used by WRF in themodeling process. The rigth column is the difference between WRF and realelevation....77

Tableau 12: Summary of bias analysis associated with the nodes created by the SOM method. The number of "+"s indicate the intensity. "*" means no synoptic wind direction and "NB" mean that no significant bias was observed....82

Tableau 13: Indicateurs statistiques de la qualité de la modélisation avant et après correction par régression linéaire (validation croisée « leave-one-out »)....87

Tableau 14: Descriptif technique constructeur du capteur de température Tinytag Talk 2. Source : Gemini....99

Tableau 15 : SVM and MLR model comparison with measured values of statistical indicators....118

Tableau 16: Évaluation de la qualité du modèle SVR sur les températures minimales et maximales journalières (01/04 au 30/04) par des indicateurs statistiques pour les quatre années étudiées. Source : Le Roux et al., 2017....131

Tableau 17: Indicateurs statistiques de l'amplitude thermique spatiale (différence entre le capteur le plus chaud et le capteur le plus froid au pas de temps journalier) pour les quatre années étudiées (01/01/2012 au 31/12/2015)....135

Tableau 18: Liste des organismes, modèles globaux et modèles régionaux mobilisés dans le projet Eurocordex....146

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION GÉNÉRALE....1

PREMIÈRE PARTIE : CONTEXTE DE L'ÉTUDE....5

CHAPITRE 1 : Observation et modélisation du climat dans un contexte de changement climatique....7

1.1Le fonctionnement du climat....7

1.2Les échelles du climat....11

1.3Les réseaux de mesures et les modèles climatiques....12

1.4Modélisation du changement climatique....18

1.5Conclusion....24

CHAPITRE 2 : La filière viticole dans un contexte de changement climatique....25

2.1Généralités....25

2.2Rôle de l'environnement sur la phénologie de la vigne....27

2.3Interaction vigne-climat....29

2.4Les indices bioclimatiques....31

2.5Limites thermiques de la culture de la vigne....34

2.6Changement climatique et viticulture....35

2.7Conclusion....37

SECONDE PARTIE : MODÉLISATION DYNAMIQUE À MÉSO-ÉCHELLE....41

CHAPITRE 3 : Approche méthodologique de la modélisation dynamique en contexte viticole..43

3.1Viticulture en Nouvelle-Zélande....43

3.2Modélisation et mesure agroclimatiques dans les vignobles Néo-Zélandais....45

CHAPITRE 4 : Application de modèle climatique à haute résolution pour l'étude de la variabilité climatique d'une région viticole....49

4.1Modélisation des indices bioclimatiques à méso-échelle....49

4.2Limites de la modélisation des indices bioclimatiques....53

4.3Conclusion....54

CHAPITRE 5 : Modélisation dynamique du climat avec descente d'échelle statistique....57

5.1Évaluation d'une méthode de descente d'échelle statistique....57

5.2Article : Comparison of statistical and dynamical downscaling results from the WRF model....58

5.3Introduction....58

5.4Methodology....59

5.5Results....63

5.6Discussion and conclusion....67

5.7Conclusion....69

CHAPITRE 6 : Incertitudes des modèles climatiques dynamiques....71
6.1Analyse spatio-temporelle des biais du modèle WRF....71
6.2Article : Analysis of spatio-temporal bias of WRF temperatures based on weather pattern classification....73
6.3Introduction....73
6.4Methods....74
6.5Results....76
6.6Discussion and conclusion....84
6.7Correction linéaire du biais de WRF....86
6.8Conclusion....91
TROISIÈME PARTIE : MODÉLISATION STATISTIQUE À L'ÉCHELLE LOCALE....95
CHAPITRE 7 : Modélisation locale des températures : Approche méthodologique....97
7.1Contexte géographique et historique de la viticulture à Saint-Émilion....97
7.2Réseaux de mesures dans les appellations Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites....99
7.3Les modèles de spatialisation des températures a l'échelle locale....103
7.4Conclusion....105
CHAPITRE 8 : Comparaison de deux modèles statistiques de spatialisation des températures. 107
8.1Résumé étendu....107
8.2Article : Comparison of two fine scale spatial models for mapping temperatures inside winegrowing areas....108
8.3Introduction....108
8.4Materials and Methods....111
8.5Results....116
8.6Discussion and conclusion....122
CHAPITRE 9 : Application de la modélisation statistique pour l'étude de la variabilité locale des températures....125
9.1Analyse multi scalaire de la variabilité spatiale et temporelle des températures à l'échelle d'un terroir viticole....125
9.2Introduction....126
9.3Matériels et méthodes....127
9.4Discussion et conclusion....139
QUATRIÈME PARTIE : MODÉLISATION MULTISCALAIRE DU CLIMAT DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE....143
CHAPITRE 10 : Modélisation du changement climatique à méso-échelle....145
10.1Projections climatiques sur des vignobles européens....145
10.2Projections climatiques à l'échelle de la gironde viticole....151
10.3Conclusion....154
CHAPITRE 11 : Modélisation du changement climatique à l'échelle locale....155
11.1Descente d'échelle régionale vers l'échelle locale....155

11.2Modélisation locale des scénarios du changement climatique....157
11.3Variabilité locale du climat dans le contexte du changement climatique....157
11.4Conclusion....160

DISCUSSION, CONCLUSION ET PERSPECTIVES....165

BIBLIOGRAPHIE....169

LISTE DES FIGURES....187

LISTE DES TABLEAUX....193

TABLE DES MATIÈRES....195

MODÉLISATION CLIMATIQUE À L'ÉCHELLE DES TERROIRS VITICOLES DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENT CLIMATIQUE

Résumé

À l'échelle d'un terroir viticole, le climat présente des variations significatives et joue un rôle important sur les caractéristiques des vins produits. L'adaptation de la filière viticole au changement climatique en cours nécessite la connaissance de l'évolution du climat à l'échelle locale. Cette étude vise à intégrer cette échelle dans les projections climatiques en se basant sur l'utilisation combinée de modèles dynamiques et géostatistiques. Dans un premier temps, l'utilisation d'un modèle climatique régional à haute résolution (1 km) dans les vignobles de Marlborough (Nouvelle-Zélande) a permis de cartographier les températures d'une région viticole. Les limites et les incertitudes de l'utilisation de ce type de modèle, notamment pour la représentation des variations thermiques les plus locales, ont également été étudiées. Par l'utilisation des données issues d'un réseau dense de capteurs de température, une seconde étape a consisté au développement d'un modèle statistique non linéaire permettant une cartographie fine des températures sur les appellations Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites. Enfin une méthode d'intégration de l'échelle locale dans les projections de changement climatique est proposée, associant modèles dynamiques et modèles géostatistiques. Cette thèse a mis en évidence que l'utilisation simultanée de différentes méthodes de modélisation des températures peut représenter une piste intéressante pour pallier aux manques qu'elles peuvent représenter individuellement et limiter ainsi l'incertitude.

Mots clés : Modélisations climatiques, échelles fines, vignobles, changement climatique

CLIMATE MODELING AT VINEYARD SCALE IN A CLIMATE CHANGE CONTEXT

Abstract

At vineyard scale, climate variability can be significant in magnitude and play a key role in vine and wine characteristics. Adaptation of viticulture to climate change requires knowledge about future fine-scale climate evolution. This study aims to integrate local scale in future climate projections, coupling dynamic and statistical modelling. A first step consisted in producing temperature maps at 1 km resolution using WRF in a vineyard area (Marlborough, New-Zealand) and evaluating model uncertainties. It revealed that dynamical models do not represent well local climate variations. Using a high density temperature data logger network, the second part is dedicated to developing a non-linear statistical model to map temperature at very fine scale in famous sub-appellations of the Bordeaux vineyard area (Saint-Émilion). Following, a method, coupling dynamical and statistical modelling, is proposed to integrate local scale in climate change projections. This thesis highlights that using simultaneously statistical and dynamical models can be an approach to reduce model uncertainties.

Keywords : Climate modeling, fines scales, vineyards, climate change

Laboratoire LETG, UMR 6554 CNRS
Université Rennes 2
Place du recteur Henri Le Moal
35043 RENNES cedex, France